

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2023-51-19>

УДК 621.391

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

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

Нікітович Діана Вікторівна, аспірант

<https://orcid.org/0000-0002-8907-1221>

Болдирева Ольга Сергіївна, аспірант

Якубівська Наталя Володимирівна, магістр

Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ТЕХНОЛОГІЇ КОРИГУВАННЯ ФІЗИЧНОГО РІВНЯ МОБІЛЬНИХ МЕРЕЖ

Васильківський М.В., Нікітович Д.В., Болдирева О.С., Якубівська Н.В. Інтелектуальні технології коригування фізичного рівня мобільних мереж. 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.

Запропоновано модель блоку фізичного рівня мережі з генеративним штучним інтелектом, яка може використовуватися для покращення ефективності та надійності передачі даних у бездротових комунікаційних системах. Основною метою такої моделі є генерація оптимальних сигналів або налаштування параметрів передачі даних з метою максимізації пропускну здатності, мінімізації помилок передачі та забезпечення якісного зв'язку.

Досліджено взаємодію між блоком фізичного рівня мережі і алгоритмом штучного інтелекту через кілька способів, залежно від конкретної ситуації і контексту використання. Алгоритм штучного інтелекту може отримувати дані з фізичного рівня мережі, наприклад, інформацію про стан мережевих пристроїв, пропускну здатність, шум, затримки. Ці дані можуть бути передані через спеціальний інтерфейс або протокол з фізичного рівня до алгоритму штучного інтелекту для подальшого аналізу та обробки. Алгоритм штучного інтелекту може надавати команди мережевим пристроям на фізичному рівні, наприклад, для налаштування параметрів, оптимізації роботи мережі, виявлення аномальної поведінки. Ці команди можуть бути передані через певний протокол або інтерфейс з алгоритму штучного інтелекту до мережевих пристроїв. Алгоритм штучного інтелекту може аналізувати дані з фізичного рівня мережі для виявлення відхилень, помилок або збоїв у роботі мережі. При виявленні таких ситуацій алгоритм може відправляти повідомлення адміністратору мережі або виконувати автоматичні дії для відновлення роботи мережі. Досліджено оптимізацію ресурсів в контексті взаємодії блоку фізичного рівня мережі з алгоритмом штучного інтелекту. Алгоритм штучного інтелекту може аналізувати навантаження на мережеві ресурси на фізичному рівні і розподіляти пропускну здатність між різними пристроями або каналами з метою досягнення оптимального використання доступних ресурсів. Алгоритм штучного інтелекту може аналізувати історичні дані трафіку на фізичному рівні мережі і прогнозувати майбутні трафікові потоки. Це дозволяє забезпечити ефективне планування ресурсів і адаптувати мережеві налаштування для задоволення передбачуваних потреб.

Запропоновано модель блоку фізичного рівня з вбудованим алгоритмом штучного інтелекту у форматі комбінації апаратного та програмного забезпечення, яка поєднує функціональні можливості фізичного рівня мережі з інтелектуальними алгоритмами. Визначено методи підвищення продуктивності фізичного рівня бездротових систем за допомогою технології генеративного штучного інтелекту (ГШІ): оптимізація параметрів системи, виявлення шаблонів, аналіз даних та оптимальне планування тренувань і автоматичне регулювання параметрів мереж.

Ключові слова: коригування фізичного рівня мобільних мереж, структура наскрізного фізичного рівня мережі, генеративний штучний інтелект, апаратне та програмне забезпечення, інтелектуальний алгоритм, автоматичне регулювання параметрів телекомунікаційної системи.

Vasylykivskiy M., Nikitovych D., Boldyрева O., Yakubivska N. Intelligent technologies for adjusting the physical layer of mobile networks. The paper investigates intelligent technologies for adjusting the physical layer of mobile networks, which are used to optimize and improve the performance of wireless communication systems. Such technologies allow to improve the efficiency of data transmission, increase bandwidth 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 the network, reinforcement learning can be used to optimize the behavior of an agent that affects data transmission and control of channel parameters.

We propose a model of a physical network layer unit with generative artificial intelligence that can be used to improve the efficiency and reliability of data transmission in wireless communication systems. The main purpose of such a model is to generate optimal signals or adjust data transmission parameters in order to maximize throughput, minimize transmission errors, and ensure high-quality communication.

The interaction between the physical network layer unit and the artificial intelligence algorithm is investigated in several ways, depending on the specific situation and context of use. The artificial intelligence algorithm can receive data from the physical layer of the network, for example, information about the status of network devices, bandwidth, noise, and delays. This data can be transmitted through a special interface or protocol from the physical layer to the artificial intelligence algorithm for further analysis and processing. The artificial intelligence algorithm can issue commands to network devices at the physical layer, for example, to configure parameters, optimize network performance, and detect abnormal behavior. These commands can be transmitted through a specific protocol or interface from the AI algorithm to the network devices. The artificial intelligence algorithm can analyze data

from the physical layer of the network to detect deviations, errors, or failures in the network. When such situations are detected, the algorithm can send notifications to the network administrator or perform automatic actions to restore the network. We investigate resource optimization in the context of the interaction of a physical network layer unit with an artificial intelligence algorithm. An artificial intelligence algorithm can analyze the load on network resources at the physical level and distribute bandwidth between different devices or channels in order to achieve optimal use of available resources. The AI algorithm can analyze historical traffic data at the physical layer of the network and predict future traffic flows. This allows for effective resource planning and adaptation of network settings to meet anticipated needs.

A model of a physical layer unit with a built-in artificial intelligence algorithm in the format of a combination of hardware and software that combines the functionality of the physical layer of the network with intelligent algorithms is proposed. The methods for improving the performance of the physical layer of wireless systems using generative artificial intelligence (GAI) technology are determined: optimization of system parameters, pattern detection, data analysis and optimal training planning, and automatic adjustment of network parameters.

Keywords: adjustment of the physical layer of mobile networks, structure of the end-to-end physical layer of the network, generative artificial intelligence, hardware and software, intelligent algorithm, automatic adjustment of telecommunication system parameters.

Постановка наукової проблеми. Постійне підвищення надійності та продуктивності стільникових систем є важливою метою досліджень фізичного рівня. Це вимагає оптимізації архітектури та використання нових технологій, щоб забезпечити високу пропускну здатність і мінімальну кількість бітових помилок. Одним із способів досягнення цих цілей є розвиток нових модуляційних схем та кодування, які забезпечують високу ефективність передачі даних при мінімальній кількості помилок. Технології, такі як використання більш широкого діапазону частот, міжсимвольного впливу та мінімізації міжканального впливу, також допомагають покращити продуктивність систем. Оптимізація архітектури фізичного рівня також є важливим аспектом. Використання адаптивного керування потужністю, множинного доступу з розподіленим керуванням ресурсами та алгоритмів планування ресурсів може покращити ефективність використання каналу і забезпечити кращу продуктивність системи. При розвитку 6G мережі додатковою вимогою стає зниження затримок і підвищення енергоефективності. Це вимагає розробки нових алгоритмів та технологій для ефективного управління ресурсами, врахуванням рухомих об'єктів та масштабування мережі [3].

Подолання проблем дослідження фізичного рівня бездротових мереж вимагає великого зусилля через ряд викликів, з якими стикаються стільникові системи, такі як 5G і майбутні 6G. Одним з цих викликів є величезний обсяг даних, що обробляються в стільникових системах. З ростом популярності мультимедійних додатків, Інтернету речей (IoT) та інших джерел даних, мережі потребують забезпечення достатньої пропускну здатності та швидкості передачі для задоволення потреб користувачів. Досягнення цих вимог можливе завдяки використанню алгоритмів штучного інтелекту (AI). AI може допомогти в оптимізації ресурсів, виявленні та усуненні помилок, передбаченні затримок та прогнозуванні трафіку. Застосування AI до стільникових систем дозволяє покращити продуктивність, забезпечити більш ефективне управління ресурсами та знизити вплив затримок. Однак, існують виклики, пов'язані з застосуванням AI в стільникових системах, такі як складність обробки в реальному часі, споживання енергії та безпека. Для успішного впровадження AI в стільникові системи необхідні додаткові дослідження та розробки, які вирішать ці виклики та забезпечать ефективну роботу AI-алгоритмів у мобільних мережах. Загалом, застосування алгоритмів AI до стільникових систем є перспективним напрямом досліджень, який може допомогти вирішити складні завдання та підвищити продуктивність та надійність цих систем.

Метою роботи є: алгоритми підвищення продуктивності фізичного рівня бездротових систем за рахунок використання технології генеративного штучного інтелекту для оптимізації функціональних параметрів, адаптації до змінних умов експлуатації тракту передавання із дотриманням допустимої обчислювальної складності, ефективності та надійності.

Аналіз досліджень. Штучний інтелект може відіграти важливу роль у розвитку бездротових систем. Традиційні математичні моделі можуть бути складними і непрактичними для точного відображення всіх аспектів бездротових систем, особливо при врахуванні різноманітних факторів, таких як змінність каналу, мінливість умов зв'язку та різноманітність вимог користувачів. Застосування підходів, заснованих на даних та штучному інтелекті, дозволяє використовувати великі обсяги реальних даних для побудови моделей та прийняття розумних рішень. Алгоритми машинного навчання та глибокого навчання можуть виявляти складні зв'язки та патерни у даних, що допомагає оптимізувати параметри та функціонування бездротових систем. Застосування підходів, заснованих на даних, дозволяє більш гнучко моделювати та оптимізувати бездротові

системи залежно від змінних умов та вимог. Врахування реальних даних дозволяє більш точно прогнозувати трафік, передбачати змінність каналу та використовувати адаптивне керування ресурсами для досягнення кращої продуктивності та надійності мережі. Однак, важливо враховувати, що розробка моделей, заснованих на даних та штучному інтелекті, також потребує великої кількості якісних даних для тренування та перевірки моделей. Отримання цих даних може бути викликом, особливо для нових поколінь бездротових систем, таких як 6G [4].

Традиційні математичні моделі можуть бути недостатніми для аналізу складних нелінійних спотворень, особливо на високих частотах. Проблеми нелінійності можуть виникати через різні фізичні ефекти, такі як нелінійність підсилювачів, міжмодуляційна та міжносійна інтерференція. Штучний інтелект, зокрема методи машинного навчання та глибинного навчання, може бути потужним інструментом для моделювання та лінеаризації складних нелінійних спотворень. Ці алгоритми можуть вивчати зв'язки між вхідними та вихідними сигналами на основі великого обсягу реальних даних. Це дозволяє побудувати моделі, які краще апроксимують нелінійні спотворення та допомагають зрозуміти вплив цих спотворень на систему. Застосування алгоритмів штучного інтелекту на базі даних дозволяє здійснювати адаптацію до змінного середовища каналу, що особливо корисно в бездротових системах, де умови зв'язку можуть змінюватися від моменту до моменту. Це дозволяє покращити продуктивність, забезпечити більшу стабільність та ефективність бездротових систем [6].

Такий підхід на основі штучного інтелекту дійсно може спростити процес проектування та оптимізації бездротових систем, оскільки не потрібно створювати складні аналітичні моделі для опису всіх нелінійних спотворень. Замість цього, алгоритми штучного інтелекту можуть навчитися залежностей між вхідними та вихідними даними на основі реальних спостережень та експериментів. Це дозволяє зосередитися на практичних питаннях, таких як підвищення пропускної здатності, зменшення затримок, підвищення енергоефективності та досягнення високої щільності з'єднань у бездротових системах. Алгоритми штучного інтелекту можуть виявити складні зв'язки та патерни у великих обсягах даних та використовувати цю інформацію для прийняття розумних рішень щодо оптимізації роботи системи. При використанні підходів на основі штучного інтелекту, таких як нейронні мережі, можливе автоматичне виявлення нелінійних залежностей та адаптація до змінного середовища каналу. Це може покращити продуктивність бездротової системи та забезпечити ефективну передачу даних з урахуванням зміни умов. Отже, підхід на основі штучного інтелекту дозволяє спростити процес проектування та оптимізації бездротових систем, забезпечуючи підвищену продуктивність, зниження затримок, енергоефективність та досягнення більшої щільності з'єднань [7].

Виклад основного матеріалу й обґрунтування отриманих результатів дослідження. Впровадження алгоритмів штучного інтелекту на фізичному рівні мереж вимагає вирішення нових викликів, особливо стосовно управління мережевими даними. Обробка, структурування та аналіз великих обсягів даних, що генеруються на фізичному рівні мереж, є важливим етапом для використання алгоритмів штучного інтелекту.

Наразі активно ведуться дослідження та розробки з впровадження алгоритмів штучного інтелекту на фізичному рівні мереж з метою досягнення високої продуктивності та ефективного управління. Це пов'язано з високими вимогами до мережесистем нового покоління, таких як 6G, а також з успіхом використання алгоритмів штучного інтелекту в інших галузях досліджень. Впровадження алгоритмів штучного інтелекту на фізичному рівні мереж може мати деякі виклики, оскільки цей рівень вимагає розгляду фізичних параметрів, шуму, інтерференції та інших факторів. Однак, з використанням нових підходів та технологій, таких як нейромережі з низькою складністю та оптимізовані алгоритми, досягнення прориву на фізичному рівні стає можливим.

У результаті, методи штучного інтелекту можуть стати перспективним інструментом для вирішення складних проблем у бездротових системах зв'язку, забезпечуючи високу продуктивність, ефективне управління та розвиток нових послуг для користувачів [6].

При розробці фізичного рівня з підтримкою штучного інтелекту можуть бути важливими наступні ключові моменти. Баланс між моделями бездротових систем і підходом алгоритмів штучного інтелекту, заснованим на даних, оскільки використання алгоритмів штучного інтелекту на фізичному рівні мереж потребує збалансованого підходу до використання моделей бездротових систем і підходів, заснованих на аналізі даних. Врахування доменних знань про бездротові системи, а також використання ітеративного циклу навчання і пристосування можуть допомогти досягти оптимального балансу.

Глобальна оптимізація в модульних блоках фізичного рівня, оскільки алгоритми штучного інтелекту
© Васильківський М.В., Нікітович Д.В., Болдирева О.С., Якубівська Н.В.

інтелекту можуть використовуватися для глобальної оптимізації різних модульних блоків на фізичному рівні мереж. Це може включати оптимізацію модуляції, кодування, рівня потужності, оцінки каналу та інших параметрів з метою досягнення кращої продуктивності та ефективності.

Компромід між ефективністю навчання і продуктивністю, оскільки при використанні алгоритмів штучного інтелекту на фізичному рівні потрібно знайти компромід між ефективністю навчання моделей і продуктивністю системи. Великі обсяги даних та складні алгоритми можуть вимагати значних обчислювальних ресурсів, тому важливо забезпечити оптимальну продуктивність, використовуючи ефективні алгоритми та апаратне забезпечення [7].

Впровадження алгоритмів штучного інтелекту на фізичному рівні мобільних мереж відкриває нові можливості для вдосконалення різних показників системи зв'язку, таких як пропускна здатність, затримка, енергоефективність і т. д. Замість складних математичних моделей, алгоритми штучного інтелекту можуть використовувати велику кількість навчальних даних для оптимізації системи фізичного рівня. Одним з головних переваг алгоритмів штучного інтелекту є їх здатність виявляти складні взаємозв'язки між входом і виходом без потреби в точних математичних моделях. Вони можуть навчитися з великого обсягу даних і виявляти навіть тонкі залежності, які можуть бути складними для аналізу або моделювання традиційними методами.

Узагальнюючи, використання методів штучного інтелекту у проектуванні фізичного рівня бездротових систем дозволяє досягти наскрізної оптимізації продуктивності та ефективності системи, зменшити затримки та покращити взаємодію між різними блоками. Це сприяє покращенню загальної продуктивності бездротових систем і підвищує їхню здатність відповідати вимогам 5G та 6G комунікаційних стандартів [5].

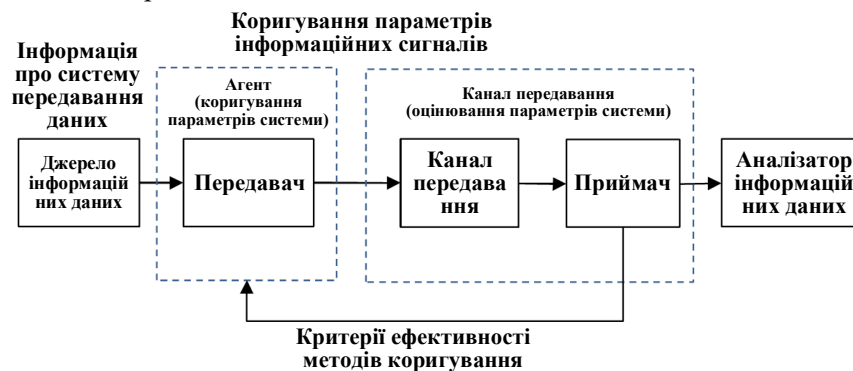


Рис. 1. Структура наскрізного фізичного рівня на основі навчання з підкріпленням

Структура наскрізного фізичного рівня на основі підсиленого навчання (RL) може бути організована за допомогою наступних компонентів. Середовище визначає простір, в якому працює система фізичного рівня. Воно може включати моделі каналу зв'язку, даних про затримки, шуму та інші фактори, що впливають на передачу даних. Середовище також надає можливість взаємодії з агентом. Агент виконує дії в середовищі з метою досягнення певних цілей. В даному випадку, агентом є система фізичного рівня, яка приймає рішення щодо налаштування параметрів передавача, кодування, модуляції, розподілу ресурсів та інших функцій з метою оптимізації продуктивності системи. Стан представляє сукупність інформації, необхідної для прийняття рішення агентом. Це можуть бути дані про канал зв'язку, стан буферів, рівень шуму, поточні налаштування та інші входні параметри. Дії визначають набір можливих кроків, які агент може здійснити у середовищі. Наприклад, це може бути вибір певного кодування, модуляції, або розподілу ресурсів між користувачами. Винагорода відображає оцінку продуктивності агента за виконані дії. Вона може бути задана як функція від параметрів продуктивності системи, таких як пропускна здатність, шум, затримка тощо. Метою агента є максимізація загальної винагороди [6].

Затримка приблизно складається з часу обробки пристроєм 0,3 мс, часу передачі 0,1 мс, часу обробки мережі 0,5 мс та іншого запасу 0,1 мс. Таким чином, алгоритми AI повинні працювати із затримкою менше 0,1 мс. Це зумовлює вищу частоту дискретизації сигналів 6G і більшу обчислювальну потужність для аналізу бездротових каналів, що змінюються в часі [5, 7]. Врахування обмежень затримки є важливим аспектом проектування системи фізичного рівня, особливо в контексті майбутніх мереж 6G. Зазначена затримка включає час обробки пристроєм, час передачі, час обробки мережі та запасний час. Для забезпечення затримки менше 0,1 мс потрібні висока частота дискретизації сигналів і велика обчислювальна потужність.

Методи штучного інтелекту, такі як підсилене навчання, можуть бути використані для

оптимізації фізичного рівня з урахуванням обмежень затримки. Агент може навчитись приймати рішення про налаштування параметрів системи, які мінімізують затримку. Навчання може включати аналіз даних про канал зв'язку, передачу трафіку та інші параметри, щоб визначити оптимальні стратегії передачі даних. Оптимізація обчислювальної потужності також є важливою для забезпечення виконання алгоритмів штучного інтелекту з низькою затримкою. Використання легких платформ та оптимізація алгоритмів можуть допомогти досягти необхідної швидкодії обчислень. Усі ці підходи дозволять досягти вимог щодо затримки у 6G системах та забезпечити ефективну роботу алгоритмів штучного інтелекту на фізичному рівні [8].

Перенесення алгоритмів штучного інтелекту (AI) на базові станції в радіодоступних мережах може бути ефективним рішенням. Оскільки обчислювальна потужність користувацького обладнання обмежена, а робоче навантаження обробки базової смуги вже значне на користувацькому обладнанні, запуск алгоритмів штучного інтелекту безпосередньо на ньому може бути неефективним. Перенесення обробки базового діапазону на базові станції дозволяє використовувати їх більшу обчислювальну потужність та ресурси для виконання складних алгоритмів AI. Це може включати обробку сигналів, декодування, фільтрацію, покращення якості сигналу, мінімізацію перешкод та інші завдання, пов'язані з фізичним рівнем радіодоступу. Перенесення алгоритмів AI на базові станції також може покращити продуктивність мережі та якість обслуговування. Застосування AI може допомогти в розпізнаванні паттернів, прогнозуванні трафіку, управлінні ресурсами, адаптації до змінних умов мережі та багатьох інших завданнях [1].

Однак, при перенесенні алгоритмів AI на базові станції, слід враховувати обмеження щодо обробки та ресурсів, щоб забезпечити оптимальну продуктивність мережі. Крім того, забезпечення безпеки та конфіденційності даних є важливими аспектами при використанні AI в мережах радіодоступу [3]. Розглянемо важливі аспекти, пов'язані з розгортанням алгоритмів штучного інтелекту (AI) в системах 6G та радіодоступних мережах.

В системах 6G важливо мати надійні, знижені затримки та високопропускні бездротові з'єднання між користувацьким обладнанням та периферійними мережами. Це дозволяє ефективно обмінюватися даними між межами радіомереж та інтелектуальними додатками. У системах 6G очікується розширення розподілених обчислень та зберігання даних. Це означає, що обчислення можуть відбуватися на межі радіомереж або ближче до кінцевих користувачів. Забезпечення належного рівня захисту даних стає важливим аспектом в цьому контексті. Алгоритми AI часто працюють на спеціалізованих процесорах, таких як графічні процесори (GPU) або центральні процесори (CPU). У системах 6G, де обчислювальна потужність базового діапазону може бути обмеженою, можуть бути необхідні оптимізовані архітектури, які забезпечують ефективне використання обчислювальних ресурсів, енергії та надійності [4].

З метою прискорення швидкості навчання та ефективної роботи алгоритмів AI в обмежених обчислювальних умовах, варто розробляти легкі платформи з точки зору обчислювальної потужності, енергоефективності та надійності. При розробці алгоритмів AI можна зосередитися на їх оптимізації для максимальної ефективності в обмежених умовах. Це може включати використання менш обчислювально вимогливих моделей, алгоритмів з низькою складністю та оптимізацію параметрів для забезпечення ефективної роботи на легких платформах. Використання спеціалізованих пристроїв або апаратного прискорення, такого як спеціалізовані чіпи або FPGA, може покращити продуктивність алгоритмів AI. Ці пристрої можуть виконувати обчислення більш ефективно та енергоефективно, забезпечуючи оптимальну роботу навіть в умовах з обмеженими обчислювальними ресурсами. Застосування федеративного навчання, де моделі навчаються на розподілених пристроях, може знизити навантаження на окремі платформи. Це дозволяє обмежити обчислювальні потужності та ресурси, використовуючи навчання на локальних пристроях, а потім об'єднувати та обмінюватися результатами навчання [5].

Компроміс між обчислювальною потужністю та точністю є важливим аспектом при розробці легких платформ для алгоритмів AI. Використання менш складних моделей може допомогти знизити обчислювальну потужність, особливо в умовах обмежених ресурсів. Можна розглядати використання легких моделей, таких як MobileNet, EfficientNet, або методів стиснення моделей, таких як прунінг (pruning) та квантизація (quantization), для зменшення обчислювальних вимог. Дистиляція моделей - це процес передачі знань з більш складних моделей на менш складні. Використання цього підходу дозволяє зменшити обчислювальні вимоги, зберігаючи при цьому певний рівень точності. Більш складні моделі можуть бути навчені спочатку, а потім їх знання можуть бути передані на менш складні моделі, які використовуються на легких платформах. Іноді, для забезпечення ефективної роботи на легких платформах, може бути необхідно зробити

© Васильківський М.В., Нікітович Д.В., Болдирева О.С., Якубівська Н.В.

компроміс щодо точності моделі. Зниження точності може бути прийнятним, особливо якщо це не суттєво впливає на кінцеві результати або вимоги застосування. При цьому слід ретельно збалансувати зниження точності, щоб досягти оптимального співвідношення між точністю та обчислювальною потужністю [6].

Розробка легких платформ з точки зору обчислювальної потужності, енергоефективності та надійності є важливим для прискорення швидкості навчання та ефективної роботи алгоритмів штучного інтелекту (AI) в системах 6G. Розглянемо основні аспекти, які слід враховувати при розробці таких платформ. Легкі платформи повинні мати оптимізовану обчислювальну архітектуру, яка забезпечує ефективне використання ресурсів обчислювальної потужності. Це може включати використання спеціалізованих пристроїв, таких як GPU або CPU з підтримкою оптимізованих бібліотек для виконання операцій машинного навчання. Умови обмеженої обчислювальної потужності вимагають розробки енергоефективних платформ. Це може бути досягнуто шляхом оптимізації алгоритмів та апаратних компонентів, які забезпечують оптимальне використання енергії при виконанні обчислень. Висока надійність бездротових з'єднань між користувацьким обладнанням і периферійними мережами є важливою у системах 6G. Легкі платформи повинні мати надійні механізми забезпечення стабільного зв'язку та передачі даних, щоб забезпечити ефективну роботу алгоритмів AI в реальному часі. У системах 6G важливо підтримувати розподілені обчислення і зберігання даних для забезпечення швидкості навчання та ефективної роботи алгоритмів AI. Розподілені обчислення дозволяють розподіляти обчислювальне навантаження між різними вузлами мережі, забезпечуючи паралельну обробку даних. Це дозволяє збільшити швидкість навчання та роботи алгоритмів AI, оскільки завдання можуть бути розподілені і виконуватися паралельно на декількох вузлах [7].

Крім того, розподілене зберігання даних дозволяє зберігати великі обсяги даних у розподіленій формі на різних вузлах мережі. Це забезпечує більш ефективний доступ до даних для обробки, оскільки дані можуть бути розподілені та розподілятися між вузлами в залежності від потреби. Такий підхід дозволяє знизити затримки при доступі до даних і підвищити продуктивність обробки. Однак, для забезпечення розподілених обчислень і зберігання важливо враховувати достатній рівень захисту даних. У системах 6G, де обробка даних та передача інформації відбуваються у високошвидкісних бездротових мережах, важливо захищати дані від несанкціонованого доступу та забезпечувати конфіденційність та цілісність даних.

Отже, розподілені обчислення і зберігання є важливими складовими систем 6G для прискорення швидкості навчання та ефективної роботи алгоритмів AI. Вони дозволяють розподілити обчислювальне навантаження та зберігати дані у розподіленій формі, що забезпечує підвищення продуктивності та зниження затримок [8].

Спільне проектування апаратного та програмного забезпечення (HW-SW co-design) є цікавим підходом до реалізації алгоритмів штучного інтелекту (AI). Цей підхід передбачає тісну взаємодію між апаратним та програмним забезпеченням на ранніх етапах розробки, що дозволяє оптимізувати продуктивність та ефективність системи. Проектування апаратного забезпечення та алгоритмів AI одночасно дозволяє враховувати особливості обох аспектів ще до фізичної реалізації системи. Це означає, що вже на етапі проектування можна врахувати оптимальну структуру та конфігурацію апаратного забезпечення, яка найкраще підходить для виконання конкретних алгоритмів AI.

Спільне проектування також дозволяє проводити ітеративний процес оптимізації, де програмне та апаратне забезпечення взаємодіють між собою та вдосконалюються на основі взаємних вимог і характеристик. Це дозволяє досягти більшої продуктивності та ефективності системи, зменшити затримки та забезпечити оптимальне використання обчислювальних ресурсів. Однак, спільне проектування апаратного та програмного забезпечення також може створити виклики, оскільки потребує глибоких знань та експертизи в обох областях. Крім того, вимоги до забезпечення сумісності, стандартизації та взаємодії між апаратним та програмним забезпеченням можуть впливати на процес розробки та час виконання проекту [1].

Спільне проектування апаратного та програмного забезпечення (HW-SW co-design) дійсно включає кілька кроків для ефективної реалізації системи фізичного рівня.

Специфікація системи і визначення архітектури фізичного рівня. Цей крок полягає в визначенні завдань фізичного рівня та опису їх поведінки. Уніфіковані представлення, такі як графи потоків даних та мережі Петрі, можуть бути використані для опису завдань фізичного рівня, які можуть бути реалізовані як апаратне, так і програмне забезпечення.

Розбиття HW-SW. Цей крок визначає розподіл функціональності між апаратним і програмним забезпеченням. Метою є проектування системи фізичного рівня для задоволення вимог при
© Васильківський М.В., Нікітович Д.В., Болдирева О.С., Якубівська Н.В.

обмеженнях. Це може бути складною задачею оптимізації, яку можна вирішити за допомогою конструктивних або ітераційних алгоритмів.

Розробка інтерфейсу HW/SW. Цей крок включає визначення інтерфейсів між апаратним та програмним забезпеченням, що дозволяє їм взаємодіяти та обмінюватися даними.

Спільний синтез та верифікація. Цей етап включає спільну оптимізацію та верифікацію апаратного та програмного забезпечення. Він вимагає використання інструментів автоматизації електронного проектування (EDA) для підтримки цих процесів.

Ефективне спільне проектування апаратного та програмного забезпечення має кілька переваг, які можуть призвести до покращення продуктивності системи, зниження витрат і скорочення циклу розробки. Спільне проектування дозволяє глибоко інтегрувати апаратне та програмне забезпечення, що може призвести до оптимального використання апаратних ресурсів і покращення продуктивності системи в цілому. Під час спільного проектування можуть бути використані оптимізаційні методи, які враховують взаємодію між апаратним і програмним забезпеченням. Спільне проектування дозволяє ефективно використовувати ресурси і уникати надмірного дублювання функцій. Це може призвести до зниження вартості розробки, виробництва і обслуговування системи. В спільному проектуванні HW-SW апаратне та програмне забезпечення розробляються паралельно, що дозволяє скоротити час розробки. Взаємодія між командами апаратного та програмного проектування може призвести до швидшого впровадження системи на ринок. Спільне проектування дозволяє вирішувати складні проблеми, що стосуються взаємодії між апаратним і програмним забезпеченням, в одному процесі. Це сприяє досягненню кращої збалансованості між функціональністю, продуктивністю, енергоефективністю та іншими вимогами системи [2].

Оптимізація використання апаратних ресурсів та розподіл завдань є ключовими елементами для досягнення ефективної реалізації алгоритмів штучного інтелекту. Оптимізація використання апаратних ресурсів полягає в тому, щоб використовувати доступні апаратні компоненти та ресурси (наприклад, GPU, спеціалізовані пристрої для прискорення обчислень) настільки ефективно, наскільки це можливо. Це може включати в себе розробку оптимізованого програмного коду, використання спеціалізованих бібліотек або фреймворків для виконання обчислень на апаратних пристроях та використання технік, таких як паралелізація та векторизація, для забезпечення максимальної продуктивності.

Розподіл завдань між апаратним і програмним забезпеченням також важливий для ефективної реалізації алгоритмів штучного інтелекту. Це означає розподіл завдань, таких як обчислення, обробка даних та управління, між апаратними та програмними компонентами системи. Розподіл може бути здійснений залежно від вимог до продуктивності, обмежень апаратних ресурсів та особливостей алгоритму. Наприклад, інтенсивні обчислення можуть бути виконані на спеціалізованих апаратних пристроях, а управління та обробка даних - на програмних компонентах. Загальна мета оптимізації використання апаратних ресурсів та розподілу завдань полягає в забезпеченні оптимальної продуктивності системи штучного інтелекту, зниженні витрат на апаратне забезпечення [3].

Розробка нових алгоритмів штучного інтелекту для функцій фізичного рівня дозволяє забезпечити баланс між обчислювальною складністю та точністю. Традиційні методи, які використовуються для обробки сигналів на фізичному рівні, можуть бути досить складними та вимагати значних обчислювальних ресурсів. Однак, розвиток нових алгоритмів AI дозволяє вирішити цю проблему, шукаючи компроміс між продуктивністю та обчислювальною складністю.

При розробці нових алгоритмів AI для функцій фізичного рівня можна використовувати евристичні методи та налаштовувати параметри з метою досягнення оптимального результату. Це означає, що розробники бездротових систем можуть вибирати такі параметри алгоритмів, які забезпечують достатню точність результату при мінімальній обчислювальній складності. Такий підхід дозволяє досягти ефективності роботи алгоритмів AI, забезпечуючи відповідну продуктивність системи.

Окрім того, розробники можуть використовувати нові техніки та алгоритми, які забезпечують більш ефективну роботу з обчислювальними ресурсами. Наприклад, використання оптимізованих алгоритмів машинного навчання, які можуть працювати з обмеженими ресурсами, або впровадження спеціалізованих апаратних пристроїв, таких як FPGA або ASIC, може значно покращити продуктивність і ефективність роботи системи [4].

Таким чином, розробка нових алгоритмів штучного інтелекту для функцій фізичного рівня може допомогти досягнути балансу між продуктивністю і обчислювальною складністю. Традиційні

методи, які базуються на максимальній правдоподібності, максимальній апостеріорності, мінімальній середньоквадратичній похибці та інших критеріях, можуть бути обчислювально витратними. Алгоритми штучного інтелекту можуть забезпечити більш ефективне використання апаратних ресурсів і зниження обчислювальної складності. Розробка нових алгоритмів AI може включати в себе застосування методів машинного навчання, глибокого навчання, еволюційних алгоритмів та інших підходів, які дозволяють автоматично налаштовувати параметри алгоритмів на основі навчальних даних або евристичних правил. Це дозволяє досягти оптимальних рішень з точністю, яка задовольняє вимоги фізичного рівня, при меншому обчислювальному навантаженні [5]. Крім того, розробка нових алгоритмів AI може включати в себе спеціалізовані оптимізаційні техніки, такі як оптимізація апаратних архітектур, розподілені обчислення, паралельні обчислення та інші підходи, які дозволяють ефективно використовувати обчислювальні ресурси і забезпечувати високу продуктивність.

Евристичні підходи до налаштування параметрів можуть бути нестабільними і не завжди забезпечують хороший компроміс у змінних умовах. Тут алгоритми штучного інтелекту можуть вносити значний внесок, сприяючи покращенню проблеми налаштування параметрів за допомогою навчання та глибокого навчання. Використання алгоритмів штучного інтелекту, які ґрунтуються на великому наборі даних, може сприяти впровадженню нових функцій у системи 6G. Аналіз великих даних може допомогти передбачити майбутні стани системи, покращити дизайн, виявляти несправності та встановлювати оптимальну конфігурацію. Використання добре навчених моделей фізичного рівня може поліпшити наскрізний ланцюг зв'язку і досягти глобальної оптимальної побудови [6].

Однак, виправність алгоритмів штучного інтелекту сильно залежить від доступу до великого обсягу якісних даних. Збір даних з систем стільникового зв'язку є критичним для продуктивності алгоритмів штучного інтелекту, і важливо добре відбирати та обробляти набори даних для досягнення високої точності і надійності алгоритмів. Отже, використання алгоритмів штучного інтелекту разом з великими наборами даних може допомогти розробникам систем стільникового зв'язку забезпечити баланс між продуктивністю, точністю та адаптивністю до змінних умов.

Набір даних, що генерується фізичним рівнем, містить важливу інформацію про характеристики каналу та завади, які можуть впливати на передачу радіоданих. Витягнення цих характеристик та коригування параметрів передачі можуть бути виконані за допомогою алгоритмів штучного інтелекту.

Застосування алгоритмів штучного інтелекту, які ґрунтуються на даних, дозволить отримати нові можливості для проектування фізичного рівня. Це означає, що алгоритми штучного інтелекту для фізичного рівня мають бути розроблені з урахуванням конкретних особливостей та середовища фізичного рівня.

Шляхом аналізу наборів даних, які включають інформацію про погіршення каналу в часовій, частотній і просторовій областях можливо отримати важливі характеристики радіоданих та дані про завади. Ці характеристики можуть бути використані для коригування параметрів передачі, таких як потужність передачі, напрямки формування променя, спектр, модуляція [7]. В результаті, забезпечується можливість покращити продуктивність і надійність передачі радіоданих у змінних умовах каналу.

При цьому, для досягнення оптимальних результатів, рекомендується розробляти алгоритми штучного інтелекту для фізичного рівня з урахуванням конкретного середовища фізичного рівня, у якому вони будуть застосовуватись.

Алгоритми штучного інтелекту можуть бути використані для покращення та поєднання з алгоритмами фізичного рівня. Виправлені алгоритми штучного інтелекту можуть бути пристосовані до вирішення завдань фізичного рівня, зокрема в областях класифікації, кластеризації, регресії та прийняття рішень. Неконтрольоване навчання може бути застосоване для виявлення структур і закономірностей в даних фізичного рівня без використання маркованих даних. Це може допомогти витягти корисну інформацію з даних та розробити модель фізичного рівня.

Навчання під наглядом може бути використане для побудови моделей фізичного рівня з використанням маркованих даних. Ці моделі можуть допомогти прогнозувати майбутні дані та знаходити закономірності в фізичних процесах. Навчання з підкріпленням може бути застосоване для навчання агента взаємодіяти з фізичним середовищем, максимізуючи винагороду. Це може бути корисним для оптимізації послідовності дій агента в фізичному середовищі та досягнення мети. Глибоке навчання може імітувати людський мозок і використовувати великі обсяги даних для виявлення закономірностей. Це може бути важливим для аналізу даних фізичного рівня та

витагнення корисної інформації [8].

Адаптація алгоритмів штучного інтелекту до фізичного рівня може забезпечити покращення продуктивності алгоритмів та моделей фізичного рівня. Використання методів навчання алгоритмів штучного інтелекту в контексті фізичного рівня може привести до таких переваг.

Алгоритми штучного інтелекту можуть ефективно виявляти закономірності та робити прогнози на основі великого обсягу даних фізичного рівня. Це дозволяє покращити продуктивність системи та оптимізувати функції фізичного рівня. Алгоритми штучного інтелекту можуть приймати рішення на основі навчання та оптимізації, що допомагає забезпечити більш ефективне використання ресурсів та покращити якість обслуговування. Наприклад, можна використовувати алгоритми навчання з підкріпленням для оптимального керування передачею сигналу в залежності від змінних факторів каналу. Використання алгоритмів штучного інтелекту дозволяє автоматизувати процеси обробки та аналізу даних на фізичному рівні. Це допомагає зменшити вплив людського фактора, забезпечити більшу швидкість та точність обробки даних, а також забезпечити більшу реалізацію на масштабах систем 6G. Алгоритми штучного інтелекту можуть допомогти в налаштуванні та оптимізації параметрів фізичного рівня для досягнення балансу між продуктивністю та розумною точністю. Шляхом навчання на великому обсязі даних, алгоритми можуть виявляти оптимальні налаштування та параметри, що забезпечують ефективну роботу системи [1].

Кластеризація методом K-середнього може бути корисною для аналізу спектра, розподілу потужності та вибору релейних вузлів. Шляхом групування даних на основі їх схожості, кластеризація допомагає виділити підгрупи чи кластери, що можуть мати спільні характеристики чи функції. Розбиття ланцюжка блоків на незалежні компоненти на фізичному рівні є хорошим підходом для розробки та оптимізації системи передачі сигналу. Кожен компонент блок-ланцюга може виконувати певну функцію, а їх незалежність дозволяє легше розробляти, тестувати та модифікувати окремі частини системи.

Моделювання каналів є важливим аспектом досліджень фізичного рівня. Застосування алгоритмів штучного інтелекту до моделювання каналів може допомогти отримати більш точні та реалістичні моделі на основі великого обсягу даних вимірювань. Використання ключових характеристик каналу дозволяє спростити модель та забезпечити достатню точність при моделюванні. Врахування компромісу між точністю моделі та припущеннями є важливим аспектом при традиційному моделюванні каналів. Використання алгоритмів штучного інтелекту може допомогти автоматизувати процес пошуку оптимального компромісу шляхом аналізу великої кількості даних та знаходження оптимальних параметрів моделі. Застосування алгоритмів штучного інтелекту до фізичного рівня дозволяє покращити точність, ефективність та автоматизацію аналізу даних [2].

Алгоритми штучного інтелекту можуть бути корисними для передбачення втрат при передаванні даних, імпульсної характеристики каналу та моделювання поширення сигналу в гетерогенних мережах 6G. Застосування алгоритмів штучного інтелекту дозволяє вивчати складні ключові ознаки сигналів у зашумлених каналах, що дозволяє розрізняти більшу кількість пристроїв і покращує точність класифікації форм сигналів.

Алгоритми фізичного рівня, які базуються на оптимізації, можуть бути обмежені, якщо їх припущення моделі не відповідають реальним умовам бездротових систем або каналу. Традиційні алгоритми фізичного рівня можуть бути ефективними в обмежених умовах, але втрачають оптимальну продуктивність, коли умови стають складнішими, наприклад, в середовищах з високою мобільністю. Алгоритми штучного інтелекту, зокрема ті, що використовують оптимізацію на основі даних та методи градієнтного спуску, можуть адаптуватися до реальних умов і виконувати тонку настройку параметрів в режимі реального часу. Це дозволяє їм досягати оптимальної продуктивності навіть в змінних та складних умовах бездротових систем [3]. Таким чином, поєднання алгоритмів штучного інтелекту з алгоритмами фізичного рівня може покращити продуктивність та адаптивність систем передачі сигналу, дозволяючи використовувати складніші моделі та оптимально налаштувати параметри в режимі реального часу.

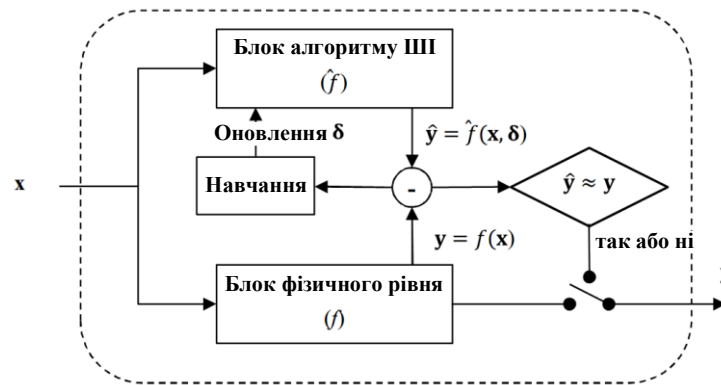


Рис. 2. Модель блоку фізичного рівня мережі із генеративним штучним інтелектом

Архітектура компонента фізичного рівня, що підтримує штучний інтелект, може бути організована у вигляді моделі, яка поєднує техніки фізичного рівня та алгоритми AI. Компонент фізичного рівня отримує вхідні дані, які можуть бути сигналами з датчиків, характеристиками каналу, параметрами передачі. Ці дані слугують основою для подальшого аналізу та обробки.

Вхідні дані можуть потребувати попередньої обробки, такої як фільтрація, підсилення сигналу, нормалізація тощо. Це може покращити якість даних та забезпечити оптимальні умови для подальшого аналізу. Застосування алгоритмів AI дозволяє витягнути корисні ознаки з вхідних даних. Це може включати в себе використання методів навчання глибоких нейронних мереж, автоенкодерів, згорткових мереж та інших технік для автоматичного виявлення ключових характеристик даних. На основі витягнутих ознак та використання алгоритмів AI, компонент фізичного рівня може побудувати моделі для прогнозування, класифікації або регресії. Ці моделі можуть передбачати різні характеристики або властивості фізичного рівня, такі як втрати на проходження сигналу, імпульсні характеристики каналу, розподіл потужності [4].

Використання алгоритмів штучного інтелекту може значно покращити блоки фізичного рівня, зменшити час і складність обчислень та знайти оптимальні рішення. Розглянемо деталізацію трьох основних підходів до покращення блоків фізичного рівня за допомогою алгоритмів AI.

Підтримка кожного блоку фізичного рівня. В цьому підході алгоритми AI використовуються для покращення та оптимізації кожного окремого блоку фізичного рівня. Наприклад, можуть використовуватись алгоритми навчання з підкріпленням для оптимізації параметрів передавача або приймача, алгоритми навчання глибоких нейронних мереж для покращення каналу зв'язку тощо. Цей підхід дозволяє досягти оптимальних рішень для кожного окремого блоку, прискорити збіжність та зменшити час обчислень. Інший підхід полягає в застосуванні алгоритмів AI для ітеративного та адаптивного вирішення проблем фізичного рівня. Наприклад, можуть використовуватись алгоритми оптимізації на основі даних для пошуку оптимальної точки в просторі параметрів блоків фізичного рівня. Це дозволяє швидко знаходити оптимальні рішення, адаптуватись до змінних умов та забезпечувати гнучкість в реальному часі. Алгоритми AI можуть бути використані для зменшення складності обчислень у блоках фізичного рівня. Наприклад, можуть використовуватись методи зменшення розмірності даних, відбір ознак або компресія даних, які дозволяють зберігати та обробляти меншу кількість інформації без суттєвої втрати точності. Це дозволяє знизити обчислювальну складність алгоритмів фізичного рівня, що прискорює їх роботу і забезпечує більш ефективне використання ресурсів [5].

Такі методи можуть включати у себе методи головних компонентів (PCA), які дозволяють зменшити розмірність даних шляхом знаходження головних напрямків варіації, або методи відбору ознак, які ідентифікують найбільш інформативні ознаки та виключають незначущі. Це сприяє покращенню продуктивності алгоритмів фізичного рівня, зменшенню вимог до ресурсів та забезпеченню ефективної обробки даних у реальному часі.

Як видно з рис. 2, вхідні дані x подаються як на блок фізичного рівня, так і на блок алгоритмів AI. Обидва функціональні блоки можуть бути виражені як блок фізичного рівня: $y = f(x)$ та блок алгоритму AI: $\hat{y} = \hat{f}(x, \delta)$, де δ , \hat{y} та y - параметри алгоритму AI параметри алгоритму AI, вихід блоку алгоритму AI та вихід блоку фізичного рівня відповідно. По-перше, ми навчаємо блок алгоритму AI в певний час на вхідному наборі навчальних даних, порівнюючи виходи обох блоків. По-друге, ми оновлюємо параметри блоку алгоритму AI δ . Якщо ми маємо навчений блок алгоритму AI, ми можемо покращити блок фізичного рівня, порівнюючи виходи між ними.

Другий підхід полягає у включенні блоку алгоритму штучного інтелекту (ШІ) як додаткового

блоку до компонента фізичного рівня. Цей блок ШІ може аналізувати вхідні дані, вивчати їх особливості та виконувати певні обчислення для покращення роботи компонента фізичного рівня [6]. Наприклад, за допомогою нейронних мереж, генетичних алгоритмів або інших методів ШІ, блок фізичного рівня може оптимізувати свої внутрішні параметри або адаптуватися до змінних умов каналу. Це дозволяє покращити продуктивність та адаптивність компонента фізичного рівня, забезпечуючи більш точну обробку даних та ефективне використання ресурсів. Такий підхід також може включати в себе використання алгоритмів навчання з підкріпленням, де блок ШІ може взаємодіяти з оточенням, отримувати нагороду за правильні дії та покращувати свої стратегії на основі отриманих відгуків. Цей підхід дозволяє компоненту фізичного рівня використовувати знання та інтелектуальні можливості ШІ для покращення своєї продуктивності та адаптивності у реальному часі, як показано на рис. 3.

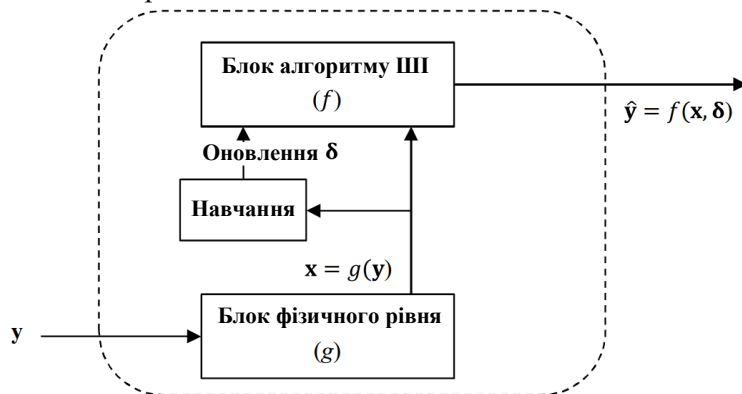


Рис. 3. Модель взаємодії блоку фізичного рівня мережі із алгоритмом штучного інтелекту

На фізичному рівні існує багато нелінійних і непередбачуваних спотворень, таких як нелінійний підсилювач потужності. Зазвичай вони моделюються невідомою функцією. Ми маємо спотворений вихід $x = g(y)$ від невідомої функції. Спотворення оцінюється і компенсується функцією інверсії [7].

Як ми бачимо на рис. 3, блок алгоритму AI може діяти як функція інверсії. У блоці алгоритму AI виконується навчання, оновлюється параметр алгоритму AI δ і створюється модель функції інверсії. Навчений блок алгоритмів AI зменшує похибки апроксимації та досягає оптимального вигляду функції інверсії.

Третій підхід може включати поєднання компонента фізичного рівня та блоку алгоритму штучного інтелекту (AI) або заміну компонента фізичного рівня на блок алгоритму AI, як показано на рис. 4. Розглянемо два можливих сценарії цього підходу. Поєднання компонента фізичного рівня та блоку алгоритму AI.

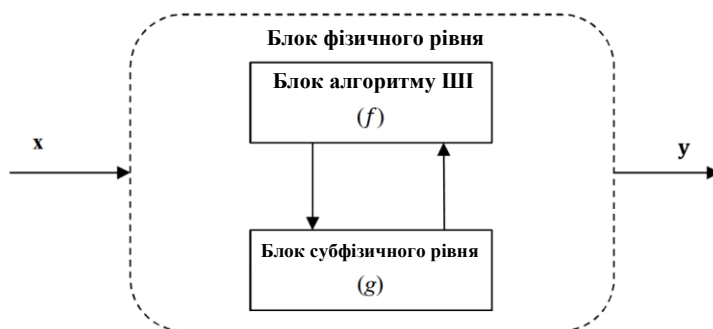


Рис. 4. Модель блоку фізичного рівня із вбудованим алгоритмом ШІ

У цьому сценарії компонент фізичного рівня залишається основною частиною системи, але він поєднується з блоком алгоритму AI. Блок AI може використовуватись для покращення певних аспектів фізичного рівня, наприклад, для оптимізації параметрів або покращення якості передачі сигналу. В цьому випадку блок AI може аналізувати вхідні дані, навчатись на основі знань та оптимізувати роботу компонента фізичного рівня. Поєднання обчислювальних можливостей AI з фізичними обчисленнями може покращити продуктивність системи. Заміна компонента фізичного рівня на блок алгоритму AI. У цьому сценарії компонент фізичного рівня може бути замінений або значно змінений за допомогою блоку алгоритму AI. Заміна компонента фізичного рівня AI може включати в себе використання нейронних мереж, глибокого навчання та інших методів AI для виконання фізичних операцій. Це може привести до більш гнучкої, адаптивної та ефективної

системи. Однак, важливо враховувати, що заміна компонента фізичного рівня на блок AI може вимагати значних обчислювальних ресурсів і тривалого процесу навчання [8].

Багато підфункцій блоку фізичного рівня вже використовують концепцію ітерації та адаптації для досягнення оптимальних результатів. Проте, застосування нових алгоритмів штучного інтелекту (AI) може покращити ці підфункції ще більше. Нові алгоритми AI можуть використовувати методи оптимізації, навчання з підкріпленням або глибокого навчання для покращення роботи блоку фізичного рівня. Вони можуть автоматично адаптуватися до змінних умов каналу передачі даних, компенсувати спотворення, шум та інші фактори, що впливають на якість сигналу. Це може призвести до зменшення складності і часу ітерацій, що вимагаються для досягнення оптимального рішення [1].

Оптимізація підфункцій блоку фізичного рівня за допомогою алгоритмів AI дозволяє більш ефективно компенсувати спотворення, покращувати якість сигналу і забезпечувати більш точну передачу даних. Це може мати значний вплив на продуктивність та надійність системи передачі даних. Проте, варто враховувати, що використання нових алгоритмів AI може вимагати деяких додаткових зусиль і ресурсів. Навчання моделей AI може вимагати великої кількості даних та обчислювальної потужності. Крім того, розробка та налагодження таких систем можуть вимагати спеціалізованого експертного знання і часу [2].

Крім того, важливо бути уважним щодо можливих викликів та обмежень, пов'язаних з використанням алгоритмів AI. Наприклад, виникають питання етики та конфіденційності, оскільки обробка даних за допомогою AI може вимагати доступу до великого обсягу особисто ідентифікованої інформації. Також потрібно забезпечити, щоб система AI була надійною та стійкою до атак, оскільки вона може стати точкою вразливості у системі.

Необхідно бути обережним при впровадженні нових алгоритмів AI в компоненти фізичного рівня, забезпечити адекватне тестування та перевірку їх працездатності. Впровадження AI вимагає збалансованого підходу та ретельного аналізу, щоб досягти позитивного впливу на ефективність системи передачі даних.

Висновки та перспективи подальшого дослідження. Алгоритми генеративного штучного інтелекту можуть бути використані для підвищення продуктивності фізичного рівня бездротових систем шляхом оптимізації функціональних параметрів та адаптації до змінних умов експлуатації тракту передавання. Технологія генеративного штучного інтелекту дозволяє створювати моделі, які можуть генерувати нові, оптимальні рішення на основі великого обсягу даних та правил.

Перенесення алгоритмів штучного інтелекту на базові станції мереж радіодоступу має декілька переваг. Базові станції мають зазвичай більше обчислювальних ресурсів порівняно з користувацьким обладнанням, що дозволяє їм виконувати складні алгоритми AI більш ефективно. Запуск алгоритмів AI на базових станціях дозволяє зменшити робоче навантаження на користувацьке обладнання, оскільки вони можуть передавати лише оброблені результати або прості команди замість повноцінних алгоритмів. Використання алгоритмів AI на базових станціях може допомогти в розпізнаванні паттернів трафіку, управлінні ресурсами та оптимізації мережевих процесів, що може призвести до покращення продуктивності мережі та забезпечення кращої якості обслуговування. Перенесення алгоритмів AI на базові станції дозволяє приймати рішення на місці, без необхідності передавати дані на віддалені сервери для обробки. Це може скоротити затримки і покращити реакцію мережі на зміни умов.

Враховуючи ці переваги, перенесення алгоритмів AI на базові станції може бути ефективним рішенням для поліпшення продуктивності та якості обслуговування в радіодоступних мережах. Однак, слід враховувати обмеження ресурсів базових станцій. ГШІ може використовуватись для оптимізації параметрів бездротової системи з метою покращення продуктивності. Він може аналізувати дані профілю користувача, такі як фізична форма, стиль життя, харчування та інші фактори, і рекомендувати оптимальні параметри для досягнення найкращих результатів. Також ГШІ може використовуватись для виявлення шаблонів у фізичних даних, отриманих з бездротових систем. Він може аналізувати дані про тренування, результати фізичних вправ, біометричні показники та інші фактори, щоб ідентифікувати зв'язки між різними факторами та продуктивністю. На основі цього аналізу можуть бути розроблені алгоритми, які допомагатимуть оптимізувати фізичні тренування та підвищувати продуктивність. ГШІ може допомагати розробляти оптимальні плани тренувань для досягнення конкретних фізичних цілей. Враховуючи фізичну форму, часові обмеження, доступні ресурси та інші фактори, ГШІ може розробити індивідуальні плани тренувань, які дозволяють досягти максимальної продуктивності телекомунікаційних систем. В результаті, забезпечуються передумови для підвищення швидкості

передачі даних в мережі до 1 Тбіт/секунду та зменшення затримки до менше 1 мілісекунди.

Список бібліографічного опису

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>
10. 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>
11. 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. 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. Vasylykivskyi M., Varhatiuk, H., & Boldyreva, O. (2022). Doslidzhennya arkhitektury shtuchnoho intelektu dlya infokomunikatsiynykh merezh 6G. *Measuring and computing devices in technological processes*, (4), 62–70. <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2022-72-4-7>
7. Vasylykivskyi M., Varhatiuk, H., & Boldyreva, O. (2022). Intelektual'na optymizatsiya infokomunikatsiynykh 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)
8. Vasylykivskyi M., Varhatiuk, H., & Boldyreva, O. (2023). Intelektual'nyy radiointerfeys z pidtrymkoyu shtuchnoho intelektu. *Visnyk Khmel'nyts'koho natsional'noho universytetu*, (1), 26–32. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2023-317-1-26-32>
9. Vasylykivskyi, M., Prykmeta, A., Oliynyk, A., & Nikitovych, D. (2023). Optymizatsiya intelektual'nykh telekomunikatsiynykh merezh. *Visnyk Khmel'nyts'koho natsional'noho universytetu*, (1), 33–41. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2023-317-1-33-41>
10. Vasylykivskyi M., Boldyreva, O., Varhatiuk, H., & Budash, M. (2023). Keruvannya telekomunikatsiynymy 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>
11. Vasylykivskyi, M., Boldyreva, O., Onyshchuk, D., & Hnatenko, Y. (2023). Dynamichna informatsiyana merezha iz vbudovanyam shtuchnym intelektom. *Komp'yuterno-intehrovani tekhnolohiyi: osvita, nauka, vyrobnytstvo*, (50), 36–45. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2023-50-05>