

КОРИГУВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ СИСТЕМ МІМО З ВИКОРИСТАННЯМ ШІ

¹ Вінницький національний технічний університет

Анотація

Досліджено технології покращення продуктивності системи МІМО у бездротових системах, забезпечення стабільного та ефективного зв'язку, зниження впливу шуму та інтерференції, а також оптимізації використання ресурсів з метою досягнення кращої якості передачі даних. Розглянуто особливості прогнозування моделей каналів за допомогою ШНМ для встановлення передбачуваних характеристик каналів, що дає можливість адаптувати передані сигнали та розподіляти ресурси відповідно. Здійснено групування моделей каналів для впорядкування каналів за схожими характеристиками, що дозволяє ефективно керувати ресурсами. При цьому, можна використовувати різні налаштування та алгоритми для кожної групи каналів, що сприяє оптимальному використанню доступних ресурсів та забезпеченню найкращої якості зв'язку для кожної групи.

Ключові слова: продуктивність системи МІМО, зниження впливу шуму та інтерференції, оптимізація використання ресурсів, штучна нейронна мережа.

Abstract

The technologies for improving the performance of the MIMO system in wireless systems, ensuring stable and efficient communication, reducing the impact of noise and interference, as well as optimizing the use of resources to achieve better data transmission quality are investigated. The features of predicting channel models using ANNs to establish the predictable characteristics of channels are considered, which makes it possible to adapt the transmitted signals and allocate resources accordingly. The grouping of channel models is carried out to organize channels by similar characteristics, which allows for efficient resource management. At the same time, different settings and algorithms can be used for each group of channels, which contributes to the optimal use of available resources and ensures the best communication quality for each group.

Keywords: MIMO system performance, noise and interference reduction, resource optimization, artificial neural network.

Вступ

При реалізації алгоритмів штучного інтелекту (ШІ) для отримання знань про канал у системах 6G необхідно зібрати велику кількість даних вимірювань каналу. Ці дані можуть бути отримані шляхом проведення експериментів або симуляцій з використанням відповідного обладнання та програмного забезпечення [1].

Після збору даних можна навчити моделі алгоритмів штучного інтелекту на цих даних. Наприклад, можна використовувати методи машинного навчання, такі як нейронні мережі, для тренування моделі, яка може прогнозувати різні характеристики каналу, включаючи імпульсну характеристику, шумовий рівень, коефіцієнт згасання. Отримані знання про канал можуть бути використані в багатьох різних завданнях на фізичному рівні та рівні передачі даних в системах 6G. Знання про канал може бути використане для ефективного використання технологій МІМО, формування променя, розподілу ресурсів, управління потужністю та інших аспектів бездротового зв'язку [2].

Метою роботи є дослідження способів підвищення продуктивності, надійності та якості зв'язку в системах МІМО за допомогою технологій штучного інтелекту.

Основна частина

Нейронні мережі прямого поширення і нейронні мережі з радіальною базисною функцією (RBFN) можуть бути використані для прогнозування різних параметрів каналу, таких як прийнята потужність, середньоквадратичне запізнення, кутовий розкид і інші. Ці методи навчання можуть використовувати історичні дані про канал, щоб побудувати модель, яка здатна передбачати стан каналу на

основі вхідних сигналів. За допомогою навчання нейронних мереж на великій кількості даних про канал, можна отримати модель, яка здатна адаптуватися до різних складних сценаріїв каналу з різними типами шумів, нелінійностями та недоскональностями. Це дозволяє системам 6G прогнозувати та адаптуватися до змінних умов каналу для ефективного використання ресурсів і досягнення оптимальної продуктивності. Здатність до швидкої адаптації дозволяє системам 6G підтримувати високу продуктивність і якість зв'язку, навіть при змінних умовах каналу, таких як рух користувачів, перешкоди, змінні шуми. Нейронні мережі можуть навчитися розпізнавати патерни і кореляції в даних каналу, що допомагає передбачити майбутні зміни і адаптуватися до них. Отже, використання нейронних мереж для прогнозування параметрів каналу дозволяє швидко адаптувати алгоритми фізичного рівня до різних умов каналу, що забезпечує ефективну роботу системи 6G навіть у змінних середовищах [3].

Штучні нейронні мережі (ANN) можуть бути використані для видалення шуму з моделі імпульсної характеристики каналу. ANN можуть навчитися розпізнавати шумові компоненти в моделі каналу і видаляти їх, поліпшуючи якість моделі.

Аналіз головних компонент (PCA) використовується для виявлення особливостей моделі каналу. Він дозволяє зменшити розмірність даних і виокремити головні компоненти, які мають найбільший вплив на модель каналу. Це допомагає зрозуміти структуру і властивості каналу, що може бути використано для покращення алгоритмів фізичного рівня. Кластеризація за допомогою алгоритмів неконтрольованого навчання, таких як кластеризація за K-середнім або нечіткі алгоритми C-середніх, може бути використана для групування множинних компонентів траєкторій. Це дозволяє виявити схожі компоненти і використовувати цю інформацію для подальшого аналізу та оптимізації системи.

Згорткові нейронні мережі (CNN) можуть бути застосовані для ідентифікації різних бездротових каналів. Вони можуть навчитися розпізнавати унікальні особливості сигналів, що відповідають різним каналам, і класифікувати їх на основі цих особливостей. Це дозволяє системі розрізняти різні типи каналів і приймати відповідні рішення для кожного типу [1].

Штучні нейронні мережі, такі як ANN і CNN, разом з методами аналізу головних компонент (PCA) і кластеризації, можуть бути використані для обробки моделей каналів у бездротових системах. ANN може бути використана для прогнозування параметрів каналу, видалення шуму та покращення якості моделі імпульсної характеристики каналу. ANN може навчитися виявляти шаблони і закономірності в даних каналу, що дозволяє йому виконувати різні завдання обробки і аналізу. CNN, з своєю здатністю розпізнавати спатіальні шаблони, може бути використана для ідентифікації різних бездротових каналів на основі їх унікальних особливостей. Вона може навчитися розрізняти різні типи каналів на основі вхідних сигналів і класифікувати їх відповідно.

PCA може використовуватися для аналізу головних компонент моделей каналів, зменшення розмірності даних і виокремлення найбільш важливих аспектів каналу. Це допомагає зрозуміти структуру каналу і використовувати цю інформацію для подальшої обробки і вирішення завдань фізичного рівня. Кластеризація може бути використана для групування компонентів траєкторій каналу, що дозволяє виділити схожі компоненти та розрізнити їх. Ця інформація може бути використана для встановлення залежностей між компонентами і для прийняття відповідних рішень щодо оптимального використання ресурсів каналу [2]. Таким чином, комбінація штучних нейронних мереж, методів аналізу головних компонент і кластеризації може бути дуже потужним і ефективним підходом до обробки моделей каналів у бездротових системах.

Завдяки ANN можна навчити модель виконувати складні завдання, такі як видалення шуму або прогнозування параметрів каналу. ANN може автоматично виявляти складні залежності в даних каналу, що дозволяє отримати більш точні результати. Метод аналізу головних компонент може використовуватися для зменшення розмірності даних і виділення найбільш важливих аспектів моделі каналу. Це допомагає сконцентруватися на ключових характеристиках каналу і знижує обчислювальну складність алгоритмів обробки. Кластеризація за допомогою методів, таких як кластеризація за K-середнім або нечіткі алгоритми C-середніх, дозволяє групувати компоненти траєкторій каналу залежно від їх подібності. Це дозволяє виділити різні типи компонентів і використовувати цю інформацію для подальшої аналізу і вирішення завдань фізичного рівня [3]. Таким чином, комбінування цих методів дозволяє отримати комплексний підхід до обробки моделей каналів, що допомагає поліпшити якість передачі даних, знизити вплив шуму та підвищити надійність та продуктивність бездротових систем.

Використання багатопроменевих компонентів у якості вхідних параметрів у згорткових нейронних

мережах (CNN) дозволяє виявляти та розпізнавати різні бездротові канали на основі їх особливостей. З навчанням на вимірних даних, CNN може навчитися класифікувати різні типи каналів з високою точністю. Підхід автономного контрольованого навчання для моделювання бездротових каналів та захисту особистої конфіденційності передбачає використання великої кількості мічених даних для автоматичного генерування моделі каналу. Після навчання модель каналу може бути використана для налаштування і адаптації системи. Використання попереднього навчання дозволяє вивчити детерміновані властивості бездротових каналів з великої кількості навчальних даних. Це дає можливість моделі каналу прогнозувати та адаптуватися до змінних каналів в часі. Попереднє навчання дозволяє економити час, оскільки навчену модель можна використовувати для швидкого налаштування системи в нових умовах каналу [1].

Таким чином, застосування AI в системах MIMO може допомогти покращити продуктивність, ефективність та забезпечити кращу якість зв'язку шляхом оптимізації розподілу ресурсів, використання точної CSI, зменшення впливу пілотного забруднення та забезпечення ефективного використання обчислювальних потужностей. AI може виявляти складні залежності та патерни у великих обсягах даних, що допомагає вирішувати проблеми, з якими стикаються системи MIMO, і покращує їх загальну продуктивність. Наприклад, AI може використовуватись для оптимального розподілу ресурсів, таких як потужність та пропускна здатність, між різними антенами та користувачами в системі MIMO. Вона може аналізувати дані про стан каналу, навчатись зі змінюваних умов мережі та приймати рішення про оптимальне розподіл ресурсів для досягнення кращої продуктивності.

Додатково, AI може бути використаний для покращення оцінки каналу та виявлення сигналу. Він може аналізувати великі обсяги даних, зібраних від масивних антенних решіток, і використовувати алгоритми машинного навчання для точного виявлення та оцінки сигналу. Це допомагає забезпечити кращу якість зв'язку та знизити вплив шуму та інтерференції.

Використання AI також може допомогти вирішити проблему пілотного забруднення в системах MIMO. AI може розпізнавати та компенсувати інтерференцію між сусідніми стільниками, що сприяє поліпшенню точності інформації про стан каналу та зменшенню впливу пілотного забруднення.

Отже, застосування AI в системах MIMO може мати значний вплив на покращення продуктивності, ефективності та якості зв'язку, забезпечуючи оптимальний розподіл ресурсів, використання точної CSI, зменшення впливу пілотного забруднення та вирішення інших проблем, пов'язаних з масивними системами MIMO. Застосування AI дозволяє виявляти складні залежності та патерни у великих обсягах даних, виробляти оптимальні стратегії розподілу ресурсів, а також поліпшувати оцінку каналу та зменшувати вплив шуму та інтерференції. Це сприяє підвищенню продуктивності мережі, збільшенню пропускної здатності та покращенню якості зв'язку для користувачів систем MIMO.

Поєднання алгоритмів штучного інтелекту (AI) і методів виявлення MIMO може покращити продуктивність систем MIMO, особливо у складних умовах змінних каналів. Використання AI може допомогти зменшити складність обчислень і збільшити швидкість збіжності алгоритмів виявлення MIMO. Навчені моделі AI можуть забезпечити попередні знання про розподіл каналів і допомогти зменшити кількість змінних, які потрібно враховувати під час виявлення. Це може поліпшити якість виявлення і зменшити час обчислень. Отже, поєднання алгоритмів AI і виявлення MIMO може бути ефективним підходом для покращення продуктивності систем MIMO в умовах змінних каналів [2].

