

КОРИГУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ ФІЗИЧНОГО РІВНЯ МОБІЛЬНИХ МЕРЕЖ

¹ Вінницький національний технічний університет

Анотація

Досліджено інтелектуальні технології коригування фізичного рівня мобільних мереж, які використовуються для оптимізації та покращення роботи бездротових комунікаційних систем. Такі технології дозволяють вдосконалювати ефективність передачі даних, збільшувати пропускну здатність та знижувати помилки передачі. Зокрема розглянуто структуру наскрізного фізичного рівня на основі навчання з підкріпленням, яке вивчає, як агент повинен приймати рішення в певному середовищі, щоб максимізувати деяку винагороду або очікувану користь. У контексті фізичного рівня мережі, навчання з підкріпленням може бути використане для оптимізації поведінки агента, який впливає на передачу даних та керування параметрами каналу.

Ключові слова: коригування фізичного рівня мобільних мереж, структура наскрізного фізичного рівня мережі.

Abstract

Intelligent technologies for adjusting the physical layer of mobile networks, which are used to optimize and improve the operation of wireless communication systems, are investigated. Such technologies allow to improve the efficiency of data transmission, increase throughput and reduce transmission errors. In particular, we consider the structure of the end-to-end physical layer based on reinforcement learning, which studies how an agent should make decisions in a certain environment to maximize some reward or expected benefit. In the context of the physical layer of a network, reinforcement learning can be used to optimize the behavior of an agent that affects data transmission and control of channel parameters.

Keywords: adjusting the physical layer of mobile networks, the structure of the end-to-end physical layer of the network.

Вступ

Фізичний рівень бездротових мереж відповідає за передачу даних через бездротові канали з найвищою ефективністю та надійністю. Його основні завдання включають: модуляція та демодуляція, зокрема використовуються різні методи модуляції, такі як QPSK, 16-QAM, 64-QAM для перетворення цифрових сигналів в аналоговий формат для передачі по бездротовому каналу; кодування та декодування із використанням різних схем кодування, таких як кодування з помилками та корекцією помилок, для забезпечення цілісності та надійності передачі даних; керування потужністю для оптимізації пропускну здатності, мінімізації спотворень та енергоспоживання; множинний доступ на основі методів множинного доступу, таких як FDMA, TDMA, CDMA або OFDMA, які дозволяють кільком користувачам одночасно використовувати один канал для передачі даних; моделювання каналу, зокрема характеристик бездротового каналу, таких як шум, затування та спотворення сигналу, що допомагає визначити оптимальні параметри тракту передачі даних [1].

Метою роботи є дослідження методів підвищення продуктивності мобільних систем 6G за допомогою коригування параметрів фізичного рівня мобільних мереж із використанням технології генеративного штучного інтелекту (ГШІ).

Основна частина

Проектування фізичного рівня мережі 6G з використанням штучного інтелекту (AI) включає ряд особливостей, що сприяють покращенню продуктивності та ефективності мережі. Зокрема, ключови-

ми особливостями проектування фізичного рівня 6G з використанням AI є: автоматичне налаштування та оптимізація даних про стан мережі, каналу передачі даних, трафіку та інших факторів для автоматичного встановлення оптимальних налаштувань тракту для досягнення найкращої продуктивності та якості зв'язку; навчання на основі даних для виявлення залежностей та патернів у фізичному рівні мережі 6G, що може допомогти вдосконалити моделі передачі даних, алгоритми оцінки каналу, управління потужністю для досягнення оптимальної продуктивності та ефективності; адаптація до змінного середовища для виявлення змін у каналі передачі даних, затримках, шумах і вирішення відповідних проблем шляхом налаштування модуляції, рівня потужності та інших параметрів тракту; виявлення та коригування помилок, що виникають на фізичному рівні передачі даних [2].

