

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2023-51-18>

УДК 621.391

**Васильківський Микола Володимирович**, к.т.н., доцент

<https://orcid.org/0000-0002-6586-2563>

**Болдирева Ольга Сергіївна**, аспірант,

**Варгатюк Ганна Леонідівна**, аспірант,

**Грабчак Назарій Віталійович**, аспірант.

Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна.

## КОРИГУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ МОБІЛЬНИХ СИСТЕМ МІМО ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

**Васильківський М.В., Болдирева О.С., Варгатюк Г.Л., Грабчак Н.В.** Коригування параметрів мобільних систем МІМО із використанням штучного інтелекту. Розглянуто методи імітаційного проектування систем МІМО з використанням штучного інтелекту. Генетичні алгоритми можуть бути використані для оптимізації конфігурації антен та параметрів системи МІМО. ШІ може моделювати різні комбінації параметрів, оцінювати їх продуктивність і еволюційним чином визначати оптимальні налаштування. Нейронні мережі можуть використовуватись для прогнозування каналу зв'язку та оптимізації передавальних стратегій. Вони можуть навчитись моделювати складні взаємозв'язки між властивостями каналу та продуктивністю системи МІМО. Методи навчання з підкріпленням можуть бути використані для вирішення проблеми керування передачею сигналу в системі МІМО. ШІ може взаємодіяти з динамічним середовищем, навчатись оптимальним стратегіям передачі сигналу та підлаштовувати їх в реальному часі. ШІ може використовуватись для розробки алгоритмів підтримки рішень у системах МІМО. Це може включати прийняття рішень про вибір оптимального режиму передачі, зміну налаштувань антен чи каналів відповідно до зміни умов зв'язку. Також ШІ може використовувати автоматичне навчання для адаптації системи МІМО до змінних умов зв'язку.

Результати досліджень мобільних систем МІМО з використанням штучного інтелекту формують передумови для розширення можливостей та покращення продуктивності таких систем за допомогою інтеграції ШІ-технологій. Використання ШІ дозволяє вирішувати задачі оптимізації та автоматичного налаштування параметрів систем МІМО, оскільки ШІ може ефективно аналізувати великі обсяги даних, моделювати різні сценарії та встановлювати оптимальні налаштування, що приводить до покращення продуктивності системи МІМО. ШІ може використовуватись для прогнозування властивостей каналу зв'язку у системах МІМО та управління каналом в режимі реального часу. Він може аналізувати стан каналу, прогнозувати його зміни та адаптивно реагувати на них, що сприяє покращенню якості зв'язку. Також ШІ може використовуватись для вирішення проблеми інтерференції, яка виникає в системах МІМО за рахунок можливості аналізувати та управляти розподілом потужності між антенами, визначати оптимальні стратегії передачі сигналів та забезпечувати мінімізацію впливу інтерференції на якість зв'язку. У підсумку, ШІ дозволяє системам МІМО адаптуватись до змінних умов зв'язку, таких як зміна шуму, інтерференції, рухливості користувачів. Таким чином, моделювання мобільних систем МІМО з використанням штучного інтелекту має практичну значимість, оскільки дозволяє покращити продуктивність, знизити витрати, підвищити енергоефективність та покращити якість обслуговування користувачів в мобільних мережах.

**Ключові слова:** просторово-часове кодування, мобільна система МІМО, штучний інтелект, управління каналом в режимі реального часу, якість обслуговування користувачів в мобільних мережах, оптимальна стратегія передачі сигналів.

**Vasykivskiyi M., Boldyreva O., Vargatyuk H., Grabchak N.** Adjusting the parameters of mobile MIMO systems using artificial intelligence. The methods of simulation design of MIMO systems using artificial intelligence are considered. Genetic algorithms can be used to optimize the configuration of antennas and parameters of the MIMO system. AI can simulate various combinations of parameters, evaluate their performance, and evolutionarily determine the optimal settings. Neural networks can be used to predict the communication channel and optimize transmission strategies. They can learn to model the complex relationships between channel properties and MIMO system performance. Reinforcement learning techniques can be used to solve the problem of controlling signal transmission in a MIMO system. AI can interact with a dynamic environment, learn optimal signal transmission strategies, and adjust them in real time. AI can be used to develop decision support algorithms in MIMO systems. This may include making decisions on the optimal transmission mode, changing antenna or channel settings in response to changing communication conditions. AI can also use automatic learning to adapt the MIMO system to changing communication conditions.

The results of research on mobile MIMO systems using artificial intelligence form the prerequisites for expanding the capabilities and improving the performance of such systems by integrating AI technologies. The use of AI allows solving the tasks of optimizing and automatically adjusting the parameters of MIMO systems, as AI can effectively analyze large amounts of data, model various scenarios, and set optimal settings, which leads to improved MIMO system performance. AI can be used to predict channel properties in MIMO systems and manage the channel in real time. It can analyze the state of the channel, predict its changes, and adaptively respond to them, which helps to improve the quality of communication. AI can also be used to solve the problem of interference that occurs in MIMO systems by being able to analyze and manage the power distribution between antennas, determine optimal signal transmission strategies, and ensure that the impact of interference on communication quality is minimized. As a result, AI allows MIMO systems to adapt to changing communication conditions, such as changes in noise, interference, and user mobility. Thus, modeling of mobile MIMO systems using artificial intelligence is of practical importance, as it allows to improve performance, reduce costs, increase energy efficiency, and improve the quality of user experience in mobile networks.