В системах MIMO широко використовуються різні алгоритми виявлення, такі як максимально правдоподібний (ML), мінімуму відстані (MF), нульового фільтру (ZF) і мінімуму середньоквадратичної помилки (MMSE) детектори. ML-детектор є оптимальним з точки зору мінімізації сумарної ймовірності помилки, але він має високу обчислювальну складність і вимагає повного перебору всіх можливих символів, що зростає експоненційно зі збільшенням кількості антен і символів.

У практичних застосуваннях, особливо в стільникових системах, частіше використовуються субоптимальні алгоритми, які надають прийнятну продуктивність при меншій обчислювальній складності. Алгоритми, такі як MF, ZF і MMSE, зменшують обчислювальну складність, пропонуючи компроміс між продуктивністю і ресурсами. Вони базуються на різних математичних методах та апроксимаціях для ефективного виявлення символів в системах MIMO.

Таким чином, вибір конкретного алгоритму виявлення залежить від балансу між продуктивністю, обчислювальною складністю та реалізаційними обмеженнями. У практичних системах зазвичай використовуються субоптимальні алгоритми, такі як MF, ZF і MMSE, для досягнення збалансованої продуктивності і ефективності.

Отже, основна концепція теорії виявлення і алгоритмів штучного інтелекту (AI) має схожість.

Обидва підходи спрямовані на прийняття рішень або виявлення закономірностей у зашумлених даних. Основна відмінність між ними полягає в підході до проектування і реалізації.

Теорія виявлення, зазвичай використовується в контексті систем МІМО, базується на ймовірнісних моделях та статистичних методах. Вона спрямована на пошук найкращої оцінки або рішення залежно від зашумленого набору даних. Теорія виявлення дозволяє моделювати систему і оцінювати стан каналу та виявляти символи відповідно до ймовірнісних моделей. З іншого боку, алгоритми штучного інтелекту, такі як машинне навчання (ML) і глибоке навчання (DL), мають підхід, керований даними. Вони навчаються на великому обсязі даних і знаходять закономірності та правила, які можна застосувати для подальшого прийняття рішень. Алгоритми AI можуть працювати з синтетичними наборами даних, згенерованими на основі моделі системи МІМО. Щодо обчислювальної складності, справа залежить від конкретного алгоритму та реалізації. У теорії виявлення обчислювальна складність може залежати від складності статистичних методів і алгоритмів пошуку. З іншого боку, у алгоритмах AI, обчислювальна складність пов'язана з навчанням моделі на великому обсязі даних, але після навчання моделі на великому обсязі даних, отримане правило або модель може бути використане в автономному режимі без необхідності повторного навчання. Це може зменшити обчислювальну складність в порівнянні з процесом навчання. Однак варто зазначити, що реалізація алгоритмів AI також може вимагати значних обчислювальних ресурсів, особливо якщо застосовуються складні моделі, такі як нейронні мережі з багатьма шарами. Це може впливати на їх практичну застосовність у системах МІМО, де швидкість прийняття рішень та обробки сигналів може бути критичною [3].

Висновки

Коригування імітаційних моделей застосування МІМО з використанням ШІ дозволяє встановити оптимальні налаштування системи та ресурсного розподілу, що може призвести до зниження витрат на зв'язок та підвищення енергоефективності. ШІ може аналізувати та оптимізувати використання ресурсів, таких як пропускна здатність, потужність передавачів та антени, з метою ефективного використання доступних ресурсів. Це може призвести до зменшення витрат на обладнання та енергопостачання, що є важливим аспектом для операторів мобільних мереж. Крім того, моделювання МІМО з використанням ШІ дозволяє виконувати аналіз різних сценаріїв та варіантів розгортання систем МІМО. Це допомагає операторам мереж зрозуміти вплив різних параметрів на продуктивність систем та прийняти обґрунтовані рішення щодо проектування та оптимізації мережі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

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. 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>

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