Ключові поняття адаптації та ітерації, які використовуються в алгоритмах штучного інтелекту, таких як зворотне поширення глибокого навчання, можуть бути застосовані і в фізичному рівні бездротового зв'язку для покращення продуктивності та ефективності. Зокрема, адаптація відноситься до здатності системи адаптуватися до змінних умов зв'язку, таких як зміни каналу передачі даних, шуму, затримок тощо. Застосування адаптації на фізичному рівні дозволяє налаштувати параметри передачі даних для оптимальної продуктивності в різних умовах. Наприклад, система може адаптувати рівень потужності, модуляцію, кодування та інші параметри для максимізації якості зв'язку та пропускну здатності. Ітерація відноситься до повторення процесу навчання та оптимізації для досягнення оптимальних значень. У фізичному рівні бездротового зв'язку ітерація може використовуватися для навчання та оптимізації моделей передачі даних, алгоритмів оцінки каналу, управління потужністю тощо. Повторні ітерації дозволяють системі зростати та покращувати продуктивність з часом, виправляючи помилки та вдосконалюючи результати [3]. Застосування адаптації та ітерації на фізичному рівні бездротового зв'язку допомагає досягти оптимальної продуктивності, ефективності та якості зв'язку, а також забезпечити адаптацію до змінних умов та вдосконалення системи з часом.

Отже, адаптація та ітерація вже застосовуються в фізичному рівні бездротового зв'язку для покращення продуктивності системи. Поширення переконання при декодуванні з низькою щільністю перевірки на парність (LDPC). Цей метод використовує ітеративний процес для декодування LDPC-кодів. Процес ітерації передбачає обмін інформацією між декодером та еncoderом, що дозволяє вдосконалити якість декодування з кожною ітерацією. Це підвищує надійність та продуктивність системи. Адаптивна модуляція і кодування дозволяє системі адаптувати рівень модуляції та кодування в залежності від умов каналу передачі даних. Вона використовує ітеративний процес для оцінки якості зв'язку та вибору оптимального рівня модуляції та кодування. Це покращує пропускну здатність системи, забезпечуючи оптимальне використання доступного каналу. Ці техніки, разом з іншими, допомогли покращити продуктивність систем від 1G до 5G шляхом адаптації до кожного компонента фізичного рівня. Архітектура фізичного рівня стільникових систем була розроблена з урахуванням цих концепцій, що сприяло стабільності та оптимальній продуктивності системи [4]. У майбутньому, з впровадженням 6G, можна очікувати подальший розвиток та застосування адаптації та ітерації з використанням алгоритмів штучного інтелекту.

Алгоритми штучного інтелекту спочатку знаходили широке застосування в вирішенні проблем на вищих рівнях мережі, таких як управління ресурсами, класифікація трафіку, виявлення аномалій та інші завдання, що вимагають аналізу великого обсягу даних та прийняття рішень на основі цих даних. Наприклад, алгоритми машинного навчання та глибокого навчання можуть використовуватися для аналізу трафіку, що допомагає класифікувати його на різні типи (наприклад, відео, голосовий, даних) або виявляти аномалії, такі як кібератаки або несправності в мережі. Це дозволяє забезпечити оптимальне використання ресурсів та забезпечити високу продуктивність та безпеку мережі. Однак, з розвитком технологій і збільшенням обчислювальних можливостей, алгоритми штучного інтелекту також застосовуються на фізичному рівні бездротових систем. Вони можуть бути використані для оптимізації параметрів фізичного рівня, таких як модуляція, кодування, потужність сигналу тощо, для поліпшення продуктивності системи [5]. Таким чином, алгоритми штучного інтелекту знаходять застосування як на вищих рівнях мережі, так і на фізичному рівні, забезпечуючи оптимальність та продуктивність системи з точки зору розподілу ресурсів, аналізу даних та підтримки рішень.