**Keywords:** spatio-temporal coding, mobile MIMO system, artificial intelligence, real-time channel management, quality of user experience in mobile networks, optimal signal transmission strategy.

**Постановка наукової проблеми.** Класичні бездротові канали зазвичай розглядаються як невідомий чорний ящик, оскільки їх поведінку важко передбачити заздалегідь. Однак, у сучасних бездротових системах зв'язку детальніше вивчається характеристика цих каналів. На канали бездротового зв'язку можуть впливати різні види завад, такі як гаусівський шум (шум, що має гаусівський розподіл), джитер (випадкові зміни в затримці сигналу), втрати в тракці передавання (втрати сигналу через поширення в середовищі), згасання (ослаблення сигналу залежно від довжини лінії передавання), затінення (втрата сигналу через завади), фазові та частотні шуми, завади [1]. Кожен з цих факторів може впливати на передачу сигналів по-різному. Отримання точної інформації про стан каналу (CSI) стає важливим для сучасних бездротових систем зв'язку. Це означає, що передавач і приймач повинні взаємодіяти і обмінюватися інформацією про канал, щоб оцінити його стан. Це може включати вимірювання параметрів каналу, таких як рівень сигналу, шумовий рівень, частотна характеристика, фазова інформація [2].

Важливо враховувати, що бездротові канали є динамічними та змінюються з часом. Точність оцінки CSI може знижуватися через зміну умов передачі, які можуть включати зміну середовища, рух об'єктів, завади та інші фактори. Також важливо враховувати вплив різних видів завад на передачу сигналу і оцінку CSI. Наприклад, гаусів шум може впливати на точність оцінки параметрів каналу, тоді як затінення та згасання можуть призводити до значних змін в переданих сигналах.

Для покращення точності оцінки CSI та керування каналом використовуються різні техніки. Наприклад, адаптивні алгоритми можуть змінювати параметри передачі сигналу в режимі реального часу, враховуючи отриману інформацію про стан каналу. Також використовуються технології, такі як MIMO, що використовують багатоантенні системи для поліпшення якості зв'язку та збільшення пропускної здатності. Отримання точної інформації про стан каналу є важливим етапом у вирішенні проблем бездротового зв'язку і дозволяє виконувати оптимальне керування каналом та підвищувати продуктивність бездротових систем зв'язку [3].

Моделі бездротових каналів, які використовуються для досліджень та розробки бездротових систем, є наближенням до реального каналу. Вони мають параметри, які повинні бути оцінені, і можуть містити помилки в оцінці.

Фізичний рівень бездротових систем виконує важливу роль у подоланні недоліків бездротового каналу. Він включає компоненти, які здатні пом'якшити різні типи спотворень каналу і відновити передані сигнали. Наприклад, коли сигнал поширюється до приймача кількома шляхами в бездротовому каналі, окремі канали можуть зазнавати різних канальних ефектів, таких як затухання, фазові зміни, затримки [4]. Методи диверсифікації використовують кілька отриманих сигналів з різних шляхів та спотворень каналу і використовують їх для покращення надійності передачі. Вони можуть включати методи комбінування (наприклад, максимального відношення сигнал-шум, відбору, посткомбінації), антенні масиви для просторової множинної обробки (наприклад, MIMO-системи), різні методи пом'якшення спотворень (наприклад, коригування характеристики каналу). Такі методи диверсифікації на фізичному рівні допомагають покращити якість зв'язку, забезпечують зниження впливу спотворень каналу і підвищують надійність передачі сигналів. Вони є важливими компонентами бездротових систем, що допомагають подолати ефекти каналу та покращити якість зв'язку [5].

Метою роботи є: дослідження та коригування ефективності систем MIMO із використанням алгоритмів штучного інтелекту, що дозволяє покращити пропускну здатність, забезпечити кращу якість зв'язку та підвищити продуктивність бездротових мобільних мереж.

**Аналіз досліджень.** Дослідження та оптимізація ефективності систем MIMO з використанням алгоритмів штучного інтелекту може включати такі аспекти. Автоматичне налаштування параметрів системи. ШІ може бути використаний для автоматичного налаштування параметрів системи MIMO, таких як вагові коефіцієнти, модуляція, частоти або розподіл ресурсів між антенами. Алгоритми навчання з підкріпленням або еволюційні алгоритми можуть допомогти вирішити цю задачу, оптимізуючи систему MIMO для досягнення кращої пропускної здатності та якості зв'язку. Керування множинним доступом. В системах MIMO, де кілька користувачів конкурують за доступ до спільного бездротового каналу, можна використовувати алгоритми ШІ для керування множинним доступом. Наприклад, алгоритми навчання можуть допомогти вибрати оптимальні ресурси, розподілити пропускну здатність між користувачами або забезпечити справедливий доступ до каналу. Прогнозування каналу та зменшення впливу канальних збурень. ШІ може використовуватись для прогнозування стану каналу в системах MIMO. З використанням методів машинного навчання, таких як нейронні мережі, можна розробити моделі, які здатні передбачати зміни каналу на основі історичних даних. Це дозволяє адаптувати передавальні

© Васильківський М.В., Болдирева О.С., Варгатюк Г.Л., Грабчак Н.В.

