ВСТУП

Актуальність теми. Еволюція систем мобільного зв’язку є трансформаційним процесом, що докорінно змінює глобальні комунікації та цифрову економіку. Постійне зростання попиту на високі швидкості передачі даних, велику ємність мереж та надійність з'єднання стимулює перехід від сучасних стандартів 4G до розгортання мереж 5G та розробки концептуальних основ майбутнього покоління 6G. Центральним елементом цього прогресу є концепція багатовимірності, яка використовує складні антенні технології та нові частотні діапазони (міліметрові та терагерцові хвилі) для оптимізації використання обмеженого спектру та підвищення якості сигналу.

Однак впровадження таких технологій, як Massive MIMO, FD-MIMO та терагерцовий зв'язок, створює значні виклики: складність апаратного забезпечення, значні втрати поширення на високих частотах та високу обчислювальну складність алгоритмів обробки сигналів. За таких умов завдання оптимізації прийому багатовимірних сигналів стає критично важливим для забезпечення заявлених показників продуктивності мереж наступного покоління, що і визначає актуальність теми дослідження.

Мета і завдання дослідження. Метою магістерської роботи є аналіз методів оптимізації прийому багатовимірних сигналів у мобільних системах 5G/6G для підвищення пропускної здатності та надійності зв'язку.

Для досягнення поставленої мети було визначено такі **завдання**:

1. Дослідити архітектурні та технологічні засади систем 5G/6G, включаючи еволюцію поколінь та мережеві парадигми SBA, SDN/NFV.

2. Проаналізувати математичні моделі багатовимірних сигналів на основі тензорної алгебри та теоретичні моделі завад у складних радіоканалах.

3. Оцінити ефективність існуючих алгоритмів детекції (лінійних, нелінійних та гібридних) в умовах систем Massive MIMO.

4. Вивчити методи децентралізованого прийому (CoMP, Cell-free Massive MIMO) та перспективні технології 6G, такі як IRS та голографічне MIMO, як засоби оптимізації прийому.

5. Розглянути застосування методів машинного навчання для інтелектуальної адаптації параметрів прийому до динамічних умов середовища.

Об’єкт дослідження — процеси передачі та прийому багатовимірних сигналів у мобільних телекомунікаційних системах наступних поколінь.

Предмет дослідження — алгоритми детекції, архітектурні рішення та інтелектуальні методи обробки сигналів, спрямовані на оптимізацію характеристик прийому в мережах 5G та 6G.

Наукова новизна результатів полягає в удосконаленні тензорного представлення сигналів, розробці гібридних стратегій детектування (MMSE-SIC) та формалізації принципів роботи «розумного радіосередовища» на основі IRS та Cell-free Massive MIMO.

Практична цінність роботи полягає в можливості зниження обчислювальних витрат приймачів, підвищенні надійності зв'язку для критичних сервісів реального часу та створенні адаптивних систем обробки сигналів, здатних автономно налаштовуватися під умови каналу.

1 АРХІТЕКТУРНІ ТА ТЕХНОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ МОБІЛЬНИХ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМ 5G/6G

1.1 Еволюція мобільних телекомунікаційних систем до 5G/6G та ключові технічні характеристики

Еволюція систем мобільного зв'язку була трансформаційним процесом, який революціонізував глобальні комунікації, комерцію та повсякденне життя. Починаючи з появи аналогової передачі голосу, ці системи поступово розвивалися, щоб задовольнити постійно зростаючий попит на швидшу передачу даних, більшу ємність та надійніше з'єднання. Від 1G до сучасного 4G кожне покоління впроваджувало новаторські технологічні інновації, які заклали основу для майбутніх розробок. Оскільки ми стоїмо на порозі ери 5G та дивимося в напрямку можливостей 6G, розуміння цієї еволюції та ключових технологічних характеристик цих систем наступного покоління є життєво важливим. У підрозділідосліджується перехід від ранніх аналогових систем до сучасних цифрових мереж та розглядаються основні технологічні особливості, що визначають 5G, та очікувані досягнення 6G, ілюструючи, як ці інновації формують майбутнє глобального зв'язку [1].

Процес трансформації мобільних комунікацій від появи перших аналогових систем до формування сучасних цифрових екосистем відображає невпинне прагнення до збільшення пропускної здатності та покращення якості обслуговування. Кожне нове покоління впроваджувало фундаментальні інновації, які ставали базисом для подальшого технологічного розвитку.

Узагальнена хронологія еволюції мобільних мереж із зазначенням їхніх ключових технічних характеристик та сервісів наведена на рисунку 1.1.

Як видно з рисунка 1.1, якщо ранні покоління (1G–2G) зосереджувалися переважно на голосових послугах та базовій передачі повідомлень , то починаючи з 3G та 4G фокус змістився на мобільний широкосмуговий доступ. Сучасний етап розгортання мереж 5G та розробка концепції 6G знаменують перехід до

багатовимірних систем із наднизькою затримкою, масовим підключенням пристроїв та інтеграцією штучного інтелекту. Це дозволяє не лише підвищити швидкість передачі даних до терабітних значень, а й забезпечити підтримку критично важливих застосунків реального часу.



Рис. 1.1 Еволюція поколінь мобільного зв'язку: від аналогової передачі голосу (1G) до інтелектуальних мереж майбутнього (6G)

Шлях мобільних телекомунікацій розпочався з розгортання 1G, першого покоління бездротових технологій, які використовували аналогові сигнали для передачі голосового зв'язку. Ці ранні системи були обмеженими за потужністю, схильними до перешкод і пропонували низьку якість голосу, що обмежувало їхню зручність використання та масштабованість. Поява 2G ознаменувала собою кардинальний зсув, впровадивши методи цифрової модуляції, такі як GSM (Глобальна система мобільного зв'язку), які значно покращили чіткість голосу та дозволили передачу SMS (служба коротких повідомлень) та базових послуг передачі даних. Цей цифровий перехід не тільки покращив якість дзвінків, але й підвищив безпеку та ефективність використання спектру. Переходячи в еру 3G, мобільні мережі досягли вищих швидкостей передачі даних, полегшивши доступ до мобільного Інтернету, відеодзвінки та мультимедійні повідомлення, тим самим перетворивши мобільні пристрої на універсальні засоби зв'язку. Подальший розвиток мереж 4G, зокрема LTE (довгострокова еволюція), значно збільшив

пропускну здатність даних, забезпечивши швидкості, подібні до широкосмугового зв'язку, на мобільних пристроях, підтримуючи потокове відео високої чіткості, хмарні обчислення та ігри в реальному часі. Ці послідовні технологічні досягнення були підкріплені інноваціями в дизайні радіоінтерфейсів, схемах модуляції та архітектурі мережі, кожне з яких базується на попередньому поколінні, щоб задовольнити зростаючий попит на дані та зв'язок.

Розгортання мереж 5G представляє набір новаторських технічних функцій, розроблених для задоволення різноманітних потреб сучасного суспільства та промисловості. Найголовнішою серед них є обіцянка значного збільшення швидкості передачі даних — до 10 гігабіт на секунду — у поєднанні з наднизькою затримкою, часто менше 1 мілісекунди, що є критично важливим для застосувань реального часу, таких як автономні транспортні засоби, дистанційні операції та доповнена реальність. Для досягнення цих показників продуктивності 5G використовує передові антенні технології, такі як масивний множинний вхід/вихід (MIMO), який розгортає сотні антен на базових станціях для одночасного обслуговування кількох користувачів, тим самим збільшуючи пропускну здатність та спектральну ефективність. Технологія формування променя додатково уточнює фокусування сигналу, покращуючи покриття та зменшуючи перешкоди, особливо в густонаселених міських районах. Крім того, 5G запроваджує сегментацію та віртуалізацію мережі, що дозволяє операторам створювати кілька віртуальних мереж на одній фізичній інфраструктурі, адаптованій до конкретних послуг або галузей — від пристроїв Інтернету речей на розумних фабриках до потокового передавання високої чіткості. Ця гнучка архітектура дозволяє оптимізувати розподіл ресурсів, покращити безпеку та швидко адаптуватися до змінних потреб користувачів. У сукупності ці функції роблять 5G універсальною платформою, здатною підтримувати величезну екосистему взаємопов'язаних пристроїв та програм [2].

За межами 5G, концептуальна основа 6G передбачає ще більш революційні технічні можливості, які ще більше переосмислять бездротовий зв'язок. Хоча 6G все ще перебуває на початковій стадії розвитку, очікується, що він забезпечить

швидкість передачі даних, що перевищує 1 терабіт на секунду, що дозволить миттєво обмінюватися величезними наборами даних та підтримувати такі захопливі враження, як голографічний зв'язок та цифрові двійники. Одним з найпомітніших гіпотетичних досягнень є використання терагерцових (THz) частотних діапазонів, які обіцяють безпрецедентну пропускну здатність та спектральну ефективність, що дозволяє здійснювати надшвидкісні передачі на короткі відстані. Це сприятиме появі нових застосувань, що потребують величезної пропускної здатності даних, таких як голографія 8K у реальному часі або повсюдне середовище віртуальної реальності. Крім того, очікується, що інтеграція штучного інтелекту (ШІ) у мережі 6G забезпечить автономне управління мережею, прогнозне обслуговування та контекстно-залежні послуги, що зробить саму мережу розумнішою та більш адаптивною. Алгоритми на основі ШІ можуть динамічно оптимізувати розподіл ресурсів, покращити протоколи безпеки та сприяти безперебійній сумісності між різними пристроями та платформами. Як поєднання передових матеріалів, квантових обчислень та інтелектуальних систем, 6G прагне створити гіперпов'язану екосистему, яка безперешкодно інтегрує людину, машину та середовище, прокладаючи шлях для інновацій, які наразі виходять за межі нашої уяви.

Хоча технологічний прогрес 5G та очікувані функції 6G обіцяють вражаючі переваги, їх розгортання створює значні проблеми, які необхідно вирішити. Однією з найважливіших проблем є розподіл та управління спектром; оскільки бездротовий зв'язок залежить від певних смуг частот, ефективний розподіл цього обмеженого ресурсу між різними користувачами та послугами стає дедалі складнішим. Координація прав на спектр, уникнення перешкод та забезпечення справедливого доступу вимагають складних регуляторних баз та міжнародної співпраці. Крім того, вимоги до інфраструктури для розгортання мереж наступного покоління є суттєвими. Побудова щільної мережі малих стільникових мереж, модернізація існуючих базових станцій та встановлення передових антенних систем тягнуть за собою величезні витрати та логістичні міркування, особливо у сільській місцевості або недостатньо обслуговуваних районах. Ці витрати можуть бути перешкодою для

широкого впровадження, особливо для країн, що розвиваються. Більше того, оскільки мережі стають більш взаємопов'язаними та орієнтованими на дані, забезпечення безпеки та конфіденційності стає дедалі важливішим. Поширення пристроїв Інтернету речей, автономних систем та хмарних сервісів розширює поверхню атаки для кіберзагроз. Захист конфіденційних даних та підтримка довіри користувачів вимагають надійного шифрування, постійного моніторингу та комплексних протоколів безпеки. Балансування інновацій з безпекою та управління фінансовим та логістичним навантаженням є життєво важливими кроками для реалізації повного потенціалу технологій 5G та 6G.

Поява 5G та перспективний розвиток 6G готові глибоко вплинути на суспільство та промисловість у багатьох сферах. У сфері комунікацій ці мережі сприятимуть безперебійному, високошвидкісному з'єднанню, що дозволить миттєво обмінюватися інформацією та сприяти глобальній співпраці. Такі сектори, як охорона здоров'я, отримають величезну користь; телемедицина, дистанційні операції та пристрої моніторингу здоров'я стануть більш надійними та доступними, покращуючи результати лікування пацієнтів. Транспортна та виробнича галузі зазнають трансформаційних змін завдяки автономним транспортним засобам, розумній логістиці та автоматизації Industry 4.0, що призведе до підвищення ефективності та безпеки. Розгортання розумних міст, що працюють на взаємопов'язаних датчиках та пристроях Інтернету речей, оптимізує міські послуги, такі як управління дорожнім рухом, розподіл енергії та громадська безпека, роблячи міста більш сталими та зручними для життя. Автономні системи, що керуються наднадійним зв'язком з низькою затримкою, підтримуватимуть такі інновації, як доставка дронами та інтелектуальна інфраструктура. Однак ці досягнення також викликають занепокоєння суспільства. Збільшення зв'язку та збору даних може покращити можливості спостереження, що призведе до проблем конфіденційності та потенційного зловживання особистою інформацією. Балансування технологічного прогресу з етичними міркуваннями та захистом конфіденційності даних матиме вирішальне значення, оскільки суспільство орієнтується в цій новій ері гіперпідключеного життя. Зрештою, хоча 5G та 6G пропонують обіцянку

безпрецедентних суспільних переваг, вони також вимагають пильної уваги до безпеки, конфіденційності та рівного доступу [3].

Еволюція від 1G через 4G до нових бездротових систем 5G та майбутніх 6G відображає невпинне прагнення до швидших, надійніших та універсальніших комунікаційних технологій. Кожне покоління спиралося на інновації свого попередника — переходячи від аналогової передачі голосу до цифрової модуляції, високошвидкісного широкосмугового доступу, а тепер і до наднизької затримки, масового підключення та інтелектуальних мереж. Ключові технічні характеристики 5G, такі як підвищена швидкість передачі даних, масивний MIMO та сегментація мережі, є прикладом досягнень, розроблених для задоволення різноманітних потреб сучасного суспільства та промисловості. Заглядаючи в майбутнє, 6G обіцяє новаторські можливості, такі як терагерцова пропускна здатність, управління мережею на основі штучного інтелекту та захопливий досвід, хоча на цьому етапі він залишається значною мірою концептуальним. Однак перехід до цих мереж наступного покоління не обходиться без труднощів, включаючи управління спектром, витрати на інфраструктуру та проблеми безпеки. Незважаючи на ці перешкоди, суспільний та промисловий вплив готовий бути трансформаційним — переосмислити охорону здоров'я, транспорт, міське життя тощо — а також вимагати ретельного врахування питань конфіденційності та етики. Оскільки ми стоїмо на порозі нової ери зв'язку, постійні інновації в поєднанні зі стратегічним регулюванням та заходами безпеки будуть важливими для використання повного потенціалу 5G та 6G, формуючи більш пов'язане, ефективне та інтелектуальне майбутнє.

1.2 Архітектура мереж 5G/6G (5GC, SBA, RAN, SDN/NFV)

Еволюція мереж бездротового зв'язку від 4G до 5G і далі революціонізувала способи передачі, обробки та управління даними в різних секторах. Центральним елементом цієї трансформації є розробка складних мережевих архітектур, які підкреслюють гнучкість, масштабованість та інтелект. Архітектура мережі 5G

впроваджує нову парадигму з 5G Core (5GC), яка фундаментально перевизначає те, як проектуються та керуються мережеві функції. Доповнює це сервісно-орієнтована архітектура (SBA) – модульний підхід, який сприяє швидкому розгортанню послуг та динамічному управлінню мережею. Крім того, інтеграція мережі радіодоступу (RAN) з основними функціями підвищує загальну ефективність мережі та взаємодію з користувачем. З огляду на 6G, очікується, що архітектура включатиме передові технології, такі як штучний інтелект (AI), віртуалізація мережевих функцій (NFV) та програмно-визначені мережі (SDN), спрямовані на створення надчутливого, інтелектуального та безпечного середовища зв'язку. У підрозділідосліджуються основи архітектури мережі 5G, ключові ролі SDN та NFV, а також очікувана еволюція до 6G, висвітлюючи інновації та виклики, пов'язані з цими розробками.

Фундаментальні елементи архітектури мережі 5G зосереджені навколо ядра 5G (5GC), яке замінює традиційне монолітне ядро гнучким, хмарним дизайном, що підтримує широкий спектр послуг. 5GC складається з ключових компонентів, таких як функція керування доступом та мобільністю (AMF), функція керування сеансами (SMF), функція площини користувача (UPF) та функція мережевого репозиторію (NRF), серед інших. Ці елементи працюють злагоджено, забезпечуючи безперебійну мобільність, підвищену безпеку та високу пропускну здатність даних. Значною інновацією в архітектурі 5G є впровадження сервісно-орієнтованої архітектури (SBA), яка відрізняється від традиційних, орієнтованих на пристрої мережевих моделей, дозволяючи мережевим функціям взаємодіяти через стандартизовані API. Ця модульна конструкція дозволяє швидке розгортання нових послуг, легше обслуговування та динамічне сегментування мережі, де кілька віртуальних мереж працюють на спільній фізичній інфраструктурі для задоволення потреб конкретних користувачів або програм. Інтеграція RAN з основною мережею ще більше підвищує продуктивність, забезпечуючи централізоване керування та координацію, особливо в масивних технологіях MIMO та формування променя 5G, які покращують покриття та пропускну здатність. Наприклад, ініціатива Open RAN ілюструє, як гнучкі архітектури RAN забезпечують сумісність між різними

постачальниками, сприяючи інноваціям та знижуючи витрати. Разом ці компоненти утворюють цілісну архітектуру, яка підтримує високу продуктивність, гнучкість та масштабованість, яких потребують сучасні бездротові додатки.

Перехід до архітектури 5G Core (5GC) ознаменував відмову від традиційних монолітних рішень на користь хмарного дизайну, що базується на принципах модульності та масштабованості. Ключовим елементом цієї трансформації є впровадження сервісно-орієнтованої архітектури (SBA), де кожна мережева функція діє як незалежний сервіс.

Загальна структура архітектури мережі 5G, що поєднує принципи SBA з технологіями програмно-визначених мереж (SDN) та віртуалізації (NFV), представлена на рисунку 1.2.

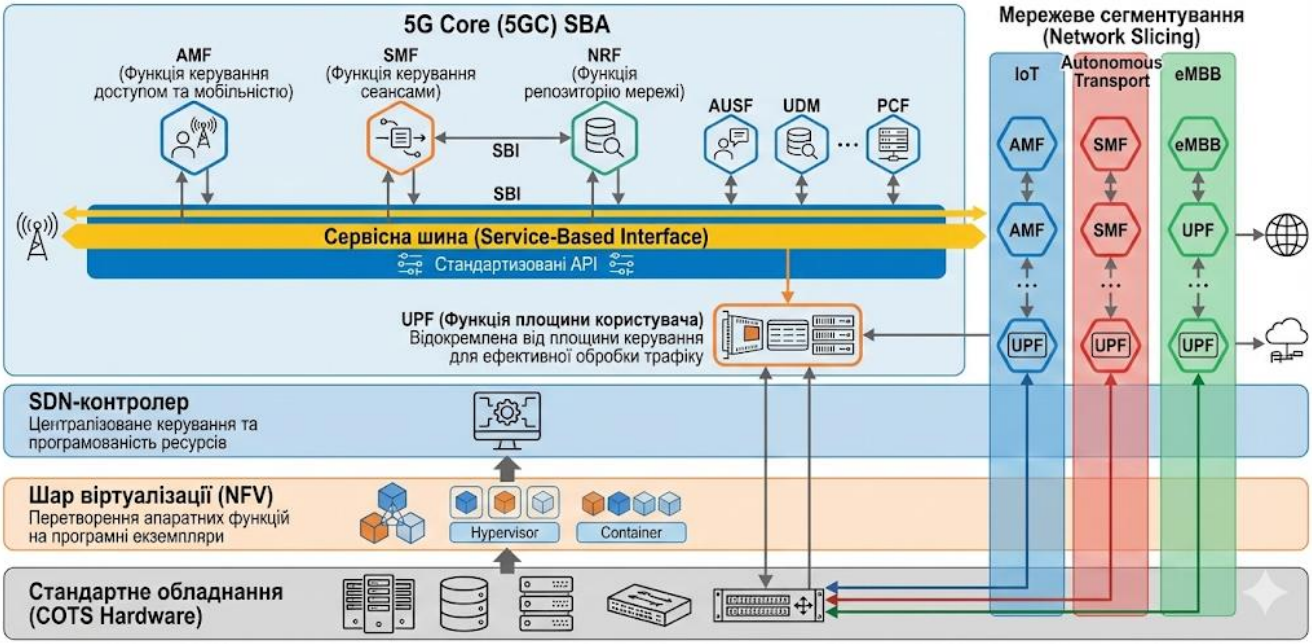


Рис. 1.2 Концептуальна модель архітектури 5G/6G на основі SBA та SDN/NFV

Як показано на рисунку 1.2, використання SDN дозволяє відокремити площину керування від площини передачі даних, забезпечуючи динамічний розподіл ресурсів у реальному часі. Водночас технологія NFV забезпечує запуск мережевих функцій на стандартному обладнанні, що значно прискорює розгортання нових послуг та знижує капітальні витрати операторів. Така архітектурна гнучкість є критично важливою для реалізації механізму

сегментування мережі (Network Slicing), що дозволяє адаптувати параметри зв'язку під конкретні вимоги користувачів.

Розгортання програмно-визначених мереж (SDN) та віртуалізації мережевих функцій (NFV) являє собою трансформаційний підхід до управління мережами 5G та майбутніми 6G. SDN забезпечує централізовану площину керування, яка відокремлює логіку керування мережею від функцій пересилання даних, що дозволяє динамічне, програмоване керування мережевими ресурсами. Ця можливість є критично важливою в середовищі 5G, де необхідні коригування в режимі реального часу для обробки коливань навантаження трафіку та впровадження таких політик, як безпека та якість обслуговування (QoS). Наприклад, контролери SDN можуть динамічно перенаправляти трафік, ізолювати сегменти мережі для безпеки або розподіляти пропускну здатність на основі пріоритетів додатків. NFV доповнює SDN, віртуалізуючи традиційні апаратні мережеві функції, такі як брандмауери, балансувальники навантаження та шлюзи, у програмні екземпляри, що працюють на стандартному обладнанні. Ця віртуалізація значно підвищує масштабованість та гнучкість, дозволяючи мережевим операторам швидко розгортати та оновлювати послуги без необхідності значних змін фізичної інфраструктури. Синергія між SDN та NFV особливо важлива для мережевого сегментування, де створюються ізольовані віртуальні мережі з адаптованими ресурсами для обслуговування різноманітних програм, таких як автономні транспортні засоби, Інтернет речей або доповнена реальність. Ці технології забезпечують ефективніше використання ресурсів, швидше надання послуг та спрощене управління мережею, що створює основу для високоадаптивної та стійкої екосистеми 5G/6G [4].

Заглядаючи в майбутнє 6G, мережева архітектура готова до революційних досягнень, які вийдуть за межі можливостей 5G. Очікувані функції включають інтеграцію штучного інтелекту та машинного навчання для забезпечення автономної роботи мережі, прогнозного обслуговування та інтелектуального розподілу ресурсів. Ці вдосконалення спрямовані на досягнення наднизької затримки — потенційно менше однієї мілісекунди — для підтримки таких програм,

як тактильний інтернет, голографічний зв'язок та повністю автономні системи. Ймовірно, з'являться нові архітектурні компоненти, такі як інтелектуальні крайові вузли, здатні обробляти дані локально, зменшуючи затримку та полегшуючи навантаження на основну мережу. Крім того, структура 6G включатиме більш складні заходи безпеки, використовуючи методи виявлення загроз на основі штучного інтелекту та квантового шифрування. Незважаючи на ці перспективні розробки, необхідно вирішити численні проблеми, включаючи забезпечення сумісності між різними технологіями, захист конфіденційності користувачів та управління зростаючою складністю мереж на базі штучного інтелекту. Можливості для створення гнучкої, адаптивної та інтелектуальної інфраструктури, яка може передбачати потреби користувачів та проактивно реагувати, є безліч. Еволюція до 6G являє собою не просто поступове оновлення, а зміну парадигми до повністю взаємопов'язаного, керованого штучним інтелектом всесвіту, де комунікації безперешкодно інтегруються в кожен аспект повсякденного життя та промисловості, сприяючи інноваціям та економічному зростанню.

Оскільки еволюція від 5G до 6G обіцяє безпрецедентні можливості, забезпечення безперешкодної сумісності та інтеграції між різноманітними мережевими системами стає все більш важливим. Досягнення цього вимагає комплексних підходів, які сприяють безперебійному зв'язку між застарілими мережами 5G та новою інфраструктурою 6G. Одна з фундаментальних стратегій включає впровадження відкритих стандартів та інтерфейсів прикладного програмування (API). які служать універсальними мовами, що дозволяють обладнанню та програмному забезпеченню різних постачальників гармонійно працювати. Відкриті стандарти, такі як розроблені в рамках проекту партнерства третього покоління (3GPP) та ініціатив взаємодії наступного покоління (NGI), сприяють взаємодії шляхом встановлення спільних протоколів та форматів даних, тим самим зменшуючи прив'язку до постачальника та сприяючи конкурентній екосистемі. API забезпечують динамічну взаємодію між різними компонентами мережі, полегшуючи такі функції, як сегментація мережі, спільний доступ до ресурсів та оркестрація послуг протягом поколінь. Архітектурні рішення, прийняті

сьогодні, такі як використання модульних, програмно-орієнтованих конструкцій, безпосередньо впливають на глобальну зв'язність та сумісність пристроїв. Наприклад, гнучкі та стандартизовані інтерфейси дозволяють пристроям безперебійно працювати в різних мережах, мінімізуючи фрагментацію та забезпечуючи однаковий користувацький досвід у всьому світі. Крім того, інтеграція периферійних обчислень та хмарних архітектур підвищує взаємодію послуг, підтримуючи справді взаємопов'язану екосистему, де дані та програми можуть легко передаватись незалежно від відмінностей в інфраструктурі. Ці стратегії разом прокладають шлях до єдиного, стійкого та універсально доступного комунікаційного середовища, яке усуває розрив між сучасними та майбутніми бездротовими технологіями. Хоча технологічний прогрес у 5G та 6G обіцяє трансформаційні переваги, він також створює складні проблеми безпеки та конфіденційності, які необхідно проактивно вирішувати в рамках мережевої архітектури.

З архітектурної точки зору, інтеграція надійних заходів безпеки безпосередньо в основні компоненти, такі як 5G Core (5GC) та майбутні фреймворки 6G, є важливою. Це включає вбудовування шифрування, протоколів автентифікації та систем виявлення вторгнень на кількох рівнях для захисту цілісності даних та запобігання зловмисним атакам. Використання SDN та NFV ще більше підвищує безпеку, забезпечуючи динамічне забезпечення безпеки; наприклад, контролери SDN можуть швидко переналаштовувати мережеві шляхи для ізоляції скомпрометованих сегментів, тоді як NFV дозволяє швидке розгортання функцій безпеки, таких як віртуальні брандмауери та служби зменшення загроз. Ці можливості сприяють реагуванню на загрози, що розвиваються, у режимі реального часу, створюючи стійкий захисний механізм, адаптований до різних векторів атак. Однак підвищена програмованість мережі та обмін даними створюють значні проблеми конфіденційності. Гнучка, програмно-орієнтована природа SDN/NFV означає, що конфіденційні дані користувачів можуть бути вразливими до порушень, якщо вони не захищені належним чином, а поширення взаємопов'язаних пристроїв збільшує поверхню для атаки. Відповідно, в архітектуру необхідно інтегрувати

методи збереження конфіденційності, такі як анонімізація даних, безпечні багатосторонні обчислення та управління ідентифікацією на основі блокчейну. Балансування безпеки з правами на конфіденційність залишається критичним завданням, що вимагає постійних інновацій та пильного нагляду для захисту індивідуальних даних, одночасно забезпечуючи повний потенціал мереж наступного покоління [5].

На завершення, еволюція архітектури бездротової мережі від 5G до 6G означає зміну парадигми в бік високогнучких, інтелектуальних та взаємопов'язаних систем. Основою успіху 5G є його інноваційна архітектура 5G Core (5GC) та сервісно-орієнтована архітектура (SBA), які сприяють модульному, масштабованому та динамічному розгортанню послуг. Інтеграція SDN та NFV ще більше революціонізувала управління мережею, забезпечивши програмовані, віртуалізовані та ресурсоефективні середовища, формуючи основу для розширених функцій, таких як сегментація мережі. У майбутньому 6G прагне розвивати ці інновації за допомогою інтеграції штучного інтелекту, наднизької затримки та інтелектуальних периферійних обчислень, хоча також стикається з проблемами, пов'язаними з сумісністю та безпекою. Забезпечення безперебійної взаємодії між різними поколіннями мереж за допомогою відкритих стандартів та API матиме вирішальне значення для глобального підключення та сумісності пристроїв. Одночасно, вирішення проблем безпеки та конфіденційності – шляхом вбудовування надійних архітектур безпеки та механізмів збереження конфіденційності – є важливим для захисту користувачів та підтримки довіри до цих мереж, що розвиваються. Оскільки ці технології продовжують розвиватися, вони обіцяють створити майбутнє, де комунікаційні мережі будуть не лише швидшими та надійнішими, але й розумнішими, безпечнішими та більш інклюзивними, стимулюючи інновації в усіх секторах суспільства.

1.3 Багатовимірність у 5G/6G: принципи MIMO, massive MIMO, FD-MIMO, mmWave/THz

Еволюція технологій бездротового зв'язку започаткувала еру безпрецедентного зв'язку, зумовлену зростаючим попитом на високі швидкості передачі даних, широке покриття та надійні послуги. Центральним елементом цього прогресу є концепція багатовимірності в мережах 5G та нових мережах 6G, яка використовує складні антенні технології для оптимізації використання спектру та якості сигналу. Серед цих інновацій ключову роль відіграють багатоканальні входи-виходи (MIMO) та їх вдосконалені варіанти, такі як масивний MIMO та повнорозмірний MIMO (FD-MIMO), а також міліметрові хвилі (mmWave) та терагерцові (THz) частоти. Ці технології утворюють основу сучасних бездротових систем, забезпечуючи просторове мультиплексування, формування променя та роботу на високих частотах, тим самим сприяючи реалізації багатовимірних мережевих архітектур. У підрозділідосліджуються фундаментальні принципи MIMO, вдосконалення, що з'являються завдяки масивному MIMO, а також архітектурні та функціональні нюанси FD-MIMO, пояснюючи, як ці принципи лежать в основі багатовимірних можливостей бездротових мереж наступного покоління.

В основі передового бездротового зв'язку лежить технологія множинних входів та виходів (MIMO), яка принципово передбачає використання кількох антен як на передавачі, так і на приймачі. Основний принцип MIMO полягає у використанні просторового виміру бездротових каналів, що дозволяє одночасно передавати кілька потоків даних в одному діапазоні частот. Це просторове мультиплексування значно збільшує ємність та пропускну здатність бездротових з'єднань без необхідності додаткового спектру, що є важливою перевагою, враховуючи обмеженість доступної пропускної здатності. Наприклад, у мережах LTE конфігурації MIMO, такі як масиви 2x2 або 4x4, продемонстрували значне покращення швидкості передачі даних та надійності з'єднання. Однак традиційні системи MIMO стикаються з обмеженнями при масштабуванні для задоволення

потреб щільного міського середовища та високої щільності користувачів. Такі проблеми, як перешкоди між користувачами, обмежені просторові ступені свободи та згасання сигналу, перешкоджають їхній ефективності. Крім того, фізичний розмір антенних решіток та складність обробки сигналів можуть накладати практичні обмеження на розгортання. Як результат, хоча MIMO залишається фундаментальною, її традиційні реалізації недостатні для багатовимірних парадигм високої ємності, передбачених у 5G та наступних мережах, що вимагає подальшого вдосконалення [6].

Масовий MIMO являє собою трансформаційний стрибок порівняно з традиційним MIMO, що характеризується розгортанням великомасштабних антенних решіток, що складаються з десятків або навіть сотень елементів на базових станціях. Ця технологічна еволюція покликана суттєво підвищити спектральну ефективність та енергоефективність, забезпечуючи точне формування променя та просторове мультиплексування для кількох користувачів одночасно. Наприклад, у міських стільникових станціях масивний MIMO може обслуговувати численних користувачів за допомогою високонаправлених променів, зменшуючи перешкоди та покращуючи якість сигналу. Переваги є значними: збільшена ємність дозволяє мережам обслуговувати більше користувачів та вищі швидкості передачі даних, тоді як покращена енергоефективність знижує експлуатаційні витрати та вплив на навколишнє середовище. Тим не менш, впровадження масивного MIMO створює значні труднощі. Складність апаратного забезпечення, пов'язана з керуванням великими антенними решітками, вимагає складних радіочастотних ланцюгів та блоків цифрової обробки сигналів, що може призвести до збільшення витрат та споживання енергії. Крім того, забруднення пілот-сигналом, коли перешкоди під час оцінки каналу погіршують продуктивність, створює значну перешкоду, особливо в середовищах з кількома стільниками. Дослідники активно досліджують такі рішення, як вдосконалена конструкція пілот-сигналу, гібридне аналого-цифрове формування променя та методи машинного навчання, для пом'якшення цих проблем. Незважаючи на ці виклики, масивний MIMO залишається ключовою технологією для досягнення багатовимірності майбутніх

бездротових мереж, що дозволяє створювати надійні, високопродуктивні та енергоефективні системи зв'язку.

Реалізація концепції багатовимірності в мережах наступних поколінь базується на синергії вдосконалених антенних технологій та освоєнні нових частотних діапазонів. Кожна з розглянутих технологій — від базового MIMO до перспективних терагерцових комунікацій — має унікальні принципи функціонування, що дозволяють вирішувати конкретні завдання з підвищення ємності та надійності мережі.

Порівняльна характеристика основних технологічних компонентів багатовимірного зв’язку в системах 5G/6G представлена в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1

Порівняльна характеристика технологій багатовимірного зв’язку в мережах 5G/6G

Технологія / Параметр	Основний принцип	Ключові переваги	Виклики та обмеження	Сфера застосування
MIMO	Використання кількох антен на передавачі та прийомі.	Просторове мультиплексування, зростання ємності без розширення спектру.	Обмежена масштабованість у щільному середовищі.	Базові мережі 4G/5G.
Massive MIMO	Десятки або сотні антенних елементів на базовій станції.	Висока спектральна та енергоефективність, точне формування променя.	Складність апаратного забезпечення, забруднення пілот-сигналом.	Міські стільникові станції з високою щільністю користувачів.
FD-MIMO	Тривимірне (3D) формування променя за допомогою 2D-антенних решіток.	Динамічне керування променем у вертикальній та горизонтальній площинах.	Висока складність алгоритмів обробки сигналів у реальному часі.	Щільна міська забудова, хмарочоси.
mmWave / THz	Робота у діапазонах від 30 ГГц до частот терагерцового рівня.	Надзвичайно висока пропускна здатність (до 1 Тбіт/с для 6G).	Значні втрати на трасі, чутливість до перешкод та блокування.	VR/AR, голографічний зв'язок, масовий IoT.

Як свідчать дані таблиці 1.1, інтеграція цих технологій дозволяє створити високоефективну інфраструктуру, здатну адаптуватися до складних умов поширення радіохвиль та забезпечувати експоненціальне зростання швидкості передачі даних.

Спираючись на принципи MIMO, повнорозмірний MIMO (FD-MIMO) впроваджує новий архітектурний підхід, який наголошує на тривимірному (3D) формуванні променя для подальшого покращення можливостей просторового мультиплексування. На відміну від традиційного MIMO, який в основному зосереджений на горизонтальному або азимутальному керуванні променем, FD-MIMO включає вертикальне формування променя шляхом розгортання антенних решіток у двовимірній (2D) конфігурації — часто планарній решітці — що дозволяє точно контролювати кути як місця, так і азимута. Таке 3D формування променя дозволяє мережі динамічно формувати промені в тривимірному просторі, оптимізуючи покриття та пропускну здатність у складних середовищах, таких як щільні міські центри з висотними будівлями. Наприклад, FD-MIMO може спрямовувати вузькі промені з високим коефіцієнтом посилення на користувачів на різних поверхах хмарочоса, значно покращуючи якість сигналу та зменшуючи перешкоди. Його застосування особливо корисне в сценаріях з високою щільністю користувачів та просторовою різноманітністю, де традиційне двовимірне формування променя може бути недостатнім. Архітектурно, FD-MIMO вимагає складної конструкції антенної решітки, передових алгоритмів обробки сигналів та систем керування променем у реальному часі. Впровадження FD-MIMO підтримує розгортання масивних антенних решіток з покращеним покриттям, пропускною здатністю та надійністю – ключових елементів для реалізації багатовимірності та високої продуктивності мереж 5G та майбутніх мереж 6G, особливо в густонаселених міських середовищах та складних внутрішніх просторах.

На додаток до досягнень у технологіях антенних решіток, використання міліметрових (mmWave) та терагерцового (THz) діапазонів частот відіграло ключову роль у розширенні можливостей бездротового зв'язку. Ці високочастотні спектри, зазвичай від 30 ГГц до кількох сотень ГГц для THz, пропонують величезну

пропускну здатність, необхідну для підтримки експоненціального зростання попиту на дані, очікуваного в мережах 5G та майбутніх мережах 6G. Висока доступність пропускної здатності забезпечує надзвичайно високі швидкості передачі даних, що робить мм-хвильові та терагерцові канали придатними для таких застосувань, як потокове передавання надвисокої чіткості, віртуальна реальність та масове розгортання Інтернету речей. Однак робота на цих частотах створює унікальні проблеми. Коротші довжини хвиль вимагають розгортання великих, високоспрямованих антенних решіток для компенсації ослаблення сигналу. Методи формування променя є вирішальними на цих частотах для фокусування енергії у вузьких променях до користувачів, підвищуючи стійкість з'єднання та зменшуючи перешкоди. Незважаючи на ці переваги, проблеми з ослабленням та поширенням сигналу, такі як високі втрати на шляху, схильність до блокування перешкодами та обмежений радіус дії, створюють значні перешкоди. Сигнали на цих частотах, як правило, є високоспрямованими, але також більш схильні до факторів навколишнього середовища, таких як погодні умови та фізичні перешкоди, що може серйозно погіршити продуктивність. Подолання цих проблем вимагає складного проектування антенних решіток, адаптивних алгоритмів формування променя, а також інноваційних матеріалів і стратегій розгортання для забезпечення надійних, високопродуктивних з'єднань у різних середовищах.

Майбутнє бездротового зв'язку залежить від безшовної інтеграції технологій MIMO, масивного MIMO, FD-MIMO та mmWave/THz для реалізації повного потенціалу багатовимірних мереж, передбачених для 5G і далі. Ці технології є суттєво взаємодоповнювальними: хоча MIMO забезпечує фундаментальну основу для просторового мультиплексування, масивний MIMO посилює цю можливість завдяки великомасштабним антенним решіткам; FD-MIMO додає вимір 3D-формування променя, що дозволяє детально контролювати просторові напрямки; а мм-хвилі/терагерцові частоти значно розширюють доступний спектр для надвисокої пропускної здатності даних. Їх синергія дозволяє створювати високоефективні мережі високої ємності, здатні підтримувати безліч застосувань з мінімальною затримкою та винятковою надійністю. Наприклад, поєднання

масивного MIMO з мм-хвилею дозволяє щільне розгортання міських мереж з високою швидкістю передачі даних, тоді як інтеграція FD-MIMO з терагерцовими частотами полегшує покриття у складних внутрішніх та зовнішніх середовищах. Тим не менш, інтеграція цих передових технологій створює значні дослідницькі та інженерні проблеми, такі як управління складністю обладнання, розробка ефективних алгоритмів обробки сигналів та вирішення обмежень поширення. Майбутні дослідження зосереджені на інноваційних конструкціях антен, управлінні променем на основі машинного навчання та гібридних спектральних рішеннях для подолання цих перешкод. Кінцева мета полягає в реалізації повністю інтегрованих багатовимірних мереж 5G/6G, які є адаптивними, стійкими та здатними підтримувати інноваційні застосування цифрового суспільства майбутнього [7].

На завершення, еволюція систем бездротового зв'язку в бік багатовимірності була зумовлена складними антенними технологіями та використанням високочастотного спектру. Принципи MIMO слугують основою, що дозволяє створювати кілька потоків даних за допомогою просторового мультиплексування, тоді як масивний MIMO підвищує ємність та ефективність завдяки великомасштабним антенним решіткам. FD-MIMO розвиває цю концепцію далі, включаючи 3D-формування променя, що значно покращує покриття, особливо в щільних міських умовах. Доповнюючи ці архітектури, мм-хвильовий та терагерцовий діапазони пропонують широкі пропускні здатності, критично важливі для надвисоких швидкостей передачі даних, незважаючи на проблеми з їх поширенням. Інтеграція цих технологій створює синергетичну структуру, яка обіцяє підвищити продуктивність бездротових мереж, забезпечуючи вищі швидкості передачі даних, меншу затримку та більшу надійність, необхідні для майбутніх застосувань. Хоча значні технічні перешкоди залишаються, постійні дослідження інноваційних конструкцій антен, алгоритмів формування променя та стратегій управління спектром прокладають шлях для повністю багатовимірних мереж 5G та 6G.

1.4 Канальні моделі та радіохвильові параметри поширення у 5G/6G для багатовимірного прийому

Швидка еволюція технологій бездротового зв'язку започаткувала еру 5G та прокладає шлях до 6G, обіцяючи безпрецедентні швидкості передачі даних, наднадійну низьку затримку та масове підключення. Центральним елементом цієї технологічної революції є складні моделі каналів та параметри поширення радіохвиль, які лежать в основі проектування, оптимізації та розгортання передових систем зв'язку. Зі зростанням складності бездротових середовищ, особливо з розгортанням діапазонів вищих частот, таких як міліметрові хвилі (mmWave) та терагерцові, розуміння того, як радіохвилі поширюються та взаємодіють з навколишнім середовищем, стає критично важливим. Точне моделювання цих явищ не тільки підвищує продуктивність системи, але й сприяє розробці інноваційних методів прийому, здатних обробляти багатовимірні сигнали. У підрозділідосліджуються основні аспекти моделей каналів та параметрів поширення в системах 5G та 6G, підкреслюючи їхню роль у забезпеченні багатовимірного прийому та надійного бездротового зв'язку високої пропускної здатності.

Моделі каналів слугують математичними основами, що характеризують поведінку радіосигналів під час їх проходження через складні середовища, безпосередньо впливаючи на проектування та оцінку продуктивності бездротових систем. У контексті мереж 5G та нових мереж 6G поширені три основні типи моделей каналів: стохастичні, детерміновані та моделі на основі геометрії. Стохастичні моделі, такі як статистичні моделі, отримані на основі великих даних вимірювань, забезпечують ймовірнісні описи варіацій сигналу та широко використовуються для системного моделювання завдяки своїй простоті та обчислювальній ефективності. Детерміновані моделі, з іншого боку, спираються на детальні дані про навколишнє середовище, такі як рельєф місцевості та планування будівель, для виконання моделювання трасування променів, пропонуючи високу точність за рахунок підвищеної складності. Стохастичні моделі на основі геометрії

поєднують ці підходи, включаючи геометричну інформацію для створення більш реалістичних характеристик каналу. Значення точного моделювання каналу не можна переоцінити; воно безпосередньо впливає на пропускну здатність системи, покриття та надійність. Наприклад, адаптація моделей 4G LTE до 5G передбачала включення поведінки з вищими частотами та більш динамічних ефектів багатопроменевості, тоді як очікується, що моделі 6G інтегруватимуть ще точніші деталі навколишнього середовища та моделі мобільності користувачів. Ці адаптації є важливими, оскільки вони дозволяють дослідникам та інженерам прогнозувати реальну продуктивність, оптимізувати конфігурації антен та розробляти надійні алгоритми обробки сигналів, адаптовані до унікальних середовищ поширення мереж наступного покоління [8].

Параметри поширення радіохвиль є фундаментальними показниками, які описують, як сигнали зменшуються, розсіюються та згасають під час їх проходження через різні середовища. Ключові параметри включають втрати на трасі, затінення та багатопроменеве згасання, кожен з яких відіграє вирішальну роль у визначенні якості сигналу та надійності системи. Втрати на трасі кількісно визначають зниження потужності сигналу з відстанню, і їх точна оцінка в різних діапазонах частот є життєво важливою, особливо у високочастотних діапазонах міліметрових хвиль та терагерцового діапазону, де затухання у вільному просторі значно зростає. Затінення відображає вплив перешкод, таких як будівлі або рослинність, що перешкоджають лінії видимості, що призводить до коливань сили прийнятого сигналу. Багатопроменеве згасання виникає внаслідок інтерференції кількох відбитих та розсіяних хвиль, що надходять до приймача з різними затримками та фазами, створюючи складні варіації сигналу. На міліметрових та терагерцових частотах ці параметри демонструють частотно-залежну поведінку; наприклад, вищі частоти мають більші втрати на трасі у вільному просторі, але виграють від вужчої ширини променя, що забезпечує точне формування променя. Фактори навколишнього середовища суттєво впливають на ці параметри: міське середовище з щільною забудовою схильне викликати сильні ефекти затінення та багатопроменевості, тоді як приміщення вносять додаткові відбиття від стін та

об'єктів, ускладнюючи поширення сигналу. І навпаки, приміські та відкриті сільські райони зазвичай демонструють менш виражені ефекти багатопроменевості та затінення. Розуміння цих параметрів у різних середовищах має вирішальне значення для проектування адаптивних систем, які можуть динамічно оптимізувати передачу та прийом сигналу, забезпечуючи стабільне з'єднання та високу пропускну здатність даних.

Ефективність багатовимірного прийому в системах 5G та 6G безпосередньо залежить від точності математичного опису процесів, що відбуваються в радіоканалі. Моделі каналів дозволяють прогнозувати реальну продуктивність систем, оптимізувати конфігурації антен та розробляти алгоритми обробки сигналів, адаптовані до унікальних умов поширення.

Вибір конкретного підходу до моделювання обумовлюється балансом між необхідною точністю та обчислювальною складністю. Основні типи моделей каналів, що застосовуються для аналізу систем 5G/6G, наведені в таблиці 1.2.

Таблиця 1.2

Класифікація та характеристики моделей каналів у системах 5G/6G

Тип моделі	Опис та принцип дії	Переваги та особливості застосування
Стохастичні моделі	Базуються на статистичних даних, отриманих у результаті великої кількості вимірювань. Забезпечують ймовірнісний опис варіацій сигналу.	Висока обчислювальна ефективність; ідеально підходять для системного моделювання.
Детерміновані моделі	Спираються на детальні дані про середовище (рельєф, забудова) для моделювання трасування променів (ray-tracing).	Забезпечують найвищу точність прогнозування за рахунок значного підвищення обчислювальної складності.
Геометричні стохастичні моделі	Комбінований підхід, що поєднує геометричну інформацію про середовище зі статистичними характеристиками.	Дозволяють створювати більш реалістичні характеристики каналу, інтегруючи динамічні ефекти.

Багатовимірні методи прийому є ключовими для використання повного потенціалу систем 5G та 6G, особливо в складних умовах поширення. Системи з кількома входами та множинними виходами (MIMO) та масивні MIMO використовують кілька антен як на передавальному, так і на приймальному кінцях для використання просторового мультиплексування та різноманітності, значно підвищуючи пропускну здатність та надійність. Наприклад, масивні MIMO-масиви в базових станціях 5G можуть одночасно обслуговувати десятки або сотні користувачів, точно спрямовуючи енергію за допомогою формування променя, що включає формування діаграми спрямованості для фокусування сигналу на цільових користувачів. Механізми формування променя та керування променем особливо важливі на частотах міліметрових хвиль та терагерців, де високо спрямовані промені зменшують втрати на траєкторії сигналу та перешкоди. Ці методи вимагають точної інформації про стан каналу та складних алгоритмів для динамічного регулювання напрямків променя в режимі реального часу, адаптуючись до змін навколишнього середовища. Просторова різноманітність, досягнута за допомогою кількох антен, також бореться з багатопроменевим згасанням, покращуючи стійкість сигналу. Більше того, врахування поляризації – використання ортогональних або крос-поляризованих елементів антени – додатково підвищує пропускну здатність та зменшує перешкоди, використовуючи різні стани поляризації. Інтеграція цих багатовимірних методів прийому дозволяє системам ефективно працювати в різних середовищах поширення, підтримуючи високу швидкість передачі даних, низьку затримку та масове підключення пристроїв, необхідне для майбутніх застосувань, таких як доповнена реальність, автономні транспортні засоби та розумні міста. Загалом, синергія між передовими технологіями антен та точним моделюванням каналів прокладає шлях для стійких та високопродуктивних бездротових мереж 5G/6G [9].

Незважаючи на значний прогрес у моделюванні каналів та оцінці параметрів поширення, залишаються численні проблеми, які перешкоджають розробці високоточних та адаптивних моделей для систем 5G та 6G. Однією з основних перешкод є невід'ємна мінливість бездротових середовищ, які постійно змінюються

через такі фактори, як мобільність користувачів, динамічні перешкоди та умови навколишнього середовища. Ці коливання ускладнюють розробку статичних моделей, які точно відображають умови в реальному часі, особливо у сценаріях високої мобільності, таких як автомобільний зв'язок або мережі дронів. Крім того, існуючі методи вимірювання та моделювання стикаються з обмеженнями в охопленні всієї складності явищ поширення в різних середовищах. Наприклад, вимірювальні кампанії часто обмежені географічними та логістичними факторами, що призводить до неповних наборів даних, які можуть не узагальнюватися на інші умови. Моделювання, хоча й більш гнучке, значною мірою спирається на припущення та спрощення, які можуть ігнорувати незначні впливи навколишнього середовища. Для вирішення цих проблем зростає акцент на інтеграції потоків даних у реальному часі, таких як вхідні дані датчиків та зворотний зв'язок мережі, в адаптивні рамки моделювання каналів. Цей підхід має на меті дозволити системам динамічно оновлювати параметри поширення, тим самим підвищуючи точність та стійкість у непередбачуваних та швидкозмінних умовах. Однак, реалізація такої адаптації в реальному часі створює обчислювальні та інфраструктурні проблеми, що вимагають складних алгоритмів та високошвидкісних можливостей обробки для забезпечення безперебійної роботи без шкоди для продуктивності системи.

Заглядаючи в майбутнє, очікується, що розвиток моделювання каналів та оцінки параметрів поширення буде зумовлений новими технологіями та інноваційними напрямками досліджень. Зокрема, методи машинного навчання (ML) мають великий потенціал для революціонізування того, як характеризуються та прогнозуються бездротові канали. Використовуючи великі набори даних з вимірювальних кампаній та симуляцій, алгоритми ML можуть виявляти складні закономірності та взаємозв'язки, які традиційні моделі можуть ігнорувати, забезпечуючи більш точні та контекстно-залежні прогнози каналів. Ця можливість особливо цінна для управління складною поведінкою міліметрових хвиль та терагерцових частот, де взаємодія з навколишнім середовищем дуже нюансована. Ще один перспективний напрямок включає інтеграцію реконфігурованих інтелектуальних поверхонь (RIS), які є програмованими метаповерхнями, здатними

маніпулювати електромагнітними хвилями в реальному часі для покращення поширення сигналу. RIS може динамічно змінювати радіосередовище — відбиваючи, фокусуючи або керуючи сигналами — щоб зменшити втрати на траєкторії та покращити покриття в складних умовах. Оскільки ці поверхні стають більш складними та поширеними, вони вимагатимуть розробки універсальних, адаптивних моделей каналів, здатних враховувати їхній вплив у різних сценаріях. Такі моделі повинні бути достатньо гнучкими, щоб охоплювати різні частоти, середовища та конфігурації пристроїв, забезпечуючи широке застосування в майбутніх мережах. Конвергенція машинного навчання, інтелектуальних поверхонь та комплексних фреймворків моделювання обіцяє відкрити нові рівні ефективності, надійності та масштабованості системи в майбутню епоху повсюдного підключення.

Підсумовуючи, розвиток бездротових систем 5G та 6G критично залежить від розробки складних моделей каналів та точних параметрів поширення радіохвиль. Різні типи моделей — стохастичні, детерміновані та геометричні — відіграють життєво важливу роль у розумінні та прогнозуванні поведінки сигналу в різних середовищах, тоді як ключові параметри поширення, такі як втрати на трасі, затінення та багатопроменеве згасання, визначають продуктивність системи на високих частотах, таких як міліметровий та терагерцовий діапазони. Багатовимірні методи прийому, включаючи MIMO та формування променя, використовують ці дані для підвищення пропускної здатності та надійності в складних сценаріях поширення. Однак залишаються значні проблеми, зокрема мінливість динамічних середовищ та обмеження сучасних методів вимірювання та моделювання, які вимагають інтеграції даних у реальному часі для адаптивного моделювання. Майбутні тенденції, зумовлені машинним навчанням, реконфігурованими інтелектуальними поверхнями та пошуком універсальних моделей, обіцяють вирішити ці проблеми та відкрити нові горизонти для бездротового зв'язку [10].

2 ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ БАГАТОВИМІРНИХ СИГНАЛІВ У ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

2.1 Математичні моделі багатовимірних сигналів та просторово-часове представлення

У сфері сучасної обробки сигналів аналіз та інтерпретація багатовимірних сигналів стають дедалі важливішими в різних наукових та інженерних дисциплінах. Ці сигнали, що характеризуються численними просторовими та часовими вимірами, вимагають складних математичних моделей для точного представлення їх складних структур та динамічної поведінки. Розробка надійних математичних структур дозволяє дослідникам аналізувати, маніпулювати та витягувати значущу інформацію з багатовимірних даних, сприяючи розвитку в таких галузях, як медична візуалізація, дистанційне зондування та обробка мультимедіа. У підрозділі досліджуються фундаментальні математичні моделі багатовимірних сигналів, методи, що використовуються для їх ефективного представлення, та сучасні методи, що застосовуються в просторово-часовому моделюванні, ілюструючи, як ці підходи разом сприяють глибшому розумінню складних середовищ даних [11].

Математичні структури слугують основою для аналізу багатовимірних сигналів, надаючи необхідні інструменти для обробки їхньої притаманної складності. Матрична та тензорна алгебра формують фундаментальну мову для представлення та маніпулювання багатовимірними структурами даних. Наприклад, матриці зазвичай використовуються для представлення 2D-сигналів, таких як зображення, тоді як тензори розширюють цю концепцію до вищих вимірів, дозволяючи моделювати багатоканальні дані, такі як гіперспектральні зображення або об'ємні медичні скани. Ці алгебраїчні структури сприяють таким операціям, як перетворення, декомпозиції та апроксимації, що є критично важливими для аналізу сигналів. Перетворення Фур'є та вейвлет-перетворення ще більше вдосконалюють цю структуру, дозволяючи проводити аналіз частотної та просторової областей. Перетворення Фур'є розкладають сигнали на складові синусоїдальні компоненти,

виявляючи частотний вміст, необхідний у таких застосуваннях, як обробка аудіо або спектральна візуалізація. Вейвлет-перетворення, з іншого боку, забезпечують локалізований частотний аналіз, фіксуючи перехідні особливості в сигналах, що є перевагою в задачах шумозаглушення або вилучення ознак. Диференціальні рівняння також відіграють ключову роль у моделюванні динамічної поведінки сигналів, особливо в системах, що регулюються фізичними законами, такими як дифузія тепла або поширення електромагнітних хвиль. Диференціальні рівняння з частинними похідними (ДРП) дозволяють моделювати складні явища, такі як поширення хвиль та потік рідини, пропонуючи безперервну та аналітичну перспективу, яка доповнює дискретні алгебраїчні моделі, таким чином забезпечуючи комплексний інструментарій для багатовимірного аналізу сигналів.

Ефективне представлення багатовимірних сигналів залежить від методів, які розкладають ці сигнали на керовані компоненти, полегшуючи їх аналіз та апроксимацію. Просторова та часова декомпозиція в області включає сегментацію сигналів на підрегіони або часові інтервали, що робить складні дані більш зручними для обробки. Наприклад, у медичній візуалізації поділ 3D-об'єму МРТ на менші блоки дозволяє локалізувати обробку, покращуючи завдання виявлення та класифікації. Базисні функції, такі як базиси Фур'є, вейвлети або головні компоненти, служать фундаментальними будівельними блоками для ефективної апроксимації сигналів. Виражаючи сигнали як лінійні комбінації цих базисних функцій, можна досягти компактних представлень, які зберігають основні характеристики, зменшуючи при цьому розмірність. Розріджені представлення, які використовують той факт, що багато сигналів можна апроксимувати лише кількома значущими базисними коефіцієнтами, пропонують помітні переваги в аналізі багатовимірних даних. Такі методи, як стисле зондування, використовують розрідженість для реконструкції сигналів з обмежених вимірювань, значно скорочуючи час збору даних та вимоги до зберігання. Наприклад, у сейсмічній візуалізації розріджені моделі дозволяють відновлювати підповерхневі структури з обмежених даних датчиків, демонструючи практичні переваги ефективного

представлення сигналів при обробці великомасштабних, високовимірних наборів даних.

Фундаментальною основою для аналізу багатовимірних систем є апарат матричної та тензорної алгебри, що дозволяє формалізувати представлення даних із великою кількістю вимірів. У той час як матриці є ефективним інструментом для опису плоских 2D-сигналів, перехід до тензорних структур відкриває можливості для моделювання динамічних просторово-часових явищ та багатоканальних даних.

Ієрархія математичних моделей, що використовуються для представлення сигналів різної складності, наведена на рисунку 2.1.