Мобільні оператори стикаються зі складними викликами в управлінні мережевим трафіком, розподілі ресурсів та оптимізації продуктивності мережі. Алгоритми штучного інтелекту та нейромережі можуть забезпечити потужний інструментарій для розв'язання цих завдань. Завдяки здатності алгоритмів штучного інтелекту обробляти великі обсяги даних та навчатися на основі цих даних, мобільні оператори можуть вивчати характеристики динамічного мережевого трафіку, аналізувати розподіл

мережевих ресурсів та визначати оптимальні стратегії управління мережею.

Застосування алгоритмів штучного інтелекту в мобільних мережах дозволяє операторам досягти кількох переваг. По-перше, вони можуть оптимізувати використання мережевих ресурсів, забезпечуючи кращу пропускну здатність і якість обслуговування для користувачів. По-друге, алгоритми AI можуть допомогти знизити операційні витрати, автоматизувати процеси управління мережею та ресурсами, що призводить до зниження витрат на обслуговування і підтримку мережі. По-третє, інтеграція алгоритмів штучного інтелекту в мобільні мережі відкриває можливості для створення нових інноваційних послуг та функціоналу для користувачів мобільного зв'язку. Загалом, інтелектуалізація мобільних мереж за допомогою алгоритмів штучного інтелекту дозволяє досягти високої продуктивності, ефективного управління ресурсами та створення нових інноваційних послуг для користувачів мобільного зв'язку [6].

Навчання алгоритмів штучного інтелекту на достатньому наборі даних є важливим фактором для досягнення оптимальної продуктивності системи. Навчання кожного блоку фізичного рівня може займати багато часу і ресурсів, тому важливо знайти компроміс між ефективністю навчання та загальною продуктивністю системи. У системах 5G та майбутніх системах, таких як 6G, розробники звертають увагу не тільки на пропускну здатність, але й на затримки, енергоефективність та інші аспекти. Враховуючи це, численні комунікаційні та мережеві показники повинні бути оптимізовані на фізичному рівні. Кожна метрика може мати різний пріоритет на різних блоках або рівнях системи в залежності від їх функціонального значення. Тому важливо переглянути та перевизначити метрики для оцінки та оптимізації всієї системи.

Навчені алгоритми штучного інтелекту повинні бути адаптовані до відповідних метрик та завдань. Наприклад, для оцінки продуктивності схем кодування і модуляції на фізичному рівні важливою метрикою може бути коефіцієнт бітових помилок. Однак, на вищих рівнях системи, де виконуються специфічні функції для конкретних додатків, бітова помилка може не бути індикатором продуктивності. Тут можуть використовуватися інші метрики, такі як частота помилок у пакетах або частота повторної передачі [7]. Грамотне навчання алгоритмів штучного інтелекту відповідним метрикам є ключовим елементом для досягнення оптимальної продуктивності бездротових систем. При навчанні алгоритмів штучного інтелекту необхідно враховувати, які метрики є релевантними для оцінки продуктивності кожного блоку або рівня системи.

Коли розробляються алгоритми для фізичного рівня бездротових систем, можуть використовуватися метрики, такі як пропускну здатність, затримка, енергоефективність, коефіцієнт бітових помилок тощо. Однак, на вищих рівнях системи, таких як мережевий рівень або рівень застосування, можуть бути використані інші метрики, такі як частота помилок у пакетах, частота повторної передачі, час відгуку, маршрутизаційна ефективність [8].

Для того щоб алгоритми штучного інтелекту були навчені відповідним метрикам, потрібно врахувати контекст і функціональне значення кожного блоку або рівня системи. Можуть бути використані методи оптимізації, такі як підсилене навчання або еволюційні алгоритми, для знаходження оптимальних параметрів, які максимізують задані метрики продуктивності. Навчання алгоритмів на великому обсязі даних, що відображають різні умови експлуатації та сценарії, також може сприяти досягненню кращих результатів [9].

Висновки

За допомогою генеративного штучного інтелекту можна розробити алгоритми, які автоматично налаштовують параметри фізичного рівня системи зв'язку для досягнення кращої продуктивності. Наприклад, такі алгоритми можуть оптимізувати параметри модуляції, кодування, виявлення сигналу тощо з метою максимізації пропускну здатності, зниження затримки або поліпшення енергоефективності системи. Крім того, генеративний штучний інтелект може допомогти системам зв'язку адаптуватися до змінних умов експлуатації. Він може виявляти та розпізнавати патерни та залежності між параметрами системи та умовами роботи, і на основі цих знань автоматично вносити зміни до налаштувань системи для забезпечення оптимальної продуктивності в різних умовах. Важливо зазначити, що при використанні генеративного штучного інтелекту для оптимізації функціональних параметрів фізичного рівня бездротових систем потрібно враховувати обчислювальну складність, ефективність та надійність.

Використання алгоритмів штучного інтелекту в якості компонентів фізичного рівня є корисним. На початковому етапі алгоритми AI можуть використовуватись для виконання певних функцій або

обробки даних в ланцюжку блоків фізичного рівня. Проте, на завершальному етапі, обробка фізичного рівня може бути замінена обробкою фізичного рівня на основі алгоритмів штучного інтелекту з механізмом навчання. Це означає, що алгоритми AI використовуються для моделювання та оптимізації фізичного рівня заснованої на даних. Вони можуть навчитись виконувати функції фізичного рівня на основі великого обсягу даних та виявляти складні закономірності, що призводять до покращеної продуктивності та адаптивності системи. Такий підхід дозволяє використовувати переваги алгоритмів штучного інтелекту, таких як гнучкість, здатність до самонавчання та адаптації, в контексті фізичного рівня. В результаті можна досягти більш точного моделювання, оптимізації та керування фізичним рівнем системи на основі даних та навчання.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. R. He, B. Ai, A.F. Molisch, G.L. Stuber, Q. Li, Z. Zhong, J. Yu, Clustering enabled wireless channel modeling using big data algorithms. *IEEE Commun. Mag.* 56(5), 177–183 (2018)
2. S. Rajendran, W. Meert, D. Giustiniano, V. Lenders, S. Pollin, Deep learning models for wireless signal classification with distributed lowcost spectrum sensors. *IEEE Trans. Cognitive Commun. Netw.* 4(3), 433–445 (2018)
3. T.J. O’Shea, T. Roy, T.C. Clancy, Over-the-air deep learning based radio signal classification. *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.* 12(1), 168–179 (2018)
4. O. Shental, J. Hoydis, Machine LLRning: Learning to softly demodulate, in *IEEE Globecom Workshops 2019, HI, USA* (2019), pp. 1–7
5. Y. Wang, S. Member, M. Liu, Data-driven deep learning for automatic modulation. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 68(4), 4074–4077 (2019)
6. 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>
7. 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)
8. 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>
9. 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>

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

Педан Олександр Романович — студент групи ТКР-22мс, факультет інформаційних електронних систем, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: sanhosan43@gmail.com

Чуба Юрій Валерійович — студент групи ТКР-22мс, факультет інформаційних електронних систем, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: yurachuba0@gmail.com

Чубатюк Юрій Сергійович — студент групи ТКР-22мс, факультет інформаційних електронних систем, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: Yurii.com2@gmail.com

Науковий керівник: **Васильківський Микола Володимирович** — кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інфокомунікаційних систем і технологій, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця

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

Pedan Oleksandr R. - student of the TKR-22ms group, Faculty of Information Electronic Systems, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: sanhosan43@gmail.com

Chuba Yuriy V. - student of the TKR-22ms group, Faculty of Information Electronic Systems, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: yurachuba0@gmail.com

Chubatyuk Yuriy S. - student of the TKR-22ms group, Faculty of Information Electronic Systems, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: Yurii.com2@gmail.com

Supervisor: **Vasyukivskiy Mykola V.** — candidate of technical sciences, associate professor, associate professor of the Department of Information Communication Systems and Technologies, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia