

# АНАЛІЗ І КЛАСИФІКАЦІЯ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ПРИ ЗАСТОСУВАННІ ДО ЗАДАЧ ОПТИМІЗАЦІЇ В МЕРЕЖАХ 6G

Скомаха М.О., Єременко О.С.

Кафедра інфокомунікаційної інженерії ім. В.В. Поповського,  
Харківський національний університет радіоелектроніки,  
Україна

E-mail: [mykyta.skomakha@nure.ua](mailto:mykyta.skomakha@nure.ua),  
[oleksandra.yeremenko@nure.ua](mailto:oleksandra.yeremenko@nure.ua)

---

## Abstract

*This work reviews and analyzes methods and technical solutions in network optimization and its performance in 6G based on artificial intelligence. Without optimization measures in mobile networks, providing high-quality services to customers and maintaining demanded performance is impossible, so it was decided to introduce AI and machine learning methods for the next-generation mobile networks. This will allow for more efficient resource allocation and segmentation of elements without additional administration efforts, which will be mentioned and discussed in this work.*

---

Сьогодні неможливо уявити суспільство без високошвидкісного мобільного Інтернету, адже він є невіддільним елементом нашого життя під час забезпечення базових потреб. І поки на даний момент у великій частині країн введено для комерційних цілей мобільну мережу п'ятого покоління (Fifth Generation, 5G), вже активно проводяться наукові дослідження та розробки наступного шостого покоління (Sixth Generation, 6G). Як і раніше, елементами модернізації та покращення стануть такі основні показники, як пропускна здатність, затримка, діапазон частот, щільність підключення та мобільність. Але для забезпечення високих значень ключових показників продуктивності (Key Performance Indicators, KPI) потрібно постійно підтримувати необхідний рівень якості обслуговування (Quality of Service, QoS) та якості захисту (Quality of Protection, QoP), що у результаті буде впливати на якість сприйняття (Quality of Experience, QoE).

Саме тому з розвитком мереж актуальним науково-практичним завданням залишається оптимізація QoS та рівня безпеки. Це важливо, оскільки мережі 6G передбачаються бути набагато складнішими, з більшою кількістю пристроїв, підвищеною швидкістю передачі даних та з найсерйознішими вимогами до рівня безпеки. Відповідно до цього розробники планують введення у майбутніх мережах засоби штучного інтелекту (ШІ). Найближчим часом презентуватиметься впровадження ШІ у безпроводових мережах вже в Release 18, а саме 5G-Advanced [1]. Це означає, що ще до повноцінного релізу 6G буде реалізовано мобільні мережі з ШІ.

Зі свого боку оптимізація являє собою процес вибору найкращого рішення з усіх можливих з урахуванням певних цілей, обмежень і критеріїв. Оптимізація використовується для роботи з QoS та QoP у різних сферах безпроводових мереж, а саме в мережах транспортних засобів, когнітивного радіо (Cognitive Radio, CR), Інтернету речей (Internet of Things, IoT) та в інших сферах. Хоча оптимізація в 6G може бути виконана за допомогою різних моделей і методів, але всі вони можуть мати інтегрований ШІ, який здатен багаторазово підвищити якість оптимізаційних операцій.

Методи оптимізації на основі ШІ можуть використовувати великі обсяги даних для навчання складних моделей, які можуть адаптуватися до динамічних умов мережі та прогнозувати оптимальні параметри QoS та QoP для різних сценаріїв і користувачів. Це дозволяє знаходити нелінійні шаблони, де зазнають невдачі традиційні техніки оптимізації. У подібній моделі оптимізації фундаментальною концепцією є самонавчання ШІ. У мережі 6G подібне навчання може бути представлено одним з двох підходів до створення моделей ШІ, які можуть обробляти потрібні дані й будувати на їх основі опти-

мальні рішення для певних задач, а саме машинне навчання (Machine Learning, ML) або глибоке навчання (Deep Learning, DL), які мають деякі відмінності один від одного.

ML використовує статистичні та математичні методи для аналізу даних і створення моделей, які можуть передбачати, класифікувати, кластеризувати, регресувати та інше [2]. У контексті управління QoS у мережах 6G ML може застосовуватися, використовуючи різні алгоритми та методи, у тому числі градієнтні методи, еволюційні та метаевристичні алгоритми тощо [2].

З урахуванням того, що ML може працювати з меншою кількістю даних, ніж DL, воно потребує менше обчислювальних ресурсів. Явними недоліками варто виділити те, що ML може бути обмеженим своїми припущеннями та гіпотезами про дані та моделі і не завжди впоратися зі складними та неструктурованими даними, як-от зображення, текст, звук тощо. Також необхідність людського контролю може бути більш імовірною, ніж коли використовуються нейронні мережі, які є основною технологією у методах DL.

DL є підмножиною сімейства методів ШІ, що використовує нейронні мережі з великою кількістю шарів для вирішення складних завдань, а саме розпізнавання образів, розуміння мови, генерація тексту. DL також може органічно застосовуватися для оптимізації KPI, QoS і QoP в мережах 6G, використовуючи такі техніки:

- федеративне навчання;
- генеративні змагальні мережі (Generative Adversarial Networks, GAN) з механізмами уваги;
- згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN);
- рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks, RNN) та інші.

Перевагами DL можна назвати те, що подібний метод дозволяє працювати зі складними та неструктурованими даними та автоматично вивчати ознаки даних без фізичного втручання. DL також може досягати високої точності та продуктивності в багатьох завданнях, які важко вирішити традиційними методами без використання нейронних мереж, що робить вибір DL у сфері оптимізації мережі 6G гарним вибором. Також DL може адаптуватися до змінних умов і навчатися з меншою кількістю міток, ніж ML, що демонструє його динамічність, яка необхідна в умовах надвеликих за архітектурою та кількістю підключених пристроїв мереж наступних поколінь.