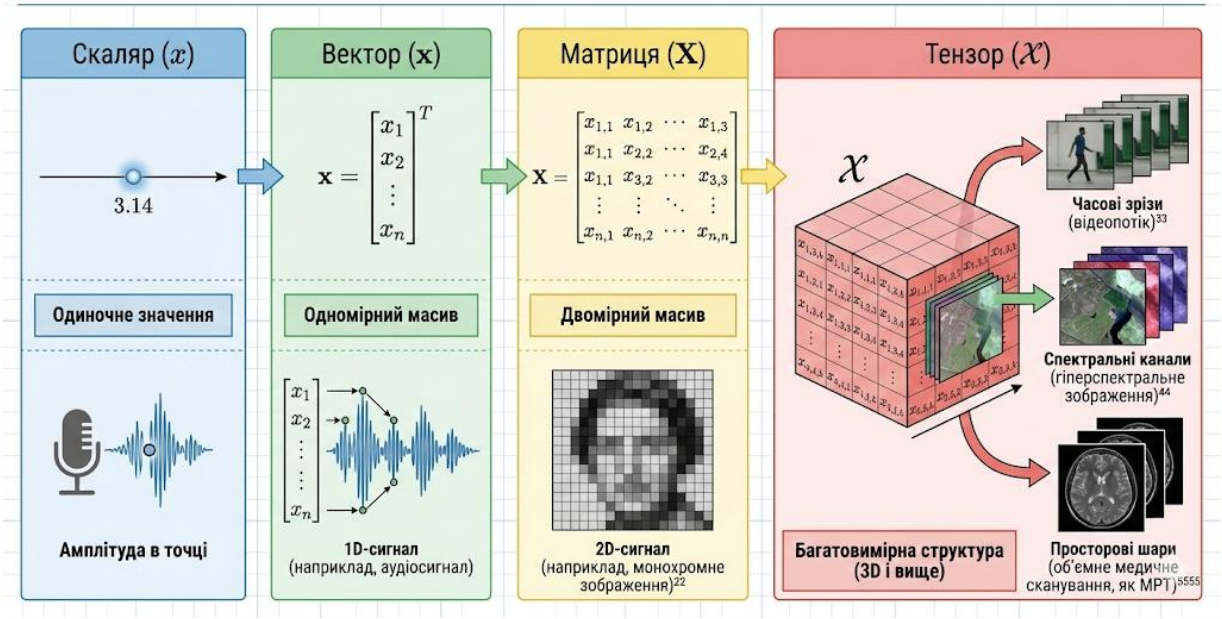


Рис. 2.1 Концептуальна модель представлення сигналів у вигляді алгебраїчних структур: від скаляра до багатовимірного тензора

Як показано на рисунку 2.1, тензорне представлення дозволяє інкапсулювати інформацію про просторові, часові та частотні характеристики сигналу в єдину структуру. Це є критично важливим для подальшого застосування методів декомпозиції (таких як розклад Такера або CANDECOMP/PARAFAC), що дозволяють виявляти приховані закономірності в масивах даних великої розмірності та здійснювати їх стиснення без втрати значущої інформації.

Удосконалені методи просторово-часового моделювання розширюють можливості аналізу сигналів, фіксуючи складні взаємозв'язки та динаміку, властиві

багатовимірним даним. Багатолінійні моделі та тензорні декомпозиції, такі як CANDECOMP/PARAFAC та декомпозиції Такера, дозволяють факторизувати тензори високого порядку на простіші компоненти, виявляючи основні закономірності та структури. Ці методи особливо корисні в таких застосуваннях, як відеоаналіз, де часові та просторові кореляції необхідно одночасно враховувати. Графові моделі забезпечують ще один потужний підхід, явно представляючи просторові взаємозв'язки через вузли та ребра, що дозволяє моделювати складні мережеві взаємодії. Наприклад, в аналізі зв'язків мозку графові моделі ілюструють нейронні взаємодії в різних регіонах, допомагаючи зрозуміти функціональну зв'язність. Методи динамічного моделювання, такі як моделі простору станів та фільтри Калмана, сприяють відстеженню та прогнозуванню еволюції сигналів з часом. Ці моделі широко використовуються в навігаційних системах, економічному прогнозуванні та обробці біомедичних сигналів, де адаптація в режимі реального часу до змінних умов є важливою. Інтегруючи ці стратегії моделювання, дослідники можуть розробляти комплексні структури, які не лише описують статичні дані, але й динамічно фіксують еволюцію складних просторово-часових явищ, розвиваючи як теоретичне розуміння, так і практичне застосування [12].

Незважаючи на значний прогрес у математичному моделюванні багатовимірних сигналів, залишається кілька серйозних проблем, які перешкоджають їхньому повному розкриттю потенціалу. Однією з основних перешкод є обчислювальна складність, пов'язана з обробкою багатовимірних даних, яка часто вимагає значних обчислювальних ресурсів та оптимізованих алгоритмів для забезпечення масштабованості. Зі збільшенням кількості вимірів обсяг даних зростає експоненціально, що призводить до таких проблем, як «прокляття розмірність», що може поставити під загрозу ефективність та доцільність методів аналізу. Крім того, багато моделей дуже чутливі до шуму та похибок вимірювань, що викликає занепокоєння щодо стійкості та достовірності, особливо при застосуванні до реальних даних, забруднених артефактами або спотвореннями. Ця чутливість може призвести до неточних реконструкцій або неправильної інтерпретації основних явищ. Більше того, сучасні моделі часто не враховують

складну та часто непередбачувану природу складних систем, таких як біологічні процеси або динаміка навколишнього середовища, які можуть включати нелінійності, нестаціонарність та багатомасштабні взаємодії. Ці обмеження підкреслюють постійну потребу в розробці більш складних, масштабованих та стійких методів моделювання, здатних достовірно відображати складність, властиву багатовимірним сигналам реального світу.

Практичне застосування моделювання багатовимірних сигналів є широким та впливовим у різних дисциплінах, що демонструє важливість розробки надійних математичних основ. У медичній візуалізації такі методи, як МРТ, ЕЕГ та фМРТ, використовують передові моделі для покращення реконструкції зображень, підвищення діагностичної точності та полегшення функціональних досліджень мозку. Наприклад, тензорні моделі дозволяють детально візуалізувати патерни нейронної активності, тоді як розріджені представлення допомагають зменшити шум та артефакти. Дистанційне зондування та інтерпретація супутникових даних значною мірою залежать від багатовимірні моделі для аналізу великомасштабних даних про навколишнє середовище, моніторингу зміни клімату та підтримки ліквідації наслідків стихійних лих. Ці програми отримують вигоду від ефективної декомпозиції та просторово-часового аналізу для вилучення значущої інформації з величезних та складних наборів даних. У сфері обробки відео та аналізу даних у реальному часі просторово-часові моделі дозволяють відстежувати об'єкти, прогнозувати рух та розуміти сцени, що має вирішальне значення для таких застосувань, як автономні транспортні засоби, спостереження та доповнена реальність. Здатність динамічно моделювати та аналізувати дані в різних вимірах покращує процеси прийняття рішень та технологічні інновації в цих галузях, ілюструючи глибоку важливість постійного вдосконалення методів математичного моделювання.

Підсумовуючи, математичне моделювання багатовимірних сигналів є наріжним каменем сучасної обробки сигналів, що охоплює широкий спектр фреймворків від матричної та тензорної алгебри до складних просторово-часових методів. Ці моделі сприяють ефективному представленню та аналізу складних,

багатовимірних даних шляхом розкладання сигналів на керовані компоненти та фіксації складних взаємозв'язків за допомогою передових методів, таких як тензорні розклади та моделі на основі графів. Хоча такі проблеми, як обчислювальні вимоги, чутливість до шуму та обмеження в моделюванні складних явищ, зберігаються, постійні дослідження продовжують розширювати межі можливого. Практичне застосування в медичній візуалізації, дистанційному зондуванні та аналізі відео в реальному часі підкреслює критичну роль, яку ці моделі відіграють у розвитку технологій та наукового розуміння. У міру розвитку цієї галузі, вирішення існуючих проблем та розробка більш стійких, масштабованих та нюансованих моделей будуть важливими для розкриття повного потенціалу багатовимірного аналізу сигналів, що зрештою сприятиме інноваціям, які можуть трансформувати різні галузі та покращити якість життя [13].

2.2 Методи формування, обробки та кодування багатовимірних сигналів (STBC, STC, MIMO-кодування)

Швидкий розвиток бездротового зв'язку зумовив необхідність розробки складних методів генерації, обробки та кодування багатовимірних сигналів. Ці сигнали, що характеризуються численними вимірами даних у просторі, часі та частоті, забезпечують вищі швидкості передачі даних, підвищену надійність та ефективніше використання спектру. Поява передових технологій антенних решіток у поєднанні з інноваційними алгоритмами обробки сигналів значно розширила можливості ефективного використання багатовимірних сигналів. Серед відомих методів використання цих сигналів є просторово-часове блокове кодування (STBC), просторово-часове кодування (STC) та системи з кількома входами та множинними виходами (MIMO), які разом сприяють досягненню надійного зв'язку в складних середовищах. У підрозділі досліджуються фундаментальні принципи генерації багатовимірних сигналів, методи обробки, що використовуються для оптимізації їхньої продуктивності, та методи просторового рознесення, зокрема STBC та STC, які підвищують надійність зв'язку.

Основи генерації багатовимірних сигналів складають основу сучасних систем бездротового зв'язку, де створення сигналів, що використовують кілька вимірів, підвищує ефективність та надійність передачі. Методи генерації сигналів передбачають використання антенних решіток, які являють собою розташування кількох антен, що сприяють випромінюванню та прийому сигналів у різних просторових напрямках. Ці решітки дозволяють синтезувати багатовимірні сигнали, контролюючи фазу та амплітуду сигналів, що подаються на кожен елемент антени, тим самим формуючи діаграми спрямованості переданого променя. Така просторова маніпуляція дозволяє цілеспрямовано передавати та приймати сигнали, значно покращуючи якість сигналу та управління перешкодами. Багатовимірні сигнали можна охарактеризувати за трьома основними областями: просторовою, часовою та частотною. Сигнали просторової області використовують просторове розділення антен для кодування інформації, тоді як сигнали часової області використовують часові варіації, такі як кодування та мультиплексування. Сигнали частотної області використовують різні частотні діапазони для одночасного перенесення даних, як це видно в ортогональному частотному мультиплексуванні (OFDM).

Наприклад, у системах масивного MIMO використання великих антенних решіток генерує високонаправлені промені, ефективно фокусуючи енергію на цільових користувачів та зменшуючи перешкоди, тим самим ілюструючи роль генерації багатовимірних сигналів у підвищенні спектральної ефективності. Обробка багатовимірних сигналів включає складні алгоритми, розроблені для покращення цілісності сигналу, зменшення перешкод та оптимізації загальної продуктивності системи. Методи обробки сигналів, такі як адаптивна фільтрація та еквалізація, відіграють життєво важливу роль у вдосконаленні прийнятих сигналів шляхом компенсації спотворень каналу та ефектів згасання. Формування променя, критично важливий метод просторової фільтрації, спрямовує фокус передачі або прийому на певних користувачів або напрямки, регулюючи фазу та амплітуду сигналів на кожному елементі антени. Ця просторова фільтрація не тільки покращує співвідношення сигнал/шум (SNR), але й зменшує вплив перешкод від

небажаних джерел. Наприклад, у мережах 5G алгоритми формування променя динамічно спрямовують промені до мобільних користувачів, підтримуючи високу якість зв'язку навіть у щільному міському середовищі. Зменшення шуму та зменшення перешкод додатково досягається за допомогою вдосконалених методів фільтрації та стратегій просторового мультиплексування, які розділяють сигнали в багатовимірному просторі, дозволяючи кільком користувачам використовувати одну й ту саму смугу частот з мінімальними перешкодами [14].

Інтеграція цих методів обробки забезпечує надійний зв'язок, особливо у складних середовищах, що характеризуються багатопроменевим поширенням та високою щільністю користувачів. Методи просторового рознесення, такі як просторово-часове блокове кодування (STBC) та просторово-часове кодування (STC), відіграють ключову роль у підвищенні стійкості систем бездротового зв'язку. STBC передбачає кодування даних через кілька антен та часових слотів, створюючи надлишкові копії сигналу, що борються із завмиранням та деградацією сигналу. Схема Аламуті є добре відомим прикладом STBC, який передає пари символів таким чином, що спрощує декодування в приймачі та значно покращує продуктивність при помилках. Використовуючи просторове та часове рознесення, STBC підвищує надійність з'єднання, не вимагаючи складних алгоритмів декодування. І навпаки, загальне просторово-часове кодування охоплює ширший клас схем кодування, включаючи лінійні та нелінійні коди, призначені для оптимізації продуктивності в різних умовах каналу.

Ці схеми часто включають матриці кодування, які розподіляють символи даних між антенами та часом для максимізації посилення рознесення. Порівняння STBC та інших схем STC показує, що хоча STBC пропонує простоту та стійкість, особливо в сценаріях з обмеженою обчислювальною потужністю, більш складні схеми STC можуть досягти вищої спектральної ефективності за рахунок збільшення обчислювальної складності. Зрештою, вибір між STBC та STC залежить від системних вимог, таких як надійність, складність та затримка, причому обидві методи відіграють важливу роль у сучасних системах MIMO для забезпечення надійного високошвидкісного зв'язку.

Ефективне використання багатовимірних сигналів у сучасних бездротових мережах досягається шляхом інтеграції передових методів кодування та просторової обробки на боці передавача. Основним завданням є перетворення інформаційного потоку в таку форму, яка б максимізувала або швидкість передачі (через просторове мультиплексування), або надійність зв’язку (через схеми рознесення).

Типова архітектура системи формування та кодування багатовимірних сигналів, що включає блоки просторово-часового кодування та адаптивного формування променя, представлена на рисунку 2.2.

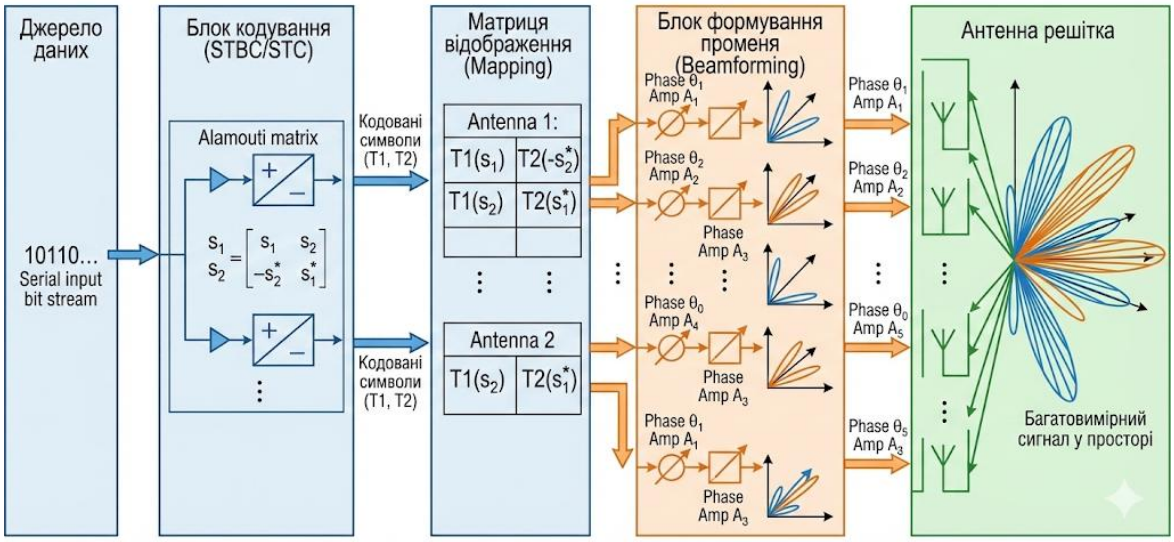


Рис. 2.2 Структурна схема формування та кодування багатовимірних сигналів у системі MIMO

Як ілюструє рисунок 2.2, процес починається з кодування даних у декількох доменах — просторовому, часовому та частотному. Застосування просторово-часового блокового кодування (STBC), зокрема схеми Аламуті, дозволяє передавати надлишкові копії сигналу через різні антени у різні моменти часу, що критично важливо для боротьби із завмираннями в каналі. Подальша обробка в блоці формування променя забезпечує фокусування енергії на цільового користувача, що суттєво покращує співвідношення сигнал/шум та мінімізує міжантенні перешкоди.

Стратегії кодування MIMO (Multiple Input Multiple Output) є основою сучасних систем бездротового зв'язку, використовуючи кілька антен як на

передавальному, так і на приймальному кінцях для значного підвищення ефективності та надійності передачі даних. По суті, системи MIMO використовують просторовий вимір для одночасної передачі кількох потоків даних, тим самим збільшуючи пропускну здатність бездротових каналів без необхідності додаткової пропускної здатності. Дві основні стратегії кодування лежать в основі технології MIMO: просторове мультиплексування та схеми рознесення. Просторове мультиплексування передбачає розділення даних на кілька потоків, які передаються одночасно через різні антени, використовуючи просторовий вимір для значного підвищення пропускної здатності даних. Цей підхід особливо вигідний у застосунках з високою швидкістю передачі даних, таких як потокове відео високої чіткості або передача великих обсягів даних, де максимізація спектральної ефективності є критично важливою [15].

І навпаки, схеми рознесення, включаючи такі методи, як STBC та інші методи кодування, спрямовані на підвищення надійності з'єднання шляхом передачі надлишкових копій даних через кілька антен і шляхів. Ця надлишковість гарантує, що навіть за несприятливих умов каналу деякі копії даних досягнуть приймача неушкодженими, зменшуючи ймовірність помилки. Вплив цих стратегій на продуктивність системи є значним: просторове мультиплексування підвищує швидкість передачі даних, забезпечуючи вищу пропускну здатність, тоді як схеми рознесення підвищують стійкість з'єднання, забезпечуючи стабільне з'єднання. У поєднанні стратегії кодування MIMO забезпечують збалансований підхід, який підвищує як пропускну здатність, так і надійність бездротових систем, що робить їх важливими для мереж наступного покоління, таких як 5G і далі.

Незважаючи на значний прогрес у кодуванні багатовимірних сигналів, залишається кілька технічних проблем, які перешкоджають повній реалізації їхнього потенціалу. Однією з основних перешкод є складність, пов'язана з обробкою багатовимірних сигналів, яка вимагає передових алгоритмів і значних обчислювальних ресурсів. Синхронізація між кількома антенами та між різними доменами залишається складною, особливо в мобільних середовищах, де відбуваються швидкі зміни умов каналу. Точна оцінка каналу також є надзвичайно

важливою, оскільки вона лежить в основі ефективності формування променя, схем рознесення та стратегій MIMO-кодування; однак отримання точної інформації про стан каналу (CSI) у режимі реального часу залишається складним через мінливість каналу та шум. Новітні методи вирішують ці проблеми, а масивні MIMO-системи, що містять сотні антен, знаходяться на передньому краї досліджень, обіцяючи безпрецедентну спектральну ефективність та надійність. Адаптивні підходи до кодування, які динамічно коригують схеми кодування на основі умов каналу в режимі реального часу, також набирають обертів, дозволяючи системам постійно оптимізувати продуктивність. Крім того, інтеграція алгоритмів машинного навчання пропонує захоплюючі можливості для інтелектуальної оцінки каналу, прогнозування перешкод та адаптивної обробки сигналів, що потенційно може революціонізувати процес обробки та кодування багатовимірних сигналів. У міру розвитку досліджень майбутні тенденції свідчать про перехід до більш ефективних, масштабованих та інтелектуальних багатовимірних систем обробки сигналів, які можуть задовольнити вимоги дедалі складніших бездротових середовищ, сприяючи підвищенню швидкості передачі даних та підвищенню надійності для систем зв'язку наступного покоління [16].

На завершення, еволюція бездротового зв'язку була зумовлена інноваційними методами генерації, обробки та кодування багатовимірних сигналів, які використовують просторову, часову та частотну області для покращення якості сигналу та продуктивності системи. Фундаментальні методи генерації багатовимірних сигналів використовують антенні решітки для створення високонаправлених та цілеспрямованих сигналів, тоді як передові алгоритми обробки, такі як формування променя та зменшення шуму, забезпечують цілісність та надійність передачі даних у складних середовищах. Методи просторового рознесення, включаючи STBC та STC, підвищують надійність з'єднання, забезпечуючи резервування та борючись із порушеннями каналу, що є важливою частиною сучасних систем MIMO. Стратегії кодування MIMO ще більше посилюють пропускну здатність та надійність бездротових з'єднань за допомогою просторового мультиплексування та схем рознесення, задовольняючи подвійні

вимоги високої пропускної здатності та надійного з'єднання. Незважаючи на ці досягнення, такі проблеми, як складність системи, синхронізація та точна оцінка каналу, продовжують мотивувати постійні дослідження. Новітні технології, такі як масивне MIMO, адаптивне кодування та машинне навчання, є перспективними для подолання цих перешкод та розширення меж багатовимірної обробки сигналів. У міру розвитку цієї галузі майбутні інновації, ймовірно, призведуть до більш ефективних, інтелектуальних та стійких бездротових мереж, що ляжуть в основу наступної хвилі досконалості бездротового зв'язку.

2.3 Теоретичні моделі завад, кореляції та оптимальної детекції багатовимірних сигналів

У швидкозмінному ландшафті бездротового зв'язку та обробки сигналів розуміння поведінки багатовимірних сигналів та їхньої взаємодії з різними джерелами перешкод є важливим для проектування надійних та ефективних систем. Теоретичні моделі перешкод, кореляції та оптимального виявлення слугують фундаментальними інструментами, що сприяють аналізу та покращенню цілісності сигналів у складних середовищах. Ці моделі не тільки допомагають характеризувати природу та вплив явищ перешкод, але й дозволяють розробляти складні методи для точного виявлення сигналів серед шуму та конкуруючих передач. У підрозділі досліджуються теоретичні основи, що стосуються перешкод у багатовимірних сигналах, застосування методів кореляції для зменшення таких перешкод та математичні принципи, що лежать в основі оптимальних стратегій виявлення, забезпечуючи всебічне розуміння цих критичних аспектів у сучасній обробці сигналів.

Теоретичні моделі перешкод у багатовимірних сигналах охоплюють різні явища, які можуть значно погіршити продуктивність системи. Одним з основних типів є перешкоди в суміжних каналах, коли кілька передавачів працюють в одному діапазоні частот, що призводить до перекриття сигналів і потенційного пошкодження даних. Перешкоди в суміжних каналах виникають внаслідок

недосконалої фільтрації, що призводить до розтікання сигналів із сусідніх діапазонів частот, що особливо проблематично в щільно упакованих спектральних середовищах.

Багатопроменева перешкода, поширена проблема в бездротових каналах, виникає, коли передані сигнали відбиваються від об'єктів, створюючи кілька затриманих версій одного й того ж сигналу, що надходять до приймача, що може спричинити конструктивну або деструктивну перешкоду. Математично ці типи перешкод часто представляють за допомогою принципів суперпозиції, де прийнятий сигнал моделюється як сума бажаного сигналу, компонентів перешкоди та шуму, часто виражених за допомогою складних представлень основної смуги частот та функцій щільності ймовірності. Вплив перешкод проявляється у зменшенні відношення сигнал/перешкода плюс шум (SINR), що призводить до збільшення частоти помилок бітів та зменшення пропускної здатності даних. Наприклад, у стільникових мережах перешкоди в суміжних каналах можуть обмежувати ємність та покриття стільника, тоді як ефекти багатопроменевої передачі в міських умовах викликають завмирання та спотворення сигналу. Розуміння цих моделей є критично важливим для розробки стратегій пом'якшення, таких як фільтрація, формування променя та методи рознесення, для збереження цілісності сигналу та підвищення стійкості системи.

Аналіз цілісності багатовимірних сигналів у сучасних системах зв’язку потребує комплексного підходу, що включає моделювання різних типів завад та застосування статистичних методів їхнього виявлення. Розуміння природи деградації сигналу — від інтерференції в суміжних каналах до складних багатопроменевих ефектів — дозволяє обрати оптимальну стратегію детекції, що базується на принципах математичної статистики та теорії рішень.

Систематизація теоретичних моделей завад, методів кореляційного аналізу та критеріїв оптимальної детекції наведена в таблиці 2.1 [17].

Дані таблиці 2.1 підкреслюють, що вибір методу обробки сигналу залежить від статистичних характеристик шуму та динаміки середовища. Використання адаптивних алгоритмів, зокрема на базі машинного навчання, дозволяє динамічно

коригувати пороги детекції, що є ключовим фактором оптимізації прийому в умовах високої невизначеності.

Таблиця 2.1

Класифікація моделей завад та методів оптимального виявлення багатовимірних сигналів

Категорія	Тип / Метод	Математична природа та механізм дії	Вплив на систему та методи мінімізації
Моделі завад	Внутріканальні та суміжні	Перекриття спектрів передавачів або витік енергії через недосконалу фільтрацію.	Зниження SINR, зростання частоти помилок (BER). Мінімізуються через формування променя та фільтрацію.
	Багатопроменеві	Суперпозиція відбитих копій сигналу із різними затримками та фазами.	Завмирання та спотворення сигналу. Використовуються методи просторового рознесення.
Методи кореляції	Автокореляція	Оцінка подібності сигналу із його затриманою копією.	Визначення дальності та швидкості цілей (радари), виявлення структури сигналу.
	Взаємна кореляція	Кількісна оцінка подібності між двома різними сигналами (бажаним та прийнятим).	Виявлення слабких сигналів у шумних середовищах, синхронізація каналів.
Оптимальна детекція	Критерій Неймана-Пірсона	Максимізація ймовірності виявлення при фіксованому рівні хибних тривог.	Забезпечує баланс між чутливістю та специфічністю детектора.
	Тест відношення правдоподібності	Порівняння ймовірностей спостережуваних даних за різних гіпотез (H0 проти H1).	Адаптивна ідентифікація вільних смуг спектру, виявлення сигналів у нестаціонарних середовищах.

Методи кореляції є центральними для багатовимірної обробки сигналів, слугуючи потужними інструментами для виявлення сигналів та зменшення

перешкод. Функції кореляції кількісно визначають подібність між сигналами, дозволяючи ідентифікувати відомі закономірності в шумних середовищах. Взаємозв'язок вимірює подібність між двома різними сигналами, що особливо корисно для виявлення переданого сигналу за наявності перешкод, тоді як автокореляція оцінює подібність сигналу із затриманою версією самого себе, виявляючи його власну структуру. У багатовимірних контекстах, таких як системи з кількома входами та кількома виходами (MIMO) або радіолокаційна візуалізація, ці показники кореляції поширюються на векторну та матричну форми, фіксуючи просторові та часові зв'язки між кількома компонентами сигналу. Наприклад, у радіолокаційних системах функція автокореляції допомагає визначити дальність та швидкість цілей шляхом кореляції отриманих відлуння з переданими формами хвиль. Крім того, методи крос-кореляції використовуються в адаптивній фільтрації для придушення перешкод та посилення бажаних сигналів, як це спостерігається в бездротових локальних мережах (WLAN), де синхронізація на основі кореляції покращує надійність каналу передачі даних. Ці методи є життєво важливими в середовищах з високим рівнем перешкод, дозволяючи виявляти слабкі сигнали та підтримувати якість зв'язку, незважаючи на несприятливі умови.

Математичні основи для оптимального виявлення багатовимірних сигналів включають принципи статистичної теорії рішень, де критерій Неймана-Пірсона та тести відношення правдоподібності слугують наріжними каменями. Підхід Неймана-Пірсона спрямований на максимізацію ймовірності виявлення для заданого рівня хибних тривог, забезпечуючи систематичну методологію для проектування детекторів, які балансують чутливість та специфічність. Тести відношення правдоподібності порівнюють ймовірність спостережуваних даних за різних гіпотез, таких як наявність або відсутність цільового сигналу, з урахуванням статистичних характеристик шуму та перешкод. Ці основи особливо ефективні в складних середовищах, де сигнали забруднені різними джерелами невизначеності, що дозволяє розробляти детектори, які адаптуються до змінних умов. Наприклад, у системах когнітивного радіо адаптивні алгоритми виявлення використовують відношення правдоподібності для динамічної ідентифікації вільних смуг спектру,

оптимізуючи можливості передачі. Крім того, у сценаріях, де перешкоди швидко змінюються, для підтримки надійної продуктивності використовуються адаптивні стратегії виявлення, такі як узгоджені фільтри з оновленням параметрів у режимі реального часу або класифікатори на основі машинного навчання. Ці математичні інструменти є важливими для забезпечення надійного зв'язку та спостереження в середовищах, що характеризуються шумом, перешкодами та невизначеністю, що зрештою розширює можливості сучасних систем обробки сигналів [18].

Багатовимірні моделі сигналів у практичному застосуванні вимагають ретельного врахування просторових, часових та спектральних вимірів для точної характеристики складних середовищ. Просторове моделювання включає розуміння поширення та відбиття сигналів через різні антенні решітки або конфігурації датчиків, часто використовуючи геометричні та електромагнітні принципи для фіксації просторової кореляції між компонентами сигналу. Тимчасове моделювання розглядає аспекти, що змінюються в часі, такі як завмирання, доплерівські зсуви та динаміка каналу, які впливають на стабільність та передбачуваність сигналів з часом. Спектральне моделювання, з іншого боку, зосереджується на характеристиках частотної області, включаючи смугу пропускання, спектральний витік та інтерференційні картини, які є критично важливими в густонаселених спектральних середовищах. Для управління цими багатогранними аспектами інженери часто використовують векторні та матричні представлення, де сигнали виражаються як багатоелементні вектори або матриці, що інкапсулюють багатовимірні дані. Такі представлення сприяють передовим методам обробки, таким як формування променя, просторова фільтрація та матричний кореляційний аналіз, що дозволяє точніше виявляти та придушувати перешкоди. Теоретичні моделі перевіряються за допомогою масштабних симуляційних досліджень, які імітують реалістичні сценарії, враховуючи фактори навколишнього середовища, мобільність та джерела перешкод. Ці симуляції мають вирішальне значення для перевірки надійності моделей, удосконалення алгоритмів та забезпечення їхньої практичної життєздатності перед розгортанням у реальних системах, таких як бездротові мережі, радари та сенсорні масиви. Таким чином, інтеграція

комплексних багатовимірних моделей з інструментами моделювання усуває розрив між теорією та практикою, гарантуючи, що методи обробки сигналів є ефективними та адаптованими до експлуатаційних завдань. Незважаючи на значний прогрес, сучасні моделі та методи виявлення стикаються з обмеженнями при застосуванні до дедалі складніших та динамічніших середовищ. Традиційні моделі часто спираються на такі припущення, як стаціонарний шум, лінійність та ідеалізовані умови каналу, які часто порушуються в реальних сценаріях, що призводить до погіршення ефективності виявлення. Оскільки середовища стають більш перевантаженими, а джерела перешкод розповсюджуються, стає очевидною потреба в більш адаптивних та інтелектуальних системах. Нещодавній прогрес у машинному навчанні пропонує багатообіцяючі шляхи подолання цих проблем, дозволяючи розробляти алгоритми, які навчаються на основі даних, щоб виявляти закономірності та адаптуватися до змінних умов без явного моделювання всіх змінних середовища. Адаптивні алгоритми, такі як нейронні мережі, класифікатори глибокого навчання та стратегії навчання з підкріпленням, все частіше інтегруються в системи виявлення сигналів для підвищення їхньої стійкості та точності. Ці підходи можуть динамічно коригувати пороги виявлення, параметри фільтрів та стратегії зменшення перешкод у режимі реального часу, навіть у дуже нестаціонарних середовищах. У майбутньому інтеграція багатовимірних моделей сигналів з новими технологіями має великий потенціал. Інновації, такі як спільна просторово-спектрально-часова обробка, гібридні підходи на основі моделей та даних, а також об'єднання датчиків у режимі реального часу, готові революціонізувати можливості сучасних систем. Поточні дослідження спрямовані на розробку більш стійких, інтелектуальних та масштабованих рішень, які можуть ефективно працювати в складних, шумних та багатих на перешкоди середовищах, тим самим розширюючи межі можливостей багатовимірного виявлення та обробки сигналів.

Підсумовуючи, теоретичні моделі перешкод у багатовимірних сигналах надають важливе розуміння різних явищ, що загрожують цілісності сигналу, включаючи перешкоди від спільного каналу, сусіднього каналу та багатопроменеву

перешкоду. Методи кореляції слугують потужними інструментами для вилучення сигналів та зменшення перешкод, особливо у складних просторових та часових областях, що зустрічаються в сучасних системах. Математичні основи, зокрема критерій Неймана-Пірсона та тести на коефіцієнт правдоподібності, лежать в основі оптимальних стратегій виявлення, які мають вирішальне значення для надійного зв'язку серед шуму та перешкод. Практична реалізація цих моделей включає складні просторові, часові та спектральні представлення, що підтримуються моделюванням та валідацією, щоб забезпечити їхню ефективність у реальних сценаріях. Однак проблеми залишаються через обмеження сучасних моделей у високодинамічних та складних середовищах. Досягнення в машинному навчанні та адаптивних алгоритмах пропонують перспективні рішення цих проблем, з перспективами інтеграції багатовимірних моделей у майбутні системи, які будуть більш інтелектуальними, стійкими та здатними працювати в різних умовах. Зрештою, постійні дослідження та технологічні інновації продовжують розширювати наше розуміння та можливості, стимулюючи розвиток надійних методів виявлення сигналів, які стануть основою майбутнього бездротового зв'язку та обробки сигналів.

2.4 Інтелектуальні та адаптивні методи обробки багатовимірних сигналів на основі машинного навчання

У швидкозмінному ландшафті сучасних технологій обробка багатовимірних сигналів стала наріжним каменем для численних застосувань, включаючи дистанційне зондування, медичну візуалізацію, мультимедійний аналіз та системи зв'язку. Ці сигнали, що характеризуються високою розмірністю та складними структурами, створюють значні проблеми для традиційних методів обробки, які часто спираються на лінійні припущення та фіксовані алгоритми. Обмеження традиційних методів, такі як недостатня адаптивність до різноманітних середовищ даних та обчислювальна неефективність, підкреслюють необхідність інноваційних підходів. Отже, інтеграція машинного навчання в багатовимірну обробку сигналів

постає як перспективний шлях. Використовуючи моделі, керовані даними, та адаптивні алгоритми, дослідники прагнуть розробити інтелектуальні системи, здатні ефективно аналізувати складні сигнали, витягувати значущі ознаки та приймати рішення в режимі реального часу. Досліджуються фундаментальні концепції багатовимірної обробки сигналів, розглядається роль методів машинного навчання та обговорюється розробка адаптивних фреймворків, які підвищують можливості та ефективність аналізу сигналів у багатовимірних контекстах.

Обробка багатовимірних сигналів включає аналіз даних, що охоплюють кілька осей або доменів, таких як просторові, часові, спектральні та навіть більш абстрактні простори ознак. Ці сигнали поширені в різних реальних сценаріях, включаючи 3D-медичну візуалізацію, таку як МРТ-сканування, гіперспектральну візуалізацію в дистанційному зондуванні та багатосенсорне об'єднання в автономних транспортних засобах. Обробка таких багатовимірних даних створює унікальні проблеми, головним чином через «прокляття розмірності», яке стосується експоненціального збільшення обчислювальної складності та розрідженості даних зі зростанням розмірності. Традиційні методи, такі як перетворення Фур'є, вейвлет-аналіз та аналіз головних компонентів, відіграли важливу роль в управлінні маловимірними даними, але часто мають проблеми з масштабованістю та адаптивністю в складних середовищах. Наприклад, методи фіксованої фільтрації можуть не вловлювати динамічні ознаки, які змінюються з часом або в різних модальностях даних. Більше того, ці методи зазвичай припускають стаціонарність та лінійність, що обмежує їхню ефективність при роботі з нелінійними, нестаціонарними сигналами. Як наслідок, існує нагальна потреба в більш інтелектуальних, адаптивних підходах, які можуть навчатися на основі даних, адаптуватися до змінних умов та обробляти притаманну багатовимірним сигналам складність. Адаптивні алгоритми, такі як ті, що базуються на ітеративній оптимізації та моделях розрідженості, почали вирішувати деякі з цих обмежень, проте вони часто вимагають значного ручного налаштування та не мають гнучкості для узагальнення в різних застосуваннях, що підкреслює важливість використання методів машинного навчання, як показано в таблиці 2.2 [19].

Таблиця 2.2

Функціональні можливості методів машинного навчання в задачах обробки багатовимірних сигналів

Метод / Підхід	Сфера застосування в обробці сигналів	Ключові переваги	Реалізаційні особливості
Нейронні мережі (NN) та глибоке навчання (DL)	Інтелектуальна оцінка стану каналу (CSI), прогнозування завад та детекція сигналів у реальному часі.	Стійкість до динамічних змін середовища; здатність працювати у дуже нестаціонарних умовах.	Потребують навчання на великих наборах даних; забезпечують високу швидкість детекції після навчання.
Навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning)	Динамічне коригування порогів детекції, параметрів фільтрів та стратегій зменшення перешкод.	Висока адаптивність; можливість оптимізації стратегій у відповідь на миттєвий зворотний зв’язок від мережі.	Використовується для підтримки надійної продуктивності в середовищах, що швидко змінюються.
Гібридні моделі (Model-based + Data-driven)	Поєднання класичних методів (наприклад, MMSE) з інтелектуальними блоками уточнення оцінок.	Поєднують математичну інтерпретованість класичних підходів із високою адаптивністю моделей навчання.	Дозволяють зменшити обчислювальне навантаження порівняно з чисто нейромережевими підходами.
Класифікатори на основі ML	Динамічна ідентифікація вільних смуг спектру та адаптивне придушення завад.	Підвищення стійкості та точності детекції в умовах високої невизначеності та шуму.	Використовуються в системах когнітивного радіо та складних сценаріях радіолокації.

Машинне навчання (ML) пропонує універсальний інструментарій для вирішення складнощів багатовимірного аналізу сигналів, надаючи алгоритми, які можуть автоматично вивчати закономірності та ознаки з величезних наборів даних. Алгоритми навчання з учителем, такі як машини опорних векторів та нейронні мережі, особливо ефективні, коли доступні позначені дані, що дозволяє виконувати такі завдання, як класифікація гіперспектральних зображень або діагностика

захворювань за медичними скануваннями. Наприклад, моделі глибокого навчання продемонстрували вражаючий успіх у розпізнаванні зображень, часто перевершуючи традиційні методи у визначенні тонких ознак у складних наборах даних. Навчання без учителя, включаючи методи кластеризації та зменшення розмірності, такі як t-SNE та автоенкодери, є безцінним для дослідницького аналізу даних, виявлення аномалій та вилучення ознак, коли позначені дані є дефіцитними або недоступними. З іншого боку, навчання з підкріпленням запроваджує адаптивну парадигму, де моделі покращуються завдяки взаємодії з середовищем, що робить їх придатними для керування та прийняття рішень у реальному часі в динамічних системах. Архітектури глибокого навчання, особливо згорткові нейронні мережі (ЗНМ), революціонізували вилучення ознак, автоматично навчаючись ієрархічним представленням із необроблених даних, зменшуючи залежність від ручно створених ознак. У багатовимірних контекстах ЗНМ можуть ефективно фіксувати просторові та спектральні кореляції, що дозволяє використовувати такі програми, як класифікація зображень дистанційного зондування, де вони розрізняють складні закономірності в кількох спектральних діапазонах. Синергія цих методів машинного навчання із завданнями обробки сигналів не тільки підвищує точність, але й забезпечує надійність та масштабованість, прокладаючи шлях для більш інтелектуальних систем аналізу.

Адаптивність в обробці сигналів стосується здатності системи змінювати свої параметри та стратегії у відповідь на зміну характеристик даних, умов навколишнього середовища та вимог завдання. Ця якість є критично важливою для реальних застосувань, де сигнали часто є нестаціонарними та піддаються впливу шуму, перешкод або змінних закономірностей. Методи адаптації в реальному часі включають адаптивну фільтрацію, рекурсивні алгоритми найменших квадратів та фільтрацію Калмана, які постійно оновлюють оцінки на основі вхідних потоків даних. Наприклад, адаптивне формування променя в бездротовому зв'язку динамічно налаштовує діаграми спрямованості антен для оптимізації прийому сигналу в умовах перешкод. Інтеграція моделей машинного навчання ще більше підвищує цю адаптивність, дозволяючи системам навчатися на історичних даних та

прогнозувати майбутню поведінку сигналу. Наприклад, алгоритми навчання з підкріпленням можуть оптимізувати налаштування параметрів у реальному часі, покращуючи продуктивність системи без ручного втручання. Крім того, фреймворки на основі глибокого навчання можна навчити розпізнавати закономірності, пов'язані з певними умовами сигналу, що дозволяє швидко коригувати стратегії обробки. Поєднання традиційних адаптивних методів з моделями машинного навчання створює потужну парадигму, яка забезпечує вищу стійкість, підвищену точність та операційну ефективність у завданнях багатовимірної обробки сигналів. Такі фреймворки стають все більш важливими в таких додатках, як автономна навігація, де прийняття рішень у реальному часі на основі складних даних датчиків має вирішальне значення для безпеки та... продуктивність.

Ефективне вилучення ознак є фундаментальним для аналізу складних багатовимірних сигналів, оскільки воно дозволяє перетворювати необроблені, багатовимірні дані на більш керовані та інтерпретовані форми. Традиційні методи вилучення ознак часто спираються на специфічні для предметної області ручні ознаки, такі як спектральні сигнатури в дистанційному зондуванні або морфологічні характеристики в медичних зображеннях. Однак ці підходи можуть бути обмежені їхньою залежністю від попередніх знань та нездатністю фіксувати складні, ієрархічні структури в даних. Щоб подолати ці обмеження, сучасні методи використовують передові методи зменшення розмірності, такі як аналіз головних компонентів (PCA) та t-розподілене стохастичне вбудовування сусідів (t-SNE). PCA зменшує складність даних, визначаючи ортогональні напрямки максимальної дисперсії, таким чином зберігаючи важливу інформацію, одночасно відкидаючи шум і надмірність. t-SNE, з іншого боку, чудово справляється з візуалізацією багатовимірних даних, підтримуючи локальні зв'язки сусідства, що полегшує виявлення внутрішніх шаблонів даних. Окрім цього, представлення ознак на основі навчання, особливо ті, що отримані з глибоких нейронних мереж, здобули популярність. Згорткові нейронні мережі (ЗНМ) та автоенкодери автоматично вивчають ієрархічні ознаки безпосередньо з необроблених даних, фіксуючи складні

просторово-спектральні кореляції та абстрактні закономірності, які традиційні методи можуть пропустити. Ці вивчені представлення значно підвищують продуктивність наступних завдань аналізу, таких як класифікація, сегментація та виявлення аномалій, забезпечуючи більш надійну та адаптивну основу для обробки багатовимірних сигналів. Як результат, інтеграція складних методів вилучення та представлення ознак відіграє вирішальну роль у підвищенні інтерпретованості, точності та ефективності систем аналізу сигналів у різних застосуваннях [20].

Оптимізація алгоритмів обробки сигналів для багатовимірних даних включає розробку цільових функцій та стратегій, які ефективно балансують точність та обчислювальну ефективність. Традиційні алгоритми, такі як фільтрація Вінера та вейвлет-шумоутворення, спрямовані на мінімізацію показників помилок, таких як середньоквадратична помилка, або максимізацію співвідношення сигнал/шум, часто припускаючи стаціонарні характеристики шуму. Однак ці підходи можуть бути недостатніми в динамічних середовищах, де сигнали змінюються з часом. Машинне навчання відкриває нові шляхи для оптимізації, дозволяючи налаштовувати параметри обробки на основі даних. Наприклад, моделі навчання з учителем можна навчити прогнозувати оптимальні коефіцієнти фільтра, тоді як навчання з підкріпленням може адаптивно вибирати стратегії обробки на основі зворотного зв'язку з навколишнім середовищем. Ця можливість дозволяє алгоритмам ітеративно покращувати свою продуктивність, навіть у нестаціонарних умовах. Крім того, моделі глибокого навчання можуть бути використані для реконструкції сигналів зі спостережень зі зниженими даними, ефективно навчаючись складним оберненим відображенням, з якими традиційні методи мають труднощі. Ключова проблема полягає в досягненні оптимального компромісу: висока точність обробки часто вимагає збільшення обчислювальних ресурсів, що може бути непрактичним для застосувань у реальному часі. Щоб вирішити цю проблему, дослідники розробляють легкі нейронні архітектури та використовують такі методи, як обрізання моделей та квантування, для пришвидшення обробки. Зрештою, метою є створення алгоритмів, які забезпечують високоякісне покращення та реконструкцію сигналу, зберігаючи при цьому доцільні

обчислювальні навантаження, тим самим забезпечуючи розгортання в реальному часі у вимогливих сценаріях, таких як медична діагностика та автономна навігація.

Інтеграція інтелектуальних, адаптивних багатовимірних методів обробки сигналів призвела до значних досягнень у різних практичних галузях. У медичній візуалізації такі методи, як аналіз МРТ та ЕЕГ, значно виграють від обробки, покращеної машинним навчанням, що дозволяє швидше та точніше ставити діагнози. Наприклад, моделі глибокого навчання можуть автоматично сегментувати пухлини на МРТ-сканах або виявляти епілептичну активність у сигналах ЕЕГ, зменшуючи залежність від ручної інтерпретації та покращуючи результати лікування пацієнтів. У дистанційному зондуванні аналіз гіперспектральних зображень та геопросторових даних був трансформований завдяки вдосконаленим алгоритмам вилучення та класифікації ознак, що спрощує такі завдання, як картографування земного покриву, моніторинг навколишнього середовища та оцінка наслідків стихійних лих. Ці системи можуть ефективно обробляти величезні набори даних, виявляти тонкі спектральні відмінності та адаптуватися до змінних умов, надаючи цінну інформацію політикам та дослідникам. Обробка аудіовізуальних сигналів у мультимедійних системах також є прикладом впливу цих методів. Системи розпізнавання мовлення, індексації відео та пошуку мультимедійних даних використовують моделі глибокого навчання для вилучення значущих ознак зі складних, мультимодальних потоків даних. Ці системи покращують взаємодію з користувачем завдяки підвищеній точності, надійності та швидкості реагування в режимі реального часу. навіть у шумних або захаращених середовищах. Загалом, розгортання інтелектуальних адаптивних систем обробки сигналів у цих областях підкреслює їхню життєво важливу роль у використанні повного потенціалу багатовимірних даних для практичних, реальних застосувань [21].

Незважаючи на значний прогрес в інтеграції машинного навчання з багатовимірною обробкою сигналів, залишається кілька проблем, які вимагають постійних досліджень та інновацій. Однією з основних перешкод є дефіцит даних; отримання великих, високоякісних маркованих наборів даних у різних областях,

таких як медична візуалізація та дистанційне зондування, може бути як дорогим, так і трудомістким. Цей дефіцит перешкоджає навчанню надійних, узагальнених моделей і вимагає розробки ефективних з точки зору даних стратегій навчання, таких як напівконтрольоване, маловимірне або трансферне навчання. Ще однією важливою проблемою є інтерпретованість моделі. Моделі глибокого навчання, хоча й потужні, часто функціонують як «чорні скриньки», що ускладнює для фахівців розуміння процесу прийняття рішень — питання, особливо критичне в чутливих застосуваннях, таких як охорона здоров'я та автономні системи. Удосконалення пояснимих методів штучного інтелекту залишається важливим для зміцнення довіри, полегшення валідації та забезпечення відповідності нормативним вимогам. Масштабованість також створює проблему, особливо враховуючи зростання розміру та складності багатовимірних сигналів. Розробка моделей, які можуть ефективно обробляти великомасштабні дані без непомірних обчислювальних витрат, має вирішальне значення для застосувань реального часу. Такі підходи, як стиснення моделей, розподілені обчислення та периферійний штучний інтелект, є перспективними шляхами для задоволення цієї потреби. Заглядаючи в майбутнє, нові тенденції вказують на гібридні підходи, що поєднують сильні сторони традиційних методів обробки сигналів з методами на основі штучного інтелекту. Наприклад, інтеграція предметно-орієнтованих знань з моделями глибокого навчання може покращити стійкість та інтерпретованість, тоді як гібридні фреймворки можуть скористатися ефективністю класичних методів та адаптивністю машинного навчання. Ці інноваційні комбінації спрямовані на створення більш стійких, масштабованих та прозорих систем, здатних задовольнити зростаючі потреби складного, багатовимірного аналізу сигналів у світі, де все більше керують даними.

3 МЕТОДИ ОПТИМІЗАЦІЇ ПРИЙОМУ БАГАТОВИМІРНИХ СИГНАЛІВ У МОБІЛЬНИХ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ 5G/6G

3.1 Алгоритми прийому та детекції в MIMO/massive MIMO системах: лінійні, нелінійні та комбіновані

Системи з кількома входами та кількома виходами (MIMO) та масивні MIMO революціонізували бездротовий зв'язок, значно покращивши пропускну здатність даних, спектральну ефективність та надійність з'єднання. Зі зростанням складності та масштабу цих систем, завдання точного виявлення переданих сигналів стає надзвичайно важливим. Алгоритми виявлення мають вирішальне значення для декодування кількох потоків даних, отриманих через кілька антен, і їх можна загалом розділити на лінійні, нелінійні та гібридні підходи. Кожен клас алгоритмів пропонує різні компроміси між обчислювальною складністю та продуктивністю виявлення. Досліджуємо ці стратегії виявлення, розглядаючи їхні принципи, переваги, обмеження та інноваційні гібридні методи, спрямовані на оптимізацію продуктивності систем MIMO та масивних MIMO [22].

Лінійні алгоритми детектування, такі як Zero-Forcing (ZF) та Minimum Mean Square Error (MMSE), формують фундаментальні методи обробки сигналів MIMO завдяки своїй простоті та обчислювальній ефективності. Ці методи працюють шляхом застосування лінійних перетворень до вектора прийнятого сигналу для оцінки потоків переданих даних, часто використовуючи обернену або псевдообернену матрицю каналу. Наприклад, детектор Zero-Forcing намагається повністю усунути міжпотокові перешкоди шляхом інвертування матриці каналу, що є обчислювально простим і добре підходить для застосувань у реальному часі. Аналогічно, детектування MMSE балансує придушення перешкод з посиленням шуму, пропонуючи покращену стійкість у шумних середовищах. Основна перевага лінійних алгоритмів полягає в їхній низькій обчислювальній складності, що робить їх масштабованими для великих антенних решіток, типових для масивних систем MIMO. Їх також легше реалізувати апаратно, що дозволяє обробляти дані в

реальному часі з обмеженими ресурсами. Однак ці методи мають суттєві обмеження; їхня схильність до посилення шуму, особливо коли матриця каналу погано обумовлена, призводить до погіршення продуктивності в сценаріях з високою щільністю або високою кореляцією антен. Наприклад, у щільних міських середовищах зі складними умовами каналу, лінійні детектори можуть мати труднощі з підтримкою надійного виявлення, що вимагає більш складних підходів.

На противагу цьому, нелінійні алгоритми виявлення, такі як послідовне придушення перешкод (SIC) та виявлення максимальної правдоподібності (MLD), прагнуть досягти вищої точності шляхом явного врахування структури перешкод серед кількох потоків даних. SIC, наприклад, ітеративно виявляє та віднімає найсильніші сигнали з прийнятої суміші, тим самим поступово зменшуючи перешкоди та покращуючи якість виявлення. Цей підхід значно перевершує лінійні методи з точки зору коефіцієнта бітових помилок (BER), особливо в сценаріях з високим рівнем перешкод, таких як щільні середовища користувачів або схеми модуляції високого порядку. Виявлення максимальної правдоподібності, яке вважається оптимальною стратегією виявлення за певних припущень, вичерпно шукає найімовірніший переданий вектор для даного прийнятого сигналу, таким чином пропонуючи майже максимальну продуктивність. Однак обчислювальна складність MLD зростає експоненціально з кількістю антен та порядком модуляції, що робить його практично нездійсненним для великомасштабних систем. SIC, хоча й менш складний, ніж MLD, все ж вимагає кількох етапів виявлення та ретельних стратегій упорядкування для оптимізації продуктивності, що може бути складно реалізувати в системах реального часу. Незважаючи на ці труднощі, нелінійні алгоритми стали вирішальними в додатках, що вимагають високої надійності, таких як критично важливий зв'язок або високопродуктивні міські мережі.

Вибір алгоритму детекції в системах MIMO та massive MIMO є критичним етапом проектування приймача, оскільки він безпосередньо впливає на здатність системи точно декодувати кілька потоків даних. Основним критерієм при виборі методу є пошук оптимального балансу між обчислювальним навантаженням та надійністю зв’язку, що оцінюється за коефіцієнтом бітових помилок (BER).

Порівняльна характеристика основних класів алгоритмів детекції, що застосовуються в сучасних та перспективних системах рухомого зв’язку, наведена в таблиці 3.1 [23].

Таблиця 3.1

Характеристики та порівняльний аналіз алгоритмів детекції в MIMO/massive MIMO системах

Тип алгоритму	Конкретні методи	Обчислювальна складність	Продуктивність (BER) та стійкість	Практична реалізація та масштабованість
Лінійні	ZF (Zero-Forcing), MMSE	Низька: базуються на лінійних перетвореннях та інверсії матриці каналу.	Помірна: схильні до посилення шуму, особливо при високій кореляції антен.	Висока: легко реалізуються апаратно; підходять для масивних систем MIMO.
Нелінійні	SIC, MLD (Max Likelihood)	Висока: MLD має експоненціальну складність; SIC потребує ітерацій.	Висока: MLD є оптимальним; SIC значно перевершує лінійні методи за BER.	Обмежена: MLD непрактичний для великих систем; SIC складний для реального часу.
Гібридні / Комбіновані	Ітеративне м'яке придушення завад	Середня: використовують лінійну оцінку з подальшим нелінійним уточненням.	Збалансована: досягають значного покращення точності при керованих витратах.	Оптимальна: масштабовані рішення для massive MIMO у складних каналах.

Аналіз даних таблиці 3.1 свідчить, що лінійні детектори (зокрема MMSE) залишаються фундаментом для масивних антенних решіток завдяки своїй масштабованості. Проте для забезпечення наднадійності, характерної для мереж 5G/6G, перспективним є впровадження гібридних стратегій та адаптивних підходів на основі машинного навчання, які здатні динамічно підлаштовуватися під умови каналу.

Визнаючи обмеження як лінійних, так і нелінійних детекторів, дослідники розробили гібридні та комбіновані стратегії виявлення, які використовують сильні

сторони кожного з них, щоб досягти балансу між продуктивністю та обчислювальною складністю. Ці підходи часто включають ітераційні схеми, де лінійний детектор надає початкову оцінку, яка уточнюється за допомогою нелінійних методів, що ефективно зменшує простір пошуку та обчислювальне навантаження. Наприклад, ітераційні схеми виявлення, що використовують MMSE як перший крок, а потім ітерації SIC або MLD, можуть значно покращити точність виявлення, не стикаючись з повною складністю лише нелінійних методів. Такі гібридні стратегії особливо корисні в масивних MIMO-системах, де величезна кількість антен робить чисто нелінійне виявлення обчислювально непосильним. Інтегруючи лінійні та нелінійні компоненти, ці методи дозволяють створювати масштабовані рішення, які адаптуються до різних умов каналу та системних вимог. Наприклад, такі алгоритми, як ітеративне м'яке придушення перешкод, поєднують ефективність лінійних фільтрів з точністю нелінійного уточнення, забезпечуючи таким чином надійну основу, придатну для бездротових мереж наступного покоління. Впровадження гібридних схем виявлення підкреслює критичну еволюцію в обробці сигналів MIMO, підкреслюючи гнучкість, ефективність та високу продуктивність у складних бездротових середовищах.

Під час оцінки алгоритмів виявлення в системах MIMO та масивних MIMO необхідно враховувати кілька критеріїв, які визначають їхню ефективність та практичність. Найважливішим показником є коефіцієнт бітових помилок (BER), який безпосередньо вимірює точність виявлення сигналу за різних умов каналу. Нижчий BER вказує на надійніший зв'язок, особливо в середовищах з високими перешкодами або шумом. Обчислювальне навантаження є ще одним критичним фактором, оскільки алгоритми повинні ефективно працювати в системах реального часу з обмеженою обчислювальною потужністю, особливо в масивних конфігураціях MIMO, що включають десятки або сотні антен. Надійність, або здатність підтримувати продуктивність в умовах мінливості каналу, Перешкоди та недосконалості апаратного забезпечення також впливають на вибір стратегій виявлення. Емпіричні дослідження показують, що лінійні алгоритми, такі як MMSE, забезпечують прийнятну продуктивність з мінімальною складністю в

помірних сценаріях, але не працюють у високощільних або корельованих каналах. Нелінійні алгоритми, такі як MLD, пропонують майже оптимальну точність виявлення, але часто непрактичні для великомасштабних систем через їх експоненціальну складність. Гібридні методи, які поєднують лінійні та нелінійні методи, як правило, досягають сприятливого балансу, досягаючи значних покращень BER, зберігаючи при цьому керовані обчислювальні вимоги. Компроміс між складністю та точністю залишається центральним; простіші лінійні детектори підходять для швидких середовищ з обмеженими ресурсами, тоді як нелінійні та гібридні алгоритми є кращими там, де висока надійність є першорядною, а обчислювальні ресурси доступні. Ці порівняльні дані допомагають розробникам систем адаптувати стратегії виявлення до потреб конкретних застосувань та масштабів системи.

У сучасних системах MIMO та massive MIMO вибір алгоритму детектування є одним із ключових факторів, що визначають загальну ефективність прийому багатовимірних сигналів. Основним завданням при цьому є пошук оптимального компромісу між обчислювальною складністю, яка критично зростає зі збільшенням кількості антен, та точністю відновлення переданих потоків даних. Кожен із фундаментальних підходів — від простих лінійних перетворень до складних нелінійних ітераційних схем — пропонує власні переваги та обмеження залежно від умов каналу [24].

Детальний порівняльний аналіз основних типів алгоритмів детекції за критеріями точності, обчислювального навантаження та масштабованості наведено в таблиці 3.2.

Аналіз представлених у таблиці 3.2 даних свідчить, що лінійні методи (ZF, MMSE) залишаються найбільш придатними для реалізації в системах із великою кількістю антен завдяки їхній низькій складності та масштабованості. Проте в умовах високого рівня завад або кореляції сигналів пріоритет зміщується в бік гібридних та комбінованих стратегій. Такі підходи дозволяють інтегрувати ефективність лінійних фільтрів із точністю нелінійного ітераційного уточнення,

забезпечуючи стійкість зв’язку в складних середовищах без експоненціального зростання витрат обчислювальних ресурсів.

Таблиця 3.2

Порівняльна характеристика методів детекції в MIMO та massive MIMO системах

Тип алгоритму	Конкретні методи	Обчислювальна складність	Продуктивність (BER) та стійкість	Практична реалізація та масштабованість
Лінійні	Zero-Forcing (ZF), Minimum Mean Square Error (MMSE)	Низька: базуються на лінійних перетвореннях та інверсії матриці каналу.	Помірна: схильні до посилення шуму, особливо в каналах з високою кореляцією.	Висока: легко реалізуються апаратно; підходять для масивних систем MIMO.
Нелінійні	Послідовне придушення завад (SIC), Виявлення максимальної правдоподібності (MLD)	Висока: складність MLD зростає експоненціально з кількістю антен.	Висока: MLD забезпечує майже оптимальну точність; SIC значно перевершує лінійні методи.	Обмежена: MLD практично нездійсненний для великих антенних решіток.
Гібридні / Комбіновані	Ітеративне м'яке придушення завад, MMSE-SIC	Середня: використовують лінійну оцінку з подальшим нелінійним уточненням.	Збалансована: забезпечують високу точність детекції без надмірних обчислень.	Оптимальна: масштабовані рішення, що адаптуються до умов каналу та вимог системи.

Ландшафт алгоритмів виявлення в системах MIMO та масивних MIMO швидко розвивається завдяки досягненням у машинному навчанні (ML) та глибокому навчанні (DL). Ці підходи використовують моделі, керовані даними, для вивчення складної поведінки каналів та шаблонів перешкод, що дозволяє створювати адаптивні та високоточні механізми виявлення, які можуть перевершити традиційні методи. Наприклад, нейронні мережі, навчені на великих наборах даних каналів, можуть забезпечити виявлення в режимі реального часу зі стійкістю до динамічних змін навколишнього середовища, що робить їх ідеальними

для бездротових мереж наступного покоління. Крім того, все більшої популярності набувають адаптивні алгоритми, які динамічно коригують свою стратегію виявлення на основі умов каналу в режимі реального часу. Ці алгоритми використовують механізми зворотного зв'язку та зондування навколишнього середовища для оптимізації продуктивності, зменшуючи непотрібні обчислювальні зусилля та підвищуючи надійність. Потенціал масштабованого виявлення в режимі реального часу в 5G і далі залежить від цих інновацій, оскільки вони обіцяють впоратися зі зростаючою складністю та швидкістю передачі даних, необхідними для майбутніх бездротових застосувань. Дослідники також досліджують гібридні алгоритми на основі машинного навчання та традиційні алгоритми, щоб поєднати інтерпретованість та надійність класичних методів з адаптивністю моделей, заснованих на навчанні. Загалом, ці нові тенденції вказують на інтелектуальні, гнучкі та масштабовані рішення для виявлення, які можуть відповідати суворим вимогам до продуктивності та затримки майбутніх бездротових екосистем.

Підсумовуючи, еволюція алгоритмів виявлення в системах MIMO та масивних MIMO відображає постійні зусилля щодо балансування продуктивності, складності та надійності. Лінійні методи виявлення, такі як Zero-Forcing та MMSE, забезпечують ефективні рішення, придатні для масштабних реалізацій, але обмежені своєю схильністю до шуму та перешкод. Нелінійні алгоритми, включаючи послідовне скасування перешкод та виявлення з максимальною правдоподібністю, пропонують чудову точність виявлення за рахунок підвищеної обчислювальної складності, що робить їх більш придатними для менших систем або високонадійних застосувань. Гібридні та комбіновані стратегії стали перспективними підходами, що інтегрують сильні сторони як лінійних, так і нелінійних методів для оптимізації продуктивності виявлення, одночасно керуючи обчислювальними вимогами, особливо в масивних конфігураціях MIMO. Забігаючи вперед, інтеграція машинного навчання та адаптивних алгоритмів сигналізує про трансформаційний зсув, що дозволяє створювати більш інтелектуальні, гнучкі та масштабовані рішення для виявлення, здатні вирішувати проблеми, що виникають у майбутніх середовищах бездротового зв'язку. З

розвитком технологій ці інновації матимуть вирішальне значення для реалізації повного потенціалу бездротових систем наступного покоління, забезпечуючи високу швидкість передачі даних, надійність та ефективність у різних застосуваннях.

3.2 Методи просторово-часового комбінування та децентралізованого прийому (CoMP, cell-free massive MIMO)

У швидкозмінному ландшафті бездротового зв'язку прагнення до вищих швидкостей передачі даних, підвищення надійності та ефективного використання спектру призвело до розробки передових методів, таких як просторово-часове об'єднання та децентралізовані методи прийому. Просторово-часове об'єднання інтегрує складну обробку сигналів як у просторовій, так і в часовій областях, дозволяючи бездротовим системам краще зменшувати перешкоди та покращувати якість сигналу. Одночасно, децентралізовані підходи до прийому, такі як архітектури координованої багатоточкової мережі (CoMP) та масивного MIMO без стільникового зв'язку, спрямовані на розподіл завдань обробки між кількома вузлами, зменшуючи навантаження на централізовану обробку та покращуючи масштабованість системи. Досліджуються ці дві ключові стратегії, оцінюючи їхню реалізацію, переваги та порівняльну ефективність у сучасних бездротових мережах, з особливим акцентом на їхню роль у системах CoMP та масивного MIMO без стільникового зв'язку [25].

Методи просторово-часового об'єднання є фундаментальними для максимізації продуктивності сучасних бездротових систем шляхом використання як просторового рознесення, так і часової обробки сигналів. Обробка просторової області передбачає використання кількох антен на передавачі та приймачі, які можуть використовувати просторову варіацію бездротових каналів для покращення стійкості сигналу за допомогою таких методів, як формування променя та схеми з кількома входами та виходами (MIMO). Обробка часової області, з іншого боку, включає такі методи, як кодування каналів, перемежування та методи часового

рознесення, які покращують корекцію помилок та борються з ефектами згасання з часом. Інтегровані ці підходи утворюють те, що відомо як просторово-часове об'єднання, яке значно підвищує надійність даних та спектральну ефективність. Наприклад, такі алгоритми, як об'єднання максимального співвідношення (MRC), нульове примусове виведення (ZF) та фільтрація мінімальної середньоквадратичної помилки (MMSE), використовуються для оптимального об'єднання сигналів, отриманих через кілька антен та часових слотів. У системах CoMP, де кілька точок передачі координують роботу для обслуговування користувачів, просторово-часове об'єднання дозволяє системі адаптивно вибирати найкращі просторові та часові компоненти сигналу, тим самим зменшуючи перешкоди та покращуючи пропускну здатність [26].

Сучасний етап розвитку мобільних мереж характеризується переходом від традиційних централізованих архітектур до децентралізованих методів прийому, що дозволяє суттєво зменшити затримки та підвищити масштабованість системи. Впровадження таких підходів, як координована багатоточкова мережа (CoMP) та масивне MIMO без стільникового зв'язку (cell-free massive MIMO), докорінно змінює принципи взаємодії між базовими станціями та терміналами користувачів.

Порівняння архітектурних філософій цих двох підходів до організації децентралізованого прийому представлено на рисунку 3.2.

Як ілюструє рисунку 3.2, архітектура CoMP базується на тісній синхронізації обмеженого набору базових станцій для покращення якості зв’язку на межі стільників та ефективного управління міжстільниковими перешкодами. Натомість концепція cell-free massive MIMO передбачає використання великої кількості розподілених антен, що працюють напівнезалежно та спільно обслуговують користувачів без прив’язки до конкретних територіальних стільників. Такий підхід забезпечує майже рівномірну якість обслуговування на всій території покриття та високу стійкість до ефектів затінення сигналів.

Аналогічно, в безстільникових масивних MIMO, де велика кількість розподілених антен спільно обслуговує користувачів, просторово-часові алгоритми сприяють надійному прийому даних навіть у складних умовах поширення. Загалом,

інтеграція цих методів призводить до значного підвищення надійності, пропускної здатності та спектральної ефективності системи, особливо в щільних міських умовах з високим рівнем перешкод.

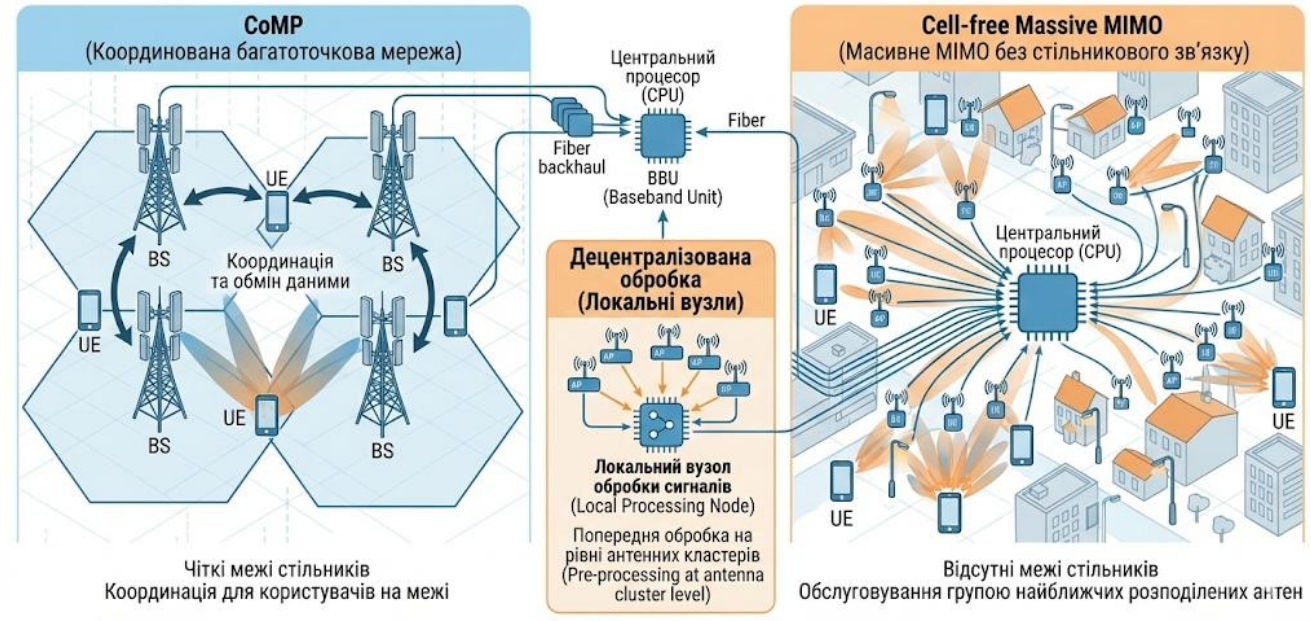


Рис. 3.2 Порівняльна архітектура методів децентралізованого прийому: CoMP та cell-free massive MIMO

Децентралізовані методи прийому представляють собою зміну парадигми від традиційних централізованих архітектур обробки, спрямованих на розподіл обчислювальних завдань між кількома вузлами мережі для зменшення вузьких місць в обробці та зменшення затримки. У системах CoMP та безстільникових масивних MIMO децентралізований прийом передбачає локальну обробку сигналу на рівні антени або кластера з обмеженою координацією між вузлами, тим самим підвищуючи масштабованість та швидкість реагування системи. Основний принцип полягає у виконанні початкового об'єднання сигналів та зменшення перешкод локально, перед передачею конденсованої інформації на вищі шари обробки або сусідні вузли. Цей підхід пропонує помітні переваги; наприклад, він зменшує навантаження на центральний процесор, мінімізує трафік зворотного зв'язку та забезпечує швидшу адаптацію до змін каналу. Стратегії впровадження включають розподілену обробку антен, де кожен елемент або кластер антени незалежно виконує завдання часткового декодування або формування променя, та

локальне об'єднання сигналів, де сигнали від сусідніх антен когерентно обробляються для покращення співвідношення сигнал/перешкода плюс шум (SINR). Такі методи, як алгоритми передачі повідомлень та локальне формування променя, які можуть працювати з обмеженою інформацією про стан каналу (CSI), є прикладами ефективних децентралізованих методів. Ці стратегії особливо вигідні у великомасштабних розгортаннях, таких як сільські або щільно заселені міські середовища, де централізована обробка може бути непрактичною через обмеження затримки або обмеження інфраструктури. Сприяючи створенню більш гнучкої та масштабованої мережі, децентралізований прийом підвищує загальну стійкість системи та зручність використання [27].

Порівняльний аналіз CoMP та масивного MIMO без стільникового зв'язку виявляє різні архітектурні філософії та експлуатаційні переваги, які впливають на їхню придатність для різних сценаріїв розгортання. CoMP в першу чергу передбачає скоординовану передачу та прийом між обмеженим набором базових станцій або точок доступу, які синхронізовані для спільного обслуговування користувачів, тим самим покращуючи продуктивність на межі стільникового зв'язку та зменшуючи міжстільникові перешкоди. Ця архітектура значною мірою спирається на тісну координацію та високопродуктивні магістральні канали для синхронізації кількох точок передачі, що робить її придатною для міських районів з високою щільністю населення, де зменшення перешкод є критично важливим. І навпаки, масивний MIMO без стільникового зв'язку використовує широкий масив розподілених антен, підключених до центрального процесора, причому кожна антена працює напівнезалежно для обслуговування користувачів без суворих меж стільникового зв'язку. Ця архітектура за своєю суттю сприяє просторово-часовим стратегіям об'єднання в широкому масиві антен, що призводить до майже рівномірної якості обслуговування та підвищеної надійності, особливо в сільській місцевості або великомасштабних середовищах. Вплив на продуктивність системи є суттєвим: централізована координація CoMP забезпечує точне управління перешкодами, тоді як розподілена природа масивного MIMO без стільникового зв'язку забезпечує стійкість до затінення та блокування. Під час вибору між цими

системами має значення контекст розгортання; CoMP вигідний у щільних міських умовах з існуючою інфраструктурою, тоді як масивний MIMO без стільникового зв'язку більш адаптований до сільської місцевості або великих районів завдяки своїй масштабованій та гнучкій архітектурі. Обидві архітектури мають переваги передових просторово-часових методів об'єднання та децентралізованих прийомів, але їхні основні відмінності визначають їх оптимальне застосування та загальну ефективність.

Незважаючи на численні переваги, що пропонуються просторово-часовими методами об'єднання та децентралізованим прийомом, їх реалізація стикається зі значними труднощами та обмеженнями, які необхідно вирішити для повної реалізації їхнього потенціалу. Однією з основних технічних перешкод є досягнення точної синхронізації та точної оцінки каналу між кількома антенами та розподіленими вузлами. У децентралізованих середовищах, де обробка розподілена, а не централізована, підтримка синхронізації за часом та частотою стає дедалі складнішою, особливо в динамічних та мобільних сценаріях. Точна інформація про стан каналу (CSI) має вирішальне значення для ефективних алгоритмів об'єднання; однак отримання та оновлення CSI між численними антенами або вузлами може бути ресурсоємним та схильним до помилок, що може погіршити продуктивність системи. Крім того, управління перешкодами в децентралізованих умовах створює значну проблему. Оскільки сигнали обробляються локально, координація стратегій зменшення перешкод без централізованого нагляду вимагає складних алгоритмів та надійного обміну інформацією, що може бути складним у великомасштабних або мережах з обмеженими ресурсами. Апаратні обмеження, такі як обмежена обчислювальна потужність, пам'ять та енергетичні ресурси на розподілених вузлах, ще більше ускладнюють реалізацію. Споживання енергії є суттєвою проблемою, оскільки децентралізовані системи часто вимагають безперервної обробки та зв'язку, що потенційно скорочує термін служби батареї пристрою та збільшує експлуатаційні витрати. Загалом, хоча просторово-часове об'єднання та децентралізований прийом є перспективними, подолання цих технічних та практичних проблем залишається

важливим для їх широкого впровадження та ефективного розгортання в реальних мережах [28].

Заглядаючи в майбутнє, майбутнє методів просторово-часового об'єднання та децентралізованого прийому готове до значного прогресу завдяки новим технологіям та інноваційним фреймворкам. Одним з перспективних напрямків є інтеграція машинного навчання (ML) та штучного інтелекту (AI), що забезпечує адаптивну та інтелектуальну обробку сигналів. Алгоритми ML можуть аналізувати стан каналу в режимі реального часу, поведінку користувачів та мережевий трафік для динамічної оптимізації стратегій об'єднання, тим самим покращуючи продуктивність та зменшуючи потребу в явній оцінці каналу. Крім того, зростає інтерес до розробки гібридних централізовано-децентралізованих фреймворків прийому, які використовують сильні сторони обох підходів. Такі системи могли б виконувати початкову обробку локально на рівні антени або вузла, покладаючись на централізовану координацію для більш складного управління перешкодами та розподілу ресурсів, створюючи гнучку та масштабовану архітектуру. Крім того, еволюція бездротових стандартів наступного покоління, таких як 6G, ймовірно, включатиме ці передові стратегії об'єднання та прийому. Ці стандарти спрямовані на підтримку наднадійних мереж з низькою затримкою та високою пропускною здатністю, які отримають вигоду від інтелектуальних, децентралізованих методів обробки, здатних ефективно працювати в різних сценаріях розгортання. У міру розвитку досліджень конвергенція цих технологій обіцяє подолати поточні обмеження, забезпечуючи створення більш стійких, ефективних та адаптивних систем бездротового зв'язку, що відповідають вимогам майбутнього зв'язку.

На завершення, просторово-часове об'єднання та децентралізовані методи прийому знаходяться на передньому краї сучасних інновацій бездротового зв'язку, пропонуючи суттєві покращення надійності системи, спектральної ефективності та масштабованості. Завдяки інтеграції передової обробки сигналів у просторовій та часовій областях, ці методи значно підвищують пропускну здатність даних та зменшення перешкод, особливо в таких архітектурах, як CoMP та масивний MIMO без стільникового зв'язку. Однак їх розгортання не позбавлене труднощів,

включаючи складність синхронізації, управління перешкодами та апаратні обмеження, які необхідно ретельно вирішувати за допомогою постійних досліджень. Дивлячись у майбутнє, інтеграція машинного навчання, гібридних архітектур та бездротових стандартів, що розвиваються, обіцяє відкрити нові рівні продуктивності та адаптивності. Зрештою, подальший розвиток та вдосконалення цих технологій відіграватимуть вирішальну роль у формуванні наступного покоління бездротових мереж, забезпечуючи їх більшу надійність, ефективність та здатність підтримувати постійно зростаючий попит на безперебійне з'єднання в усьому світі.

3.3 Оптимізація прийому багатовимірних сигналів у перспективних системах 6G (THz, IRS, Holographic MIMO)

Еволюція бездротового зв'язку постійно розширює межі використання частоти, пропускної здатності системи та цілісності сигналу, що призвело до перспективного розгортання мереж шостого покоління (6G). Серед перспективних технологічних стовпів, які лежать в основі 6G, є терагерцовий (THz) зв'язок, інтелектуальні відбиваючі поверхні (IRS) та голографічні системи з кількома входами та кількома виходами (MIMO). Ці інновації спрямовані на подолання існуючих обмежень у спектральній ефективності, покритті та управлінні перешкодами, тим самим забезпечуючи надвисокошвидкісне, надійне та енергоефективне бездротове з'єднання. Досліджуються критичні стратегії оптимізації багатовимірного прийому сигналів у цих нових парадигмах 6G, підкреслюючи унікальні характеристики, притаманні проблеми та технологічні рішення, пов'язані з кожним підходом. Аналізуючи досягнення в терагерцовій технології, розгортання та оптимізацію IRS, а також трансформаційну роль голографічного MIMO, обговорення підкреслює, як ці передові концепції разом утворюють міцну основу для наступного покоління бездротових систем [29].

Використання терагерцових частот, що охоплюють приблизно від 0,1 до 10 ТГц, обіцяє розкрити безпрецедентні пропускні здатності, критично важливі для

задоволення ненаситних потреб у даних для додатків 6G. Високочастотна природа терагерцових хвиль пропонує величезні спектральні ресурси, що може сприяти швидкості передачі даних у кілька гігабіт на секунду та зв'язку з наднизькою затримкою. Однак ці частоти за своєю суттю мають унікальні характеристики поширення, які створюють значні проблеми. На відміну від сигналів нижчої частоти, терагерцові хвилі зазнають серйозних втрат у вільному просторі, високого поглинання в атмосфері, особливо через водяну пару, та обмежених можливостей проникнення крізь перешкоди, такі як стіни або рослинність. Ці фактори призводять до швидкого ослаблення сигналу та підвищеної сприйнятливості до шуму, що загрожує надійності та дальності ліній зв'язку на основі терагерцового діапазону. Щоб протидіяти цим проблемам, дослідники запропонували кілька методів, включаючи розробку високочутливих детекторів, вдосконалених схем модуляції та стратегій формування променя, які фокусують енергію на приймачі. Наприклад, використання надмасивних MIMO-масивів з високоспрямованими антенами може концентрувати передану потужність, тим самим компенсуючи втрати на поширення та збільшуючи ефективне використання пропускної здатності. Крім того, інтеграція нових матеріалів, таких як графен та метаматеріали, продемонструвала потенціал у посиленні ТГц сигналів та покращенні чутливості детекторів, що прокладає шлях для більш надійних ТГц приймачів у майбутніх системах 6G. Ці технологічні досягнення є важливими для перетворення теоретичних перспектив ТГц частот у практичні, масштабовані рішення, здатні підтримувати вимоги 6G до обсягів даних.

Формування архітектури мереж шостого покоління (6G) базується на подоланні фундаментальних обмежень щодо пропускної здатності та покриття, які властиві сучасним системам. Ключовим рішенням є перехід до терагерцового (ТГц) діапазону частот у поєднанні з концепцією програмованого бездротового середовища. Це досягається за допомогою інтелектуальних відбивальних поверхонь (IRS), що маніпулюють хвилями в режимі реального часу, та голографічних MIMO-систем, які забезпечують безпрецедентну просторову роздільну здатність.

Концептуальна схема взаємодії цих технологій для забезпечення надійного багатовимірного прийому сигналів у складних міських умовах представлена на рисунку 3.3 [30].

Як показано на рисунку 3.3, інтеграція цих засобів дозволяє створити синергетичну структуру, де кожна технологія нівелює недоліки іншої. Зокрема, розгортання IRS дозволяє компенсувати значні втрати поширення та ефекти блокування, характерні для ТГц хвиль, шляхом інтелектуального перенаправлення променів.

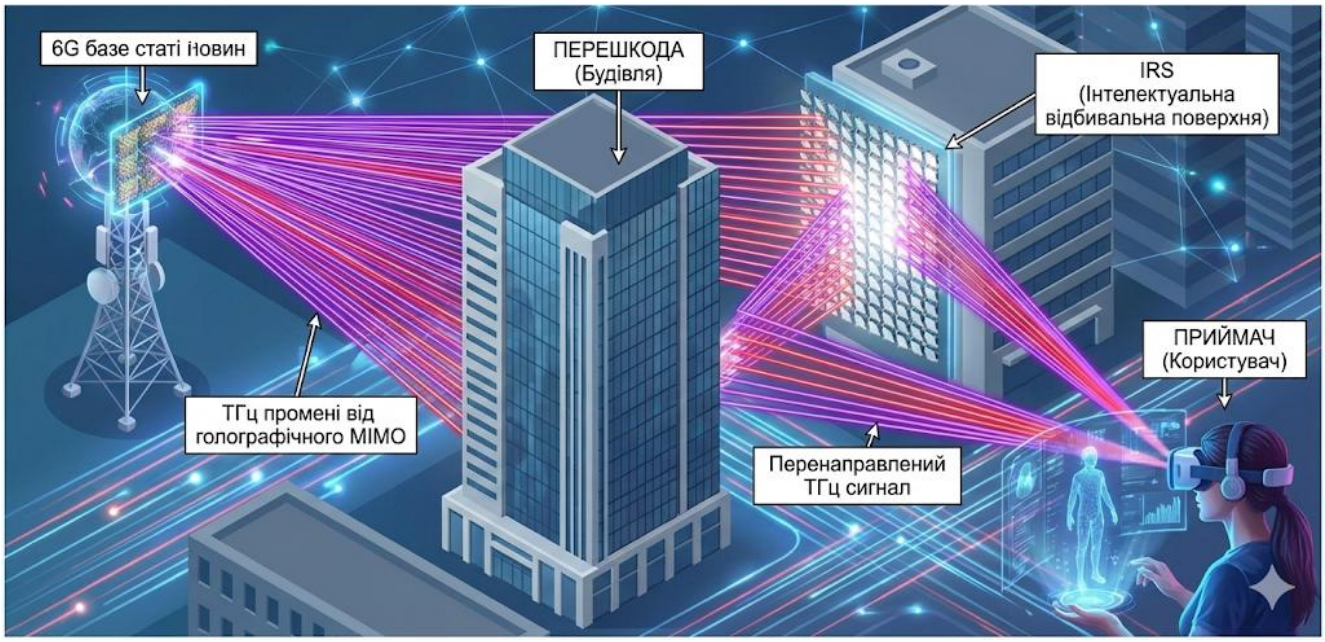


Рис. 3.3 Синергія ТГц зв'язку, IRS та голографічного MIMO у системах 6G

Водночас голографічні антени забезпечують точне просторове керування променями, що в поєднанні з алгоритмами на основі штучного інтелекту дозволяє динамічно оптимізувати параметри системи (фазові зсуви, амплітуди) у відповідь на зміни в середовищі та мобільність користувачів. Такий комплексний підхід є фундаментом для реалізації наднадійних мереж наступного покоління з низькою затримкою та експоненціально вищою ємністю.

Інтелектуальні відбиваючі поверхні (IRS) представляють собою новаторський підхід до маніпулювання електромагнітними хвилями в режимі реального часу для покращення якості бездротового сигналу, особливо в складних та динамічних середовищах. IRS, що складаються з великих масивів пасивних,

налаштовуваних елементів, таких як метаповерхні або реконфігуровані відбиваючі масиви, можуть інтелектуально відбивати, заломлювати або модулювати падаючі сигнали для покращення покриття, збільшення сили сигналу та зменшення перешкод. Ця можливість особливо цінна в умовах обмеженого доступу, таких як міські каньйони, приміщення або сільська місцевість, де прямі лінії видимості (LOS) часто перешкоджають. Стратегії розгортання IRS включають стратегічне розміщення на фасадах будівель, внутрішніх стінах або інших структурних елементах для створення програмованого середовища, яке доповнює сигнали базових станцій. Наприклад, у щільних міських умовах розгортання IRS на висотних будівлях може перенаправляти сигнали навколо перешкод, тим самим розширюючи покриття та підвищуючи надійність високошвидкісних з'єднань. Алгоритми оптимізації відіграють ключову роль у налаштуванні елементів IRS; такі методи, як опукла оптимізація, машинне навчання та глибоке навчання з підкріпленням, використовуються для динамічного регулювання фазових зсувів та амплітуд, щоб максимізувати силу прийнятого сигналу або мінімізувати перешкоди. Недавні дослідження показують, що спільна оптимізація конфігурацій IRS з формуванням променя на передавачі може значно підвищити спектральну ефективність та енергоефективність, що призведе до більш стійких та ємнісних мереж 6G. У міру розвитку технології IRS її здатність адаптивно формувати бездротове середовище стане важливою для досягнення наднадійного зв'язку високої ємності, передбаченого для 6G.

Голографічні системи MIMO використовують принципи просторового мультиплексування та голографії для створення високощільних, адаптивних антенних решіток, здатних передавати та приймати кілька потоків даних одночасно. На відміну від традиційних конфігурацій MIMO, голографічний MIMO використовує безперервний, надщільний масив антенних елементів, які можуть маніпулювати електромагнітними хвилями з майже безперервною кутовою роздільною здатністю. Цей підхід дозволяє точно формувати промінь та просторову фільтрацію, що є критично важливим для управління перешкодами та підвищення спектральної ефективності в густонаселених мережах 6G. Переваги голографічного

MIMO поширюються на покращену пропускну здатність, підвищену безпеку та зменшення затримки, особливо в сценаріях, що включають масове підключення пристроїв, таких як розумні міста, автономні транспортні засоби та екосистеми Інтернету речей. Ключ до повного використання потенціалу голографічного MIMO полягає в передових методах обробки сигналів, включаючи компресійне зондування, адаптивні алгоритми променя та придушення перешкод на основі машинного навчання. Ці методи сприяють вилученню високовимірної просторової інформації, дозволяючи системі динамічно оптимізувати сигнальні шляхи та придушувати перешкоди. Крім того, здатність голографічного MIMO до дрібнозернистого просторового керування дозволяє використовувати інноваційні програми, такі як нарізання променя та багатокористувацька суперпозиція, що ще більше підвищує ефективність мережі. У міру розвитку досліджень інтеграція голографічного MIMO з іншими засобами 6G, такими як терагерцовий зв'язок та IRS, буде... відіграє важливу роль у реалізації високогнучкої бездротової інфраструктури з високою пропускною здатністю, здатної підтримувати різноманітні вимоги майбутнього цифрового суспільства.

Поєднання терагерцової (THz) технології, інтелектуальних відбивних поверхонь (IRS) та голографічних MIMO-систем обіцяє трансформаційний стрибок у бездротовому зв'язку, забезпечуючи високонадійний та ефективний прийом сигналу в майбутніх мережах 6G. При синергетичній інтеграції ці технології можуть доповнювати сильні сторони одна одної: терагерцові частоти пропонують широку пропускну здатність, IRS забезпечує динамічний контроль навколишнього середовища, а голографічний MIMO забезпечує просторове мультиплексування та зменшення перешкод. Наприклад, IRS може бути стратегічно розгорнута для компенсації обмеженого діапазону та високих характеристик ослаблення терагерцових сигналів шляхом перенаправлення та фокусування променів, тим самим розширюючи покриття та підвищуючи силу сигналу в складних умовах. Одночасно, щільні антенні решітки голографічних MIMO можуть використовувати високочастотну просторову роздільну здатність для точного керування променями, що ще більше посилює переваги терагерцового зв'язку, одночасно зменшуючи

перешкоди. Однак інтеграція цих передових систем створює значні проблеми, включаючи складність системи, синхронізацію та необхідність координації в режимі реального часу між різними апаратними компонентами. Забезпечення безперебійної роботи вимагає складних алгоритмів керування, здатних до спільної оптимізації на кількох рівнях, таких як адаптивне формування променя, налаштування фазового зсуву для IRS та управління частотою, зберігаючи при цьому низьку затримку. Архітектурно майбутні мережі можуть використовувати ієрархічні або розподілені структури, де центральні блоки керування координують динамічну конфігурацію IRS та голографічних MIMO-матриць, використовуючи алгоритми на основі штучного інтелекту для прийняття рішень. Крім того, вирішальне значення матимуть модульні апаратні конструкції, що сприяють взаємодії між терагерцовими приймачами, елементами IRS та голографічними антенними решітками. Розробка таких інтегрованих архітектур матиме вирішальне значення для використання повного потенціалу цих технологій, що зрештою забезпечить стійкі, високопродуктивні та адаптивні бездротові системи 6G.

Хоча технологічні перспективи інтеграції терагерцових, IRS та голографічних MIMO-систем є багатообіцяючими, перетворення цих концепцій на практичне, широке розгортання передбачає подолання численних дослідницьких та інженерних проблем. Основна увага досліджень має бути зосереджена на розробці адаптивних, інтелектуальних алгоритмів, здатних оптимізувати параметри системи в режимі реального часу, такі як напрямки променя, фазові зсуви та розподіл частот, у відповідь на динамічні умови навколишнього середовища та мобільність користувачів. Машинне навчання та підходи на основі штучного інтелекту мають особливі перспективи в управлінні цією складністю, дозволяючи мережам навчатися та адаптуватися без складного ручного налаштування. Крім того, апаратні обмеження створюють значні перешкоди; наприклад, проектування надщільних, високоточних антенних решіток та реконфігурованих модулів IRS, які надійно працюють на терагерцових частотах, залишається технічно складним. Енергоефективність є ще однією критичною проблемою, оскільки високе енергоспоживання, пов'язане з щільними антенними решітками та

високошвидкісною обробкою, може перешкоджати сталому розгортанню. Інновації в проектуванні низькоенергетичних схем, нові матеріали та методи збору енергії є важливими для вирішення цих проблем. Крім того, оскільки ці передові технології розширюють межі чинних стандартів, створення комплексних регуляторних рамок та протоколів стандартизації є життєво важливим для забезпечення сумісності, безпеки та управління спектром. Міжнародна співпраця між промисловістю, академічними колами та регуляторними органами буде необхідною для розробки рекомендацій, які сприятимуть інноваціям, одночасно захищаючи інтереси користувачів та екологічні міркування. Вирішення цих проблем за допомогою цілеспрямованих дослідницьких та розробницьких зусиль буде основоположним для реалізації практичного, масштабованого розгортання інтегрованих систем 6G на основі технологій THz, IRS та голографічного MIMO.

На завершення, майбутнє бездротового зв'язку готове до вражаючих перетворень завдяки оптимізації прийому багатовимірних сигналів, що стало можливим завдяки новим технологіям 6G. Досягнення в терагерцовому (THz) зв'язку обіцяють безпрецедентну пропускну здатність, але стикаються зі значними проблемами, пов'язаними з втратами на поширення та шумом, які можна пом'якшити за допомогою інноваційних конструкцій детекторів та методів формування променя. Розгортання інтелектуальних відбивних поверхонь (IRS) пропонує динамічні засоби маніпулювання середовищем, покращуючи покриття та якість сигналу завдяки інтелектуальному відбиттю та фазовому керуванню, особливо в складних умовах.

У третьому розділі проведено комплексний аналіз стратегій оптимізації прийому багатовимірних сигналів, що є критично важливим для забезпечення високої пропускної здатності та надійності мереж 5G/6G. На основі проведеного дослідження можна зробити такі висновки:

Еволюція алгоритмів детекції: встановлено, що вибір методу детектування в системах MIMO та massive MIMO визначається компромісом між обчислювальною складністю та точністю прийому (BER). Лінійні методи (ZF, MMSE) є найбільш масштабованими для масивних антенних решіток, проте вони схильні до посилення

шуму. Нелінійні методи (MLD, SIC) забезпечують вищу точність, але мають високу складність, що обмежує їх застосування у великих системах. Найбільш перспективними для мереж наступного покоління є гібридні стратегії та адаптивні підходи на основі машинного навчання, які дозволяють динамічно підлаштовуватися під умови каналу, поєднуючи ефективність лінійних фільтрів із точністю нелінійного уточнення.

Децентралізація архітектур прийому: виявлено зміну парадигми від традиційних централізованих структур до децентралізованих методів, таких як CoMP та cell-free massive MIMO. Координація в межах CoMP дозволяє ефективно керувати міжстільниковими завадами на межі покриття. Концепція cell-free massive MIMO, за рахунок використання великої кількості розподілених антен, забезпечує майже рівномірну якість обслуговування на всій території та високу стійкість до ефектів затінення. Локальна обробка сигналів у цих системах суттєво зменшує затримки та навантаження на центральні вузли мережі.

Синергія технологій 6G: дослідження перспективних засобів 6G показало, що поєднання терагерцового (THz) зв'язку, інтелектуальних відбивальних поверхонь (IRS) та голографічного MIMO створює умови для реалізації наднадійних мереж. ТГц діапазон забезпечує безпрецедентну смугу пропускання, тоді як IRS дозволяє нівелювати значні втрати поширення ТГц хвиль шляхом інтелектуального перенаправлення променів. Голографічне MIMO, завдяки надщільним антенним масивам, забезпечує безпрецедентну просторову роздільну здатність та точне керування променями.

Роль інтелектуальних алгоритмів: подальший розвиток систем зв'язку нерозривно пов'язаний з інтеграцією штучного інтелекту та машинного навчання для спільної оптимізації параметрів системи (напрямків променя, фазових зсувів IRS, розподілу частот) у режимі реального часу. Це дозволить створити адаптивну та стійку інфраструктуру, здатну підтримувати експоненціальне зростання вимог до обсягів передачі даних у майбутньому цифровому суспільстві.

ВИСНОВКИ

У першому розділі досліджено еволюційний шлях мобільних мереж від аналогової передачі голосу в 1G до інтелектуальних систем 6G, що відображає постійне прагнення до підвищення пропускної здатності та надійності. В Визначено, що основними технологічними компонентами багатовимірності є Massive MIMO, FD-MIMO та використання мм-хвильового і терагерцового діапазонів, які дозволяють значно розширити спектральні ресурси. Також обґрунтовано важливість точного моделювання радіоканалів (стохастичних, детермінованих та геометричних) для прогнозування реальної продуктивності систем у складних середовищах поширення .

У другому розділі розглянуто теоретичні засади представлення сигналів, де доведено перевагу тензорної алгебри над матричною для моделювання складних просторово-часових структур і багатоканальних даних. Проаналізовано методи формування та кодування багатовимірних сигналів, зокрема просторово-часове блокове кодування (STBC), що підвищує стійкість до завмирань через створення надмірності. Систематизовано моделі завад та встановлено, що використання адаптивних алгоритмів на базі машинного навчання дозволяє динамічно коригувати параметри детекції в умовах високої невизначеності. Доведено, що інтеграція інтелектуальних методів обробки є критичною для подолання «прокляття розмірності» та забезпечення масштабованості систем.

У третьому розділі проведено порівняльний аналіз методів оптимізації прийому, де виявлено, що лінійні алгоритми (ZF, MMSE) є оптимальними за складністю для Massive MIMO, тоді як нелінійні методи (MLD, SIC) забезпечують вищу точність детектування . Обґрунтовано перехід до децентралізованих архітектур, таких як CoMP та Cell-free Massive MIMO, що дозволяє вирівняти якість обслуговування по всій території та зменшити затримки обробки . Встановлено, що синергія технологій 6G (THz, IRS та голографічного MIMO) створює фундамент для формування «розумного радіосередовища» . Ключовим фактором оптимізації в 6G визначено впровадження штучного інтелекту для автономного керування ресурсами та параметрами прийому в режимі реального часу.