

АДАПТИВНІ МОБІЛЬНІ СИСТЕМИ НА ОСНОВІ МАСИВНОГО МІМО

¹ Вінницький національний технічний університет

Анотація

Здійснено дослідження адаптивних алгоритмів та оптимізаційних методів для масивного МІМО, що формує передумови до значного підвищення продуктивності мобільних мереж. Розглянута здатність адаптувати параметри та конфігурацію системи до змінних умов зв'язку дозволяє досягти оптимального використання ресурсів та покращити якість передачі даних. Дослідження алгоритмів та методів адаптації може сприяти досягненню значного покращення швидкості зв'язку та забезпечити підтримку високопропускних додатків, таких як відео стрімінг та великі обсяги даних. За допомогою адаптації параметрів та оптимального використання ресурсів можна досягти ефективного використання енергії, що має велике значення для тривалості роботи мобільних пристроїв та стійкості мереж.

Ключові слова: адаптивний алгоритм, оптимізаційний метод, оптимальне використання ресурсів, якість передачі даних, мобільний пристрій, стійкість мереж.

Abstract

Adaptive algorithms and optimization methods for massive MIMO are studied, which forms the prerequisites for a significant increase in the performance of mobile networks. The considered ability to adapt the system parameters and configuration to changing communication conditions allows achieving optimal resource utilization and improving the quality of data transmission. The study of adaptation algorithms and methods can help to achieve significant improvements in communication speed and provide support for high-bandwidth applications such as video streaming and large amounts of data. By adapting parameters and optimizing resource utilization, energy efficiency can be achieved, which is essential for mobile device lifetime and network resilience.

Keywords: adaptive algorithm, optimization method, optimal use of resources, data transmission quality, mobile device, network resilience.

Вступ

При адаптації алгоритмів фізичного рівня до моделювання каналу в системах 6G використовуються методи, що базуються на штучному інтелекті (AI), такі як нейронні мережі. Ці алгоритми фізичного рівня можуть бути навчені на великій кількості даних вимірювань каналу для прогнозування параметрів каналу і забезпечення оптимальної роботи системи 6G в різних умовах каналу. Знання про стан каналу, такі як прийнята потужність, середньоквадратичне запізнення, кутовий розкид та інші, можуть бути передбачені за допомогою нейронних мереж. Використання нейронних мереж дозволяє швидко адаптувати алгоритми фізичного рівня до змінних умов каналу. Це дозволяє системі 6G ефективно використовувати ресурси та забезпечувати високу якість зв'язку в різних середовищах, включаючи складні сценарії каналу з різними типами шумів, нелінійностями та недосконаlostями. Тому, при розробці алгоритмів фізичного рівня в системах 6G, використання методів штучного інтелекту, таких як нейронні мережі, може допомогти в прогнозуванні параметрів каналу і адаптації до змінних умов для досягнення оптимальної продуктивності та якості зв'язку [1].

Метою роботи є дослідження та оптимізація алгоритмів і методів, які забезпечують ефективне використання масивного МІМО залежно від змінних умов зв'язку та вимог користувачів.

Основна частина

Підходи глибокого навчання можуть бути корисними для реконструкції природних зображень, отриманих за допомогою компресійного зондування. Використовуючи глибокі нейронні мережі, можна відновити високоякісне зображення з його компресованої форми, що дозволяє зберегти важливу інформацію при зменшенні обсягу даних.

У замкнутій системі MIMO можна використовувати глибоке навчання для відновлення каналу зворотного зв'язку (CSI). CSI містить інформацію про канал передачі сигналу, яка є важливою для оптимального прийому сигналів. Застосування глибокого навчання дозволяє відновити CSI з високою якістю реконструкції, що покращує продуктивність системи MIMO.

Глибокі нейронні мережі можуть використовуватись для відновлення CSI з компресованих даних, що отримані за допомогою зондування. Це дозволяє зменшити накладні витрати на передачу CSI та забезпечити гарну якість реконструкції. Застосування глибокого навчання дозволяє виявити складні залежності та корисні взаємозв'язки у вхідних даних, що допомагає відновити точну інформацію про канал. Отже, глибоке навчання може бути потужним інструментом для реконструкції природних зображень, отриманих за допомогою компресійного зондування, а також для відновлення CSI в системах MIMO. Ці підходи дозволяють досягти високої якості реконструкції та забезпечити ефективну передачу даних [2].

Використання просторового мультиплексування дійсно дозволяє покращити якість зв'язку у бездротових комунікаційних системах. Розглянемо основні способи, якими просторове мультиплексування сприяє покращенню якості зв'язку. Зниження ефектів канальних збурень. Розділення сигналів на різні антени допомагає зменшити вплив канальних збурень, таких як відбиття, розсіювання та інтерференція. Це поліпшує стійкість передачі сигналу та забезпечує кращу якість зв'язку. Зменшення помилок передачі. Просторове мультиплексування дозволяє використовувати множину шляхів для передачі даних, що знижує ймовірність помилок передачі. За допомогою розподілу сигналів по різних антенах можна досягти більшої надійності передачі та зменшити кількість помилок у отриманому сигналі. Зменшення міжсимвольної інтерференції. Просторове мультиплексування дозволяє використовувати різні антени для передачі різних символів одночасно. Це допомагає уникнути міжсимвольної інтерференції, яка може виникати при одночасній передачі різних символів на одній антені. Підвищення роздільної здатності. Просторове мультиплексування дозволяє отримувачеві розділити сигнали, що надсилаються по різних антенах. Це покращує роздільну здатність між різними сигналами і дозволяє досягти кращої якості зв'язку.

Системи MIMO можуть бути реалізовані в стільникових системах двома способами: однокористувацьким MIMO і багатокористувацьким MIMO. Однокористувацький MIMO включає в себе одного передавача і одного приймача, обладнаного кількома антенами. Це може бути базова станція або користувацьке обладнання. У цьому випадку використовується просторова множина каналів для покращення якості зв'язку для одного користувача. Багатокористувацький MIMO включає один або кілька передавачів і один або кілька приймачів з однією або кількома антенами. В такій системі кілька користувачів одночасно обслуговуються за допомогою розділення сигналів у просторовому та часовому просторах. Це дозволяє забезпечити високу пропускну здатність та ефективне використання ресурсів [1].

Однак, існують деякі проблеми, з якими можна зіткнутися при використанні MIMO систем. Низький ранг каналу може обмежувати коефіцієнт мультиплексування, а велика відстань між антенами може вимагати складну оцінку каналу. Крім того, великі розміри пілотних сигналів можуть призводити до накладних витрат на оцінку каналу.

Використання більш складних алгоритмів обробки сигналу. AI може допомогти вирішити проблему обробки сигналу у багатокористувацьких системах MIMO. Він може використовувати глибокі нейронні мережі та інші алгоритми машинного навчання для складнішої обробки сигналу, включаючи коригування шуму, виявлення та усунення інтерференції, адаптацію до змінних канальних умов тощо. Це може покращити якість зв'язку та ефективність використання ресурсів у багатокористувацьких системах MIMO. Шляхом використання AI для більш точного виявлення та управління інтерференцією, оптимізації розподілу пропускну здатності та потужності, система MIMO може забезпечити кращу якість зв'язку для кожного користувача. Крім того, AI може допомогти вирішити проблему збурень, таких як рух користувачів, коливання антенної решітки або зміни оточення, шляхом прогнозування та адаптації до цих змін. В результаті це може забезпечити більш стабільний зв'язок та оптимальне використання ресурсів у системі MIMO. При проектуванні систем MIMO з використанням штучного інтелекту (AI) можна використовувати різні підходи, які допомагають оптимізувати та покращувати продуктивність системи [2].

Для ефективної обробки сигналів у масивних MIMO системах часто використовуються методи та алгоритми, які забезпечують баланс між точністю оцінки каналу і обчислювальною складністю. Наприклад, можуть використовуватись низькоскладні алгоритми оцінки каналу, такі як оцінка каналу на

основі пілотних сигналів або використання статистичних методів. Також можуть застосовуватись апроксимаційні методи та редукція розмірності для скорочення обчислювального навантаження. Проте, необхідно враховувати, що зі збільшенням обчислювальної складності може збільшуватись вимога до потужності обробки та ресурсів системи. Тому, при розробці масивних МІМО систем, необхідно розглядати баланс між обчислювальною складністю, точністю оцінки каналу та доступними ресурсами системи [1].

При збільшенні кількості антен в масивному МІМО поліпшується продуктивність системи. Це досягається завдяки просторовому розділенню сигналів, яке дозволяє одночасно обслуговувати багато користувачів та збільшувати пропускну здатність системи. Однак, існують обмеження, які впливають на продуктивність масивного МІМО в умовах високої мобільності. Час когерентності визначає період, протягом якого канал залишається стабільним і зміни в ньому незначні. У швидкорухомих середовищах, таких як мобільні комунікації, час когерентності може бути обмеженим. Це означає, що масивний МІМО може не мати достатньої часової стабільності для ефективного використання просторового розділення. Маломасштабні завмирання класифікуються як плоскі завмирання ($B_s < B_c$), частотно-селективні завмирання ($B_s > B_c$), швидкі завмирання ($T_s > T_c$) і повільні завмирання ($T_s < T_c$), де B_s , B_c , T_s і T_c позначають відповідно смугу пропускання сигналу, когерентну смугу пропускання, часовий інтервал сигналу і час когерентності. Вони можуть моделюватися випадковими та детермінованими компонентами. Стохастична модель каналу з обома компонентами зазвичай будується на основі даних вимірювань у різних середовищах. Однак вказана модель не може бути використана для прогнозування каналів, що змінюються в часі в реальному світі [2].

Отже, маломасштабні завмирання можуть бути класифіковані за декількома наведеними параметрами. Плоскі завмирання відбуваються, коли смуга пропускання сигналу (B_s) менша за когерентну смугу пропускання (B_c). Частотно-селективні завмирання виникають в разі, коли смуга пропускання сигналу (B_s) більша за когерентну смугу пропускання (B_c). Швидкі завмирання відбуваються, коли часовий інтервал сигналу (T_s) більший за час когерентності (T_c). Повільні завмирання стаються, коли часовий інтервал сигналу (T_s) менший за час когерентності (T_c). Вказані типи завмирань можуть бути змодельовані як випадкові, так і детерміновані компоненти. Випадкові компоненти відображають непередбачувані зміни, тоді як детерміновані компоненти ґрунтуються на певних правилах або закономірностях [1].

Крім того, масивний МІМО вимагає використання пілотних сигналів для оцінки каналу. У випадку великої кількості антен, це може призводити до обмеження доступної кількості ортогональних пілотів через обмежену пропускну здатність пілотного каналу. Це може вплинути на точність оцінки каналу та продуктивність системи. Також, масивний МІМО має вузькі промені, що генеруються з кожної антени. Це означає, що коли мобільні пристрої або антени решітка зазнають коливань або руху, може відбуватись втрата сигналу або зниження якості зв'язку. Це вимагає додаткових виправлень та компенсаційних методів для забезпечення стабільного зв'язку. Отже, у швидкорухомих середовищах з великою кількістю мобільних пристроїв та швидким рухом, продуктивність масивного МІМО може бути обмеженою через знижену часову стабільність каналу, обмежену кількість ортогональних пілотів та вплив руху на вузькі промені. Ці фактори впливають на точність оцінки каналу, розділення сигналів та якість зв'язку. Для подолання цих обмежень можуть використовуватись різні техніки, такі як адаптивне управління променем, використання антен з різною напрямленістю, компенсація ефектів руху. Дослідження і розвиток в області масивного МІМО спрямовані на розробку ефективних алгоритмів та методів, що дозволяють працювати з високою мобільністю та забезпечувати стійкий та надійний зв'язок. У кінцевому підсумку, масивний МІМО може забезпечити значне покращення продуктивності та спектральної ефективності у багатьох сценаріях, але його ефективність в умовах високої мобільності та обмежень ресурсів вимагає уваги до деталей реалізації та використання відповідних компенсаційних стратегій.

Застосування методу розрідженого байєсівського навчання для отримання інформації про стан каналу в масивних системах МІМО є одним із прикладів використання АІ. Цей підхід може забезпечити кращу продуктивність системи МІМО навіть в умовах завад.

Отже, при виборі алгоритму для систем МІМО важливо враховувати обчислювальні обмеження та компроміси між продуктивністю та реалізаційною складністю. Застосування АІ може виявитись корисним для досягнення оптимальних рішень у виявленні МІМО, але потребує уважного аналізу та налагодження для досягнення балансу між продуктивністю та обчислювальною складністю.

Виявлення МІМО може бути розглянуте як проблема кластеризації, де прийняті сигнали групу-

ються в кластери, які відповідають переданим символам. Використання алгоритмів машинного навчання може допомогти вирішити цю проблему.

Один з основних підходів до виявлення МІМО використовує алгоритм максимізації математичного сподівання для кластеризації набору даних, описаного моделлю гаусової суміші. Цей підхід дозволяє згрупувати прийняті сигнали в кластери, що відповідають переданим символам.

Проте реалізація цього підходу пов'язана з деякими проблемами. По-перше, результати кластеризації не завжди однозначно показують відповідність між кластерами і переданими сигналами. Тобто, хоча ми можемо з'ясувати, які сигнали належать до одного кластера, це не означає, що ми точно знаємо, який символ вони представляють. По-друге, кластеризація вимагає, щоб кількість кластерів була значно меншою, ніж кількість прийнятих сигналів [2].

Для вирішення цих проблем можуть бути застосовані підходи, такі як передача з мітками та модель гаусової суміші з обмеженою модуляцією. Передача з мітками дозволяє встановити відповідність між кластерами і переданими символами, але це може вимагати додаткових ресурсів для маркування сигналів. Модель гаусової суміші з обмеженою модуляцією дозволяє скоротити кількість параметрів для точної кластеризації.

Застосування моделі гаусової суміші з обмеженою модуляцією дозволяє скоротити кількість параметрів, що потрібно оцінити для кластеризації, і полегшує точність визначення кластерів. Це може зробити алгоритм виявлення МІМО більш ефективним та менш обчислювально витратним [1].

Висновки

Використання просторово-часового кодування в системах МІМО дозволяє значно підвищити пропускну здатність мобільних комунікаційних систем. Шляхом одночасної передачі декількох сигналів через різні антени, можна досягти високої ефективності передачі даних та покращити пропускну здатність мережі. Просторово-часове кодування дозволяє покращити якість зв'язку шляхом зниження впливу каналних збурень, таких як відбиття, розсіювання та інтерференція. Використовуючи різні антени для передачі сигналу, можна створити різні шляхи передачі, що забезпечує більш стійку та надійну комунікацію. Використання систем МІМО для просторово-часового кодування дозволяє покращити надійність зв'язку. За рахунок використання кількох незалежних каналів передачі, системи МІМО можуть виявляти та коригувати помилки в передачі сигналу, забезпечуючи більш стабільний та надійний зв'язок. Просторово-часове кодування в системах МІМО дозволяє збільшити покриття мережі та ефективно використовувати бездротові ресурси. За рахунок використання багатьох антен, можна забезпечити кращу покриття віддалених областей та забезпечити розподіл ресурсів між користувачами.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. 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)

2. 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>

Васильківський Микола Володимирович — кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інфокомунікаційних систем і технологій, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: mvasylkivskyi@gmail.com

Стальченко Олександр Володимирович — кандидат технічних наук, доцент кафедри інфокомунікаційних систем і технологій, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: magicphenix@gmail.com

Якубівська Наталія Володимирівна — студентка групи ТКС-21мсз, факультет інформаційних електронних систем, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: nakubivska@gmail.com

Vasylkivskyi Mykola V. - D. in Engineering, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Infocommunication Systems and Technologies, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, Ukraine, e-mail: mvasylkivskyi@gmail.com

Stalchenko Oleksandr V. - D. in Engineering, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Infocommunication Systems and Technologies, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, Ukraine, e-mail: magicphenix@gmail.com

Yakubivska Natalia V. - student of the group TKS-21msz, Faculty of Information Electronic Systems, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: nakubivska@gmail.com