На відміну від ML, DL буде потребувати велику кількість даних і в результаті використовувати більше обчислювальних ресурсів для навчання моделей, що може бути вартісним і часомістким. Іноді нейромережі можуть також бути схильними до недонавчання або перенавчання, коли це не є необхідним для оптимальної роботи, що ставить під загрозу якість показників і функціонування окремих елементів або усїєї архітектури.

Треба зазначити, що розглянуті вище техніки навчання ШІ в 6G можуть поділятися за парадигмами, реалізованими в мережі, що розглядається, а саме за керованістю (Supervised Learning, SL) або некерованістю (Unsupervised Learning, USL), також виділяється навчання з підсиленням (Reinforcement Learning, RL) [3].

Техніки та алгоритми ШІ у контексті оптимізації мережі можуть бути засновані на різних принципах навчання, що були розглянуті раніше, та мати різні сценарії та сфери застосування. Прикладом такої політики можна назвати алгоритми DL з RL, що засновані на оцінці, політиці та акторно-критичному підході, які будуть доцільно включені в систему для оптимізації маршрутизації, контролю за перевантаженням та управління ресурсами для цілісної системи інжинірингу трафіка в 6G. Також можна вводити для оптимізації комунікаційних мереж з різномірною структурою та технологіями радіодоступа (Radio Access Network, RAT) наступні методи:

- векторна машина (Vector Machine, VM);
- класифікація об'єктів на основі їхньої схожості з k-найближчими сусідами з навчальної вибірки (k-Nearest Neighbors, KNN);
- згорткові нейронні мережі (CNN);
- RNN зі спеціальною структурою для зберігання та використання довготривалих залежностей у послідовних даних (Long Short-Term Memory, LSTM),
- баєсівський підхід (Sparse Bayesian Learning, SBL),

- використання гіперповерхонь для розділення класів даних з урахуванням їхньої невизначеності (Probabilistic Hypersurface Classifiers, PHC);
- навчання з підсиленням (RL);
- некероване навчання (USL).

Також варто зазначити та підсумувати, що ML і DL покращить та спростить наскрізну (End-to-End, E2E) оптимізацію, що означає якісну передачу даних від одного кінцевого користувача до іншого без проміжних переривань [4]. Подібна E2E оптимізація є однією з центральних проблем у наданні послуг, і ШІ може значно покращити стан такого процесу з мінімізацією втрат і виникаючих проблем [5-7].

На рис. 1 зображено можливості застосування існуючих методів DL до визначених сфер, що підпадають під політики QoS.

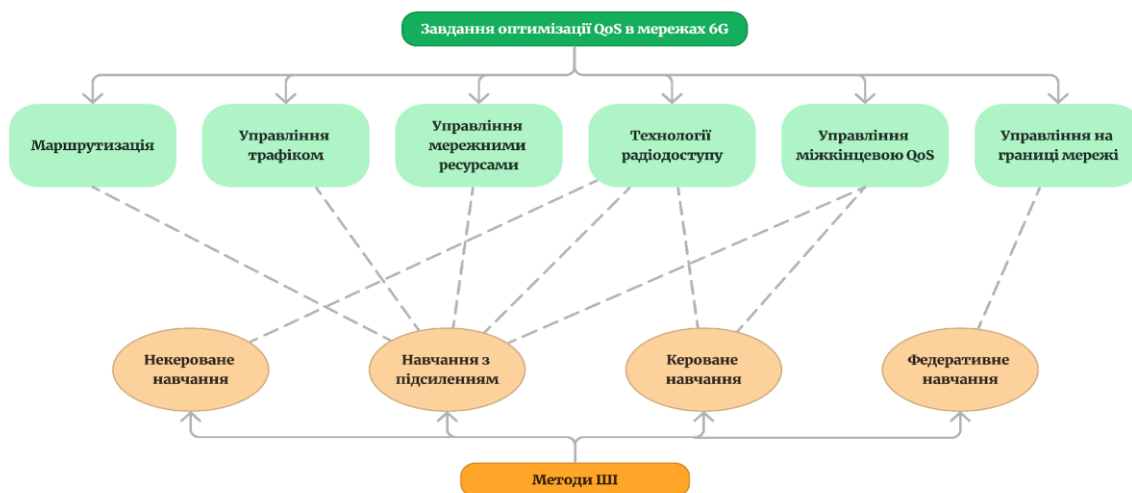


Рис. 1. Застосування методів ШІ для завдань оптимізації QoS в мережах 6G

Розглядаючи релевантність кожного з методів навчання ШІ, користуючись даними з рис. 1, можна сказати, що методи SL та RL є найбільш корисними техніками, що виділяються. Але якщо порівнювати SL та RL, RL є безумовно лідером у перспективному використанні задля оптимізації у мережі 6G у QoS сценаріях серед інших парадигм навчання.

Проаналізувавши методи оптимізації на основі ШІ, варто сказати, що вони є кращими у порівнянні з методами, що не мають підтримки ШІ, тому що вони:

- дозволяють адаптуватися до динамічних умов мережі та змінних потреб користувачів;
- використовують дані та контекст для навчання та вдосконалення своїх рішень, що дозволить розв'язувати подібні проблемні питання у майбутньому ще швидше та якісніше;
- здатні вирішувати складні та нелінійні проблеми оптимізації, які традиційні методи не можуть вирішити повноцінно або частково;
- можуть використовувати розподілені та федеративні підходи для зменшення навантаження на мережу та забезпечення конфіденційності або показників QoP загалом, також завдяки цьому можливо реалізовувати оптимізацію на