параметри та кодування для зменшення впливу каналних збурень і покращення якості зв'язку. Оптимальне розташування антен. III може допомогти вирішити проблему оптимального розташування антен в системах МІМО [6].

Створення стохастичної моделі каналу з обома компонентами зазвичай базується на аналізі вимірювань, проведених у різних середовищах. Однак така модель не здатна передбачати зміни на практиці для каналів, які постійно змінюються в часі. Це пов'язано з тим, що стохастичні моделі ґрунтуються на статистичних властивостях і неможливо точно передбачити майбутні зміни каналу, оскільки вони не враховують конкретні сигнали чи умови середовища, які можуть впливати на канал. [7]. Модель каналу, яка характеризує реальне каналне середовище, може бути використана для визначення вимог до фізичного рівня системи. Це дозволяє оптимізувати роботу системи, враховуючи особливості каналу зв'язку і забезпечити ефективне використання ресурсів для досягнення високої продуктивності та якості зв'язку.

**Виклад основного матеріалу й обґрунтування отриманих результатів дослідження.** При адаптації алгоритмів фізичного рівня (ФІ) до моделювання каналів у системах 6G, однією з великих переваг є відсутність необхідності розробляти точну модель каналу і зосередження на взаємозв'язку між входом і виходом каналу. Замість цього використовуються методи, які базуються на штучному інтелекті, такі як нейронні мережі, для прогнозування параметрів каналу.

Важливим фактором ефективності підходу з попереднім навчанням є якість навчальних даних та якість самої нейронної мережі. Добре підготовлені навчальні дані з репрезентативними прикладами каналів дозволяють моделі каналу навчитися правильним залежностям. Крім того, оптимальний вибір архітектури і параметрів нейронної мережі впливає на її здатність до виконання завдання класифікації бездротових каналів. Варто враховувати розмірність вхідних даних, складність моделі каналу та інші особливості задачі. Ітеративний процес підбору архітектури та параметрів нейронної мережі може допомогти досягти оптимальної точності та продуктивності.

Додатково, важливо відзначити, що побудова якісної моделі каналу вимагає великої кількості репрезентативних навчальних даних. Ці дані повинні охоплювати широкий спектр реальних умов каналу, включаючи різні розташування, перешкоди та шуми. Збір таких даних може бути витратним і вимагати значних зусиль. Узагальнення алгоритмів нейронних мереж та методів аналізу головних компонент для моделювання бездротових каналів може допомогти зрозуміти та використовувати особливості каналів для покращення бездротових систем. Проте, слід враховувати, що успішність цих підходів залежить від якості навчальних даних, вибору архітектури мережі та налагодження її параметрів. Рекурентна нейронна мережа (RNN) дійсно має корисні властивості для моделювання послідовних даних, включаючи часові послідовності. Це може бути корисно для моделювання бездротових каналів, оскільки вони зазвичай мають динамічну поведінку залежно від часу [8].

Проте, важливо враховувати, що модель каналу з попереднім навчанням може бути обмежена узагальненням на різні сценарії каналу. Це означає, що вона може добре працювати на даних, які були використані для навчання, але може показувати гірші результати на нових, реалістичних сценаріях каналу. Узагальнення моделей каналів для більш реалістичних сценаріїв є важкою задачею, яка вимагає досліджень.

Попередньо навчений канал може виділяти особливості каналів і оновлювати ваги моделі, максимізуючи ймовірність правильного прогнозування даних. Це дозволяє навчати моделі каналів для різних завдань, таких як формування променя, користувацький парінг. Однак, ефективність цих моделей залежить від якості навчальних даних, які використовуються для навчання, а також від архітектури і параметрів моделі. Таким чином, використання RNN та попереднього навчання може бути корисним для моделювання бездротових каналів, але потребує додаткових досліджень для досягнення узагальнення на реалістичні сценарії каналу та оптимального навчання моделі [9].

Просторово-часове кодування (STBC) є методом, що поєднує кодування, модуляцію та рознесення каналів в системах з багатьма антенами. Він використовує ортогональну матрицю, що охоплює антени та часові періоди, для побудови кодових блоків. Ці блоки можуть бути декодовані за допомогою алгоритмів максимальної правдоподібності. STBC дозволяє досягти повної різноманітності, але має обмежений виґраш при кодуванні.

У протилежність до цього, просторово-часові блоки кодів (STTC) передають множину різноманітних даних через антени та час, і на приймачі відновлюють фактичну послідовність даних. Вони можуть досягти як виґрашу в різноманітності, так і виґрашу в кодуванні. Однак, процес декодування STTC є складнішим, оскільки він вимагає спільної оцінки послідовності з максимальною правдоподібністю. При проектуванні STBC розглядається система МІМО типу "точка-точка" з  $N_t$  передавальними антенами і  $N_r$  приймальними антенами, як показано на рис. 1.

Метою є побудова матриці кодування, яка забезпечує різноманітність і декодується з високою точністю. Це може бути досягнуто за допомогою різних методів кодування, таких як алгебраїчні коди, циклічні коди, лінійні просторово-часові коди [10].

Просторово-часове кодування є ефективним методом для покращення продуктивності систем МІМО, особливо в умовах каналу з високою кореляцією. Просторова рознесеність відноситься до використання багатьох передавальних і приймальних антен для створення незалежних шляхів з передавача до приймача. Це дозволяє знизити вплив каналних затухань, множинних променевих замирань та підвищити якість зв'язку. Кожна антена може передавати свою власну копію сигналу, що створює просторову різноманітність, яка покращує надійність та продуктивність передачі даних. Часове рознесення відноситься до використання послідовних символів у часі для передачі даних. Це означає, що кожна антена може передавати свою власну послідовність символів, які можуть бути розрізнені на приймачі. Використання часового рознесення дозволяє збільшити пропускну здатність системи та підвищити швидкість передачі даних. Комбінація просторового та часового рознесення в просторово-часовому кодуванні дозволяє досягти покращення продуктивності систем МІМО, забезпечуючи незалежність сигналів в просторі та часі [11].

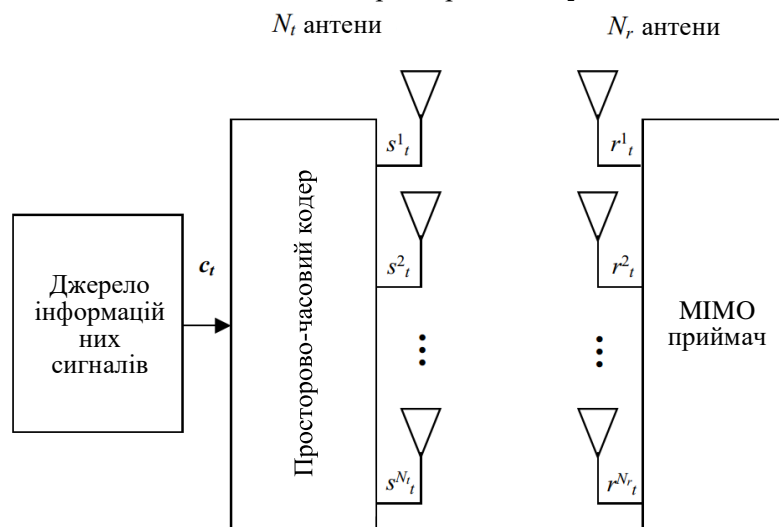


Рис. 1 – Система МІМО для просторово-часового кодування

Розглянемо привабливі риси ортогональних просторово-часових блокових кодів (OSTBC). Повний вигреш у різноманітності. OSTBC забезпечують максимальну різноманітність, що означає, що вони максимізують незалежність між сигналами, які передаються по різних антенах та часових інтервалах. Це дозволяє знизити вплив каналних спотворень і покращити якість зв'язку. Проста структура приймача. OSTBC мають просту структуру приймача, оскільки можуть бути декодовані за допомогою декодування за принципом максимальної правдоподібності. Це спрощує процес декодування і знижує обчислювальну складність. Максимальний SNR або мінімальний MSE. OSTBC покращують відношення сигнал/шум (SNR) або знижують середньоквадратичну помилку (MSE) при отриманні сигналу на приймачі. Це сприяє збільшенню якості передачі і зниженню помилкових приймань. Легке усунення ISI завдяки ортогональності. OSTBC мають ортогональні властивості, що допомагають уникнути міжсимвольного впливу (ISI). Ортогональність кодів дозволяє зрушувати символи без взаємного впливу між ними, що сприяє полегшенню усунення ISI [12].

Хоча OSTBC є оптимальними з точки зору виграшу в різноманітності та простоти приймача, вони можуть бути неоптимальними з точки зору швидкості передачі даних. Швидкість передачі даних в системах з ортогональними просторово-часовими блоковими кодами (OSTBC) може бути обмежена кількістю передавальних антен та часових інтервалів. Кожна передавальна антена та часовий інтервал додають додаткові ступені вільності, які можуть використовуватися для передачі додаткових символів або бітів і, таким чином, підвищити швидкість передачі. Однак, збільшення кількості передавальних антен та часових інтервалів може збільшити складність системи та вимоги до ресурсів. Наприклад, збільшення кількості антен може призвести до складніших механізмів синхронізації, більшої споживання енергії та більшої складності обробки сигналу. Також, збільшення часових інтервалів може вимагати більшої пропускну здатності каналу та більшої точності синхронізації. Тому при проектуванні систем з OSTBC потрібно знаходити компроміс між швидкістю передачі даних та вимогами до ресурсів, враховуючи обмеження апаратного

забезпечення, каналу зв'язку та вимог до якості обслуговування [3].

Системи MIMO є необхідними для просторового мультиплексування (spatial multiplexing) з метою підвищення пропускної здатності та швидкості передачі даних в бездротових комунікаційних системах. Просторове мультиплексування дозволяє одночасно передавати декілька незалежних потоків даних через різні антени на передавачі та приймачі.

Основним принципом просторового мультиплексування є використання просторового рознесення, яке виникає завдяки наявності багатьох передавальних та приймальних антен. Кожна антена створює свій власний незалежний канал зв'язку, що дозволяє передавати окремі потоки даних через них одночасно. Це можливо завдяки тому, що сигнали, які передаються через різні антени, можуть бути розділені в просторі та незалежно відновлені на приймачі. Системи MIMO використовують різні технології, такі як масивне MIMO, багатокористувацьке MIMO та формування променя, для ефективного використання просторового рознесення та досягнення великої пропускної здатності. Вони дозволяють передавати багато незалежних потоків даних одночасно, забезпечуючи високу швидкість передачі та ефективне використання ресурсів бездротового каналу. Таким чином, системи MIMO є необхідними для просторового мультиплексування, яке дозволяє досягти високої пропускної здатності та ефективної передачі даних в бездротових комунікаційних системах, як показано на рисунку 2.

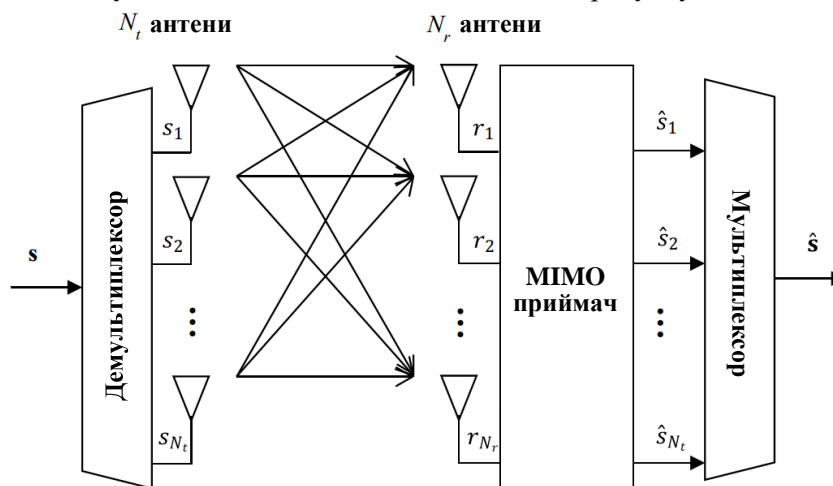


Рис. 2 – Система MIMO для просторового мультиплексування

Складність системи MIMO збільшується зі зростанням кількості передавальних антен і порядку модуляції. Це пов'язано з більшою обчислювальною складністю, необхідною для обробки сигналів із більшою кількістю антен і більш складними модуляційними схемами. Лінійні методи виявлення, такі як узгоджений фільтр (MF), нульове придушення (ZF) і мінімальна середньоквадратична помилка (MMSE), використовують інверсію каналу MIMO для виявлення переданих символів. Ці методи вимагають обчислення оберненого каналу, що може бути обчислювально витратним завданням, особливо при великій кількості антен.

Метод виявлення максимальної правдоподібності (МП) є одним з найбільш точних, але він також вимагає значних обчислювальних ресурсів. Цей метод вимагає оцінки переданого символу за допомогою різних версій каналу MIMO, множення і квантування. Чим більша кількість антен і більш висока складність модуляції, тим більше обчислювальних ресурсів буде потрібно для здійснення методу виявлення МП [4]. Загалом, враховуючи складність і обчислювальні вимоги, вибір методу виявлення в системах MIMO залежить від компромісу між точністю виявлення та обчислювальною складністю, яка може бути прийнятною для конкретного застосування.

Варто відзначити важливість точної оцінки матриці каналу MIMO при лінійному виявленні. Це особливо важливо в умовах високого відношення сигнал-шум (SNR), коли виявлення може бути вдосконалене завдяки точним оцінкам каналу.

Метод послідовного придушення завад (SIC) є компромісом між виявленням максимальної правдоподібності (ML) і лінійним виявленням. Він показує кращу продуктивність, ніж лінійне виявлення, але не досягає ефективності ML. Виявлення SIC використовує обнулення і скасування для виділення переданих символів з прийнятих сигналів. У методі SIC виявлення відбувається поетапно, починаючи з виявлення одного шару (часткової послідовності символів від однієї передавальної антени) і продовжуючи до виявлення всіх шарів. Кожен шар виявляється шляхом віднімання виявлених шарів з попередніх етапів. Таким чином, виявлення відбувається ітеративно

до тих пір, поки не будуть виявлені всі шари. Недоліком методу SIC є поширення помилок. Якщо прийняте рішення щодо переданого символу виявляється неправильним на одному етапі, це може вплинути на виявлення наступних шарів. Тому використовується техніка впорядкування, щоб мінімізувати поширення помилок. Впорядковане обнулення та скасування означає, що перший символ з найвищим SNR передається як найнадійніший символ, а потім передаються символи з меншим SNR.

В порівнянні з виявленням максимальної правдоподібності (ML), лінійне виявлення і метод SIC мають меншу складність. Виявлення ML є оптимальним з точки зору продуктивності, оскільки досягає найкращої можливої ефективності виявлення. Однак, воно вимагає значних обчислювальних ресурсів і часу для оцінки всіх можливих комбінацій переданих символів. Лінійне виявлення, які використовують методи, такі як узгоджений фільтр (MF), нульове придушення (ZF) і мінімальна середньоквадратична помилка (MMSE), мають значно меншу складність. Вони базуються на інверсії каналу MIMO і вимагають оцінки матриці каналу. Хоча вони не досягають ефективності ML, вони можуть забезпечити задовільну продуктивність при достатньо високому SNR [5].

Метод SIC, як зазначено, знаходиться між лінійним виявленням і виявленням ML за рівнем продуктивності. Він забезпечує кращу продуктивність, ніж лінійне виявлення, але залишається менш складним, ніж виявлення ML. Використання методу SIC дозволяє покращити продуктивність в умовах низького SNR. Отже, хоча лінійне виявлення і метод SIC не досягають оптимальної ефективності виявлення, вони є менш складними альтернативами, які можуть забезпечити прийнятну продуктивність в багатоантенних системах MIMO.

Масивна MIMO є важливою технологією в системах зв'язку п'ятого покоління (5G). Масивна MIMO використовує велику кількість антен на базовій станції для одночасного обслуговування багатьох мобільних пристроїв. За допомогою масивної MIMO, базова станція може передавати різні сигнали до різних мобільних пристроїв одночасно за допомогою просторового мультиплексування. Це дозволяє досягти високої спектральної ефективності, оскільки багато пристроїв можуть отримувати дані одночасно на одній частоті. Крім того, масивна MIMO забезпечує енергоефективність, оскільки може знизити випромінювану потужність за рахунок просторової фокусування сигналу до конкретних користувачів.

У порівнянні з технологією MIMO в 4G, масивна MIMO 5G використовує більшу кількість антен і може обслуговувати більшу кількість пристроїв одночасно. Це призводить до значного покращення продуктивності мережі, збільшення швидкості передачі даних та зниження затримки. Технологія масивної MIMO є однією з ключових інновацій в системах 5G і вона відіграє важливу роль у поліпшенні продуктивності, ефективності та потужності бездротових мереж.

Основні технічні характеристики масивного MIMO можуть бути підсумовані наступним чином. Операція TDD є необхідною для масивного MIMO через його взаємну залежність. Вона дозволяє використовувати одну частоту для передачі і прийому даних, використовуючи різний часовий розподіл, що забезпечує високу ефективність передачі. Зміцнення каналу усуває ефект швидких завмирань і забезпечує стабільність якості зв'язку. Масивний MIMO здатний зробити зміцнення каналу більш повільним, що корисно для ефективного розподілу ресурсів між користувачами і забезпечення високої якості обслуговування (QoS).

Замкнутий бюджет каналу зв'язку в масивному MIMO пропорційний кількості антен на базовій станції. Це означає, що збільшення кількості антен дозволяє покращити бюджет каналу і загальну продуктивність системи. Це особливо корисно для забезпечення якісного обслуговування в комірці з великою кількістю користувачів. Масивний MIMO має відносно низьку складність алгоритмів попереднього кодування і декодування. Це забезпечує ефективну обробку сигналу при великій кількості антен, сприяючи покращенню продуктивності і зниженню обчислювального навантаження.

Повна цифрова обробка сигналу в масивному MIMO є корисною як для спектральної ефективності, так і для енергоефективності. Вона дозволяє ефективно використовувати доступний спектр і зменшувати вплив шуму та спотворень каналу, забезпечує більш точне і надійне декодування сигналів. Крім того, повна цифрова обробка дозволяє гнучко налаштовувати параметри системи і здійснювати широкий спектр оптимізаційних рішень для досягнення кращої продуктивності і збереження енергії [6]. Отже, масивна MIMO є технологією, яка забезпечує високу спектральну ефективність, покращення якості зв'язку, збільшення бюджету каналу зв'язку та має низьку складність обробки сигналу. Вона відіграє важливу роль у розвитку систем 5G і має потенціал для покращення продуктивності та ефективності бездротових мереж у майбутньому.

Розглянемо певні практичні обмеження, які можуть вплинути на реалізацію масивного MIMO. Збільшення кількості антен на базовій станції вимагає відповідного фізичного простору, високої потужності живлення та складних антенних решіток. Це може вплинути на вартість, розмір та енергоефективність системи. Збільшення кількості антен може призвести до збільшення взаємодії між ними, таких явищ як міжсимвольна та міжканальна інтерференція. Це може потребувати складніших алгоритмів обробки сигналів та ефективного керування взаємодією між антенами. Висока мобільність мобільних пристроїв може призводити до швидкої зміни каналу, що може ускладнити оцінку каналу та вимагати додаткових ресурсів для виявлення та коригування каналових змін. Для оцінки каналу та виявлення сигналів необхідно використовувати пілотні сигнали. Однак, кількість доступних ортогональних пілотних сигналів обмежена, тому зі збільшенням кількості антен можуть виникати проблеми з обмеженою кількістю пілотних сигналів та забрудненням пілотів.

Збільшення кількості антен у масивному MIMO призводить до збільшення обчислювальної складності алгоритмів обробки сигналів, зокрема оцінки каналу. Оцінка каналу вимагає обчислення великої кількості параметрів каналу, таких як коефіцієнти передачі сигналу для кожної пари антена-пристрій. Зі збільшенням кількості антен цей обчислювальний обсяг збільшується пропорційно.

Точна інформація про стан каналу (CSI) є ключовим фактором для покращення продуктивності систем MIMO. Величезний обсяг даних, що генеруються масивними системами MIMO, створює можливості для використання алгоритмів штучного інтелекту (AI) для аналізу цих даних. AI може допомогти виявити корисну інформацію з великих обсягів даних, таку як точна CSI, яка може бути використана для покращення ефективності системи MIMO.

Масивна антенна решітка має великий розмір матриці, що ставить вимоги до обчислювальної потужності для виявлення сигналу та оцінки каналу. Тут AI може використовуватись для оптимізації обчислювальних процесів та забезпечення ефективного використання ресурсів.

Пілотне забруднення, яке виникає через інтерференцію між сусідніми стільниками, є однією з проблем, яка впливає на точність інформації про стан каналу. Тут AI може бути використаний для виявлення та компенсації цього забруднення, що допомагає покращити якість інформації про канал. Основні підходи до застосування алгоритмів ШІ в системах MIMO можна узагальнити, як показано в таблиці 1.

Таблиця 1 Підходи до проектування систем MIMO зі штучним інтелектом

Методи MIMO	Підходи до проектування
Вибір променя визначає, які антени та спрямованість сигналу будуть використовуватися для передачі та отримання даних та є важливим етапом для досягнення оптимальної продуктивності та забезпечення надійного зв'язку.	Застосування згорткових нейронних мереж (CNN) для класифікації інформації про променевий канал може бути ефективним підходом, оскільки CNN може вчитися виявляти різні характеристики та шаблони вхідних даних, які можуть бути корисними для класифікації номерів променів.
Розпізнавання радіомодуляції є важливим завданням в системах MIMO, оскільки різні радіосигнали можуть використовувати різні схеми модуляції. Для ефективного використання каналу та оптимального прийому сигналу в системах MIMO необхідно точно розпізнавати радіомодуляцію.	Використання згорткових нейронних мереж (CNN) для високоточного автоматичного розпізнавання модуляції (AMR) може бути ефективним підходом. Для досягнення високої точності розпізнавання, часто використовуються два різні набори даних, а саме "навчальний" та "тестовий" набори даних. Навчання та оцінка моделі CNN виконуються за допомогою ітераційного процесу, де модель навчається на навчальному наборі даних, а потім оцінюється на тестовому наборі даних.
Попереднє кодування та отримання CSI в системах MIMO дозволяють досягнути кращої продуктивності та забезпечити ефективне використання доступного каналу для передачі сигналів.	Використовуючи навчену нейронну мережу та миттєвий і статистичний CSI, попереднє кодування векторів призначене для максимізації сумарної швидкості за умови обмеження загальної потужності передачі. Складність попереднього кодування MIMO суттєво зменшується порівняно з існуючим ітеративним алгоритмом

Вибір антени є важливим аспектом в методах MIMO, який впливає на продуктивність, надійність та якість передачі даних в системі MIMO.	Використання CNN для вибору MIMO-антени та проектування гібридного формувача променя дозволяє автоматизувати цей процес і забезпечити оптимальну настройку системи MIMO залежно від умов каналу та потреб додатку.
Виявлення MIMO за допомогою неконтрольованого навчання можуть бути використані різні алгоритми кластеризації.	Найкращий алгоритм кластеризації для виявлення MIMO може залежати від конкретного сценарію та особливостей системи MIMO. Ефективні результати виявлення MIMO можуть бути досягнуті шляхом поєднання декількох алгоритмів або використання гібридних підходів, які комбінують переваги різних методів

Отже, комбінація різних методів, таких як передача з мітками та модель гаусової суміші з обмеженою модуляцією, може бути використана для вирішення проблем виявлення MIMO. Використання передачі з мітками дозволяє встановити відповідність між кластерами і переданими символами, що полегшує інтерпретацію результатів кластеризації. Однак цей підхід може потребувати додаткових витрат на маркування сигналів.

Крім того, можуть бути використані інші підходи, такі як використання штучних нейронних мереж для виявлення MIMO. Ці моделі можуть навчитися розпізнавати закономірності в прийнятих сигналах і здійснювати виявлення без прив'язки до певних моделей чи обмежень. Всі ці підходи мають свої переваги і обмеження, і вибір конкретного методу залежить від специфічних вимог та обмежень системи MIMO.

**Висновки та перспективи подальшого дослідження.** Виконані дослідження систем MIMO із просторово-часовим кодуванням показали значні результати. Використання просторового мультиплексування дозволяє збільшити покриття та зони покриття бездротової мережі. Основні результати досліджень у цьому напрямку включають: збільшення ємності мережі, розширення покриття мережі, збільшення ефективності використання ресурсів, підвищення швидкості передачі даних. Таким чином, моделювання мобільних систем MIMO з використанням штучного інтелекту має практичну значимість, оскільки дозволяє покращити продуктивність, знизити витрати, підвищити енергоефективність та покращити якість обслуговування користувачів в мобільних мережах. Зокрема, забезпечуються передумови для підвищення швидкості передачі даних в мобільній системі до 1 Тбіт/секунду та зменшення затримки до менше 1 мілісекунди.

#### Список бібліографічного опису

1. H. He, C.-K. Wen, S. Jin, G.Y. Li, Deep learning-based channel estimation for beamspace mmWave massive MIMO systems. *IEEE Wirel. Commun. Lett.* 7(5), 852–855 (2018)
2. H. Tang, J. Wang, L. He, Off-grid sparse Bayesian learning based channel estimation for mmWave massive MIMO uplink. *IEEE Wireless Commun. Lett.* 8(1), 45–48 (2019)
3. H. Kim, *Design and Optimization for 5G Wireless Communications* (Wiley, 2020). ISBN 9781119494553
4. H. Kim, Y.H. Jiang, R. Rana, Communication algorithms via deep learning. <https://arxiv.org/abs/1805.09317> (2018)
5. O. Shental, J. Hoydis, Machine Learning: Learning to softly demodulate, in *IEEE Globecom Workshops 2019, HI, USA* (2019), pp. 1–7
6. E. Björnson, J. Hoydis, L. Sanguinetti, *Massive MIMO Networks: Spectral, Energy, and Hardware Efficiency* (Now Publishers, 2018). <https://doi.org/10.1561/20000000093>
7. Васильківський, М., Варгатюк, Г., & Болдирева, О. (2022). Дослідження архітектури штучного інтелекту для інфокомунікаційних мереж 6G. *Measuring and computing devices in technological processes*, (4), 62–70. <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2022-72-4-7>
8. Васильківський, М., Варгатюк, Г., & Болдирева, О. (2022). Інтелектуальна оптимізація інфокомунікаційних мереж множинного доступу. *Вісник Хмельницького національного університету*, (6), 32–39. [https://www.doi.org/10.31891/2307-5732-2022-315-6\(2\)-32-39](https://www.doi.org/10.31891/2307-5732-2022-315-6(2)-32-39)
9. Васильківський, М., Варгатюк, Г., & Болдирева, О. (2023). Інтелектуальний радіоінтерфейс з підтримкою штучного інтелекту. *Вісник Хмельницького національного університету*, (1), 26–32. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2023-317-1-26-32>
10. Васильківський, М., Прикмета, А., Олійник, А., & Нікітович, Д. (2023). Оптимізація інтелектуальних телекомунікаційних мереж. *Вісник Хмельницького національного університету*, (1), 33–41. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2023-317-1-33-41>
11. Васильківський, М., Болдирева, О., Варгатюк, Г., & Будащ, М. (2023). Керування телекомунікаційними мережами з використанням технологій AI/ML. *Measuring and computing devices in technological processes*, (1), 89–100. <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2023-73-1-13>
12. Васильківський, М., Болдирева, О., Онищук, Д., & Гнатенко, Ю. (2023). Динамічна інформаційна мережа із вбудованим штучним інтелектом. *Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво*, (50), 36–45.



<https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2023-50-05>

#### References

1. H. He, C.-K. Wen, S. Jin, G.Y. Li, Deep learning-based channel estimation for beamspace mmWave massive MIMO systems. *IEEE Wirel. Commun. Lett.* 7(5), 852–855 (2018)
2. H. Tang, J. Wang, L. He, Off-grid sparse Bayesian learning based channel estimation for mmWave massive MIMO uplink. *IEEE Wireless Commun. Lett.* 8(1), 45–48 (2019)
3. H. Kim, *Design and Optimization for 5G Wireless Communications* (Wiley, 2020). ISBN 9781119494553
4. H. Kim, Y.H. Jiang, R. Rana, Communication algorithms via deep learning. <https://arxiv.org/abs/1805.09317> (2018)
5. O. Shental, J. Hoydis, Machine Learning: Learning to softly demodulate, in *IEEE Globecom Workshops 2019, HI, USA* (2019), pp. 1–7
6. E. Björnson, J. Hoydis, L. Sanguinetti, *Massive MIMO Networks: Spectral, Energy, and Hardware Efficiency* (Now Publishers, 2018). <https://doi.org/10.1561/20000000093>
7. Vasylykivskiy M., Varhatiuk, H., & Boldyreva, O. (2022). Doslidzhennya arkhitektury shuchnoho intelektu dlya infokomunikatsiynikh merezh 6G. Measuring and computing devices in technological processes, (4), 62–70. <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2022-72-4-7>
8. Vasylykivskiy M., Varhatiuk, H., & Boldyreva, O. (2022). Intelektual'na optymizatsiya infokomunikatsiynikh merezh mnozhynnoho dostupu. *Visnyk Khmel'nyts'koho natsional'noho universytetu*, (6), 32–39. [https://www.doi.org/10.31891/2307-5732-2022-315-6\(2\)-32-39](https://www.doi.org/10.31891/2307-5732-2022-315-6(2)-32-39)
9. Vasylykivskiy M., Varhatiuk, H., & Boldyreva, O. (2023). Intelektual'nyy radiointerfeys z pidtrymkoyu shuchnoho intelektu. *Visnyk Khmel'nyts'koho natsional'noho universytetu*, (1), 26–32. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2023-317-1-26-32>
10. Vasylykivskiy, M., Prykmeta, A., Oliynyk, A., & Nikitovych, D. (2023). Optymizatsiya intelektual'nykh telekomunikatsiynikh merezh. *Visnyk Khmel'nyts'koho natsional'noho universytetu*, (1), 33–41. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2023-317-1-33-41>
11. Vasylykivskiy M., Boldyreva, O., Varhatiuk, H., & Budash, M. (2023). Keruvannya telekomunikatsiynomy merezhamy z vykorystanniam tekhnolohiy AI/ML. Measuring and computing devices in technological processes, (1), 89–100. <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2023-73-1-13>
12. Vasylykivskiy, M., Boldyreva, O., Onyshchuk, D., & Hnatenko, Y. (2023). Dynamichna informatsiyna merezha iz vbudovanyam shuchnym intelektom. *Komp'yuterno-intehrovani tekhnolohiyi: osvita, nauka, vyrobnytstvo*, (50), 36–45. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2023-50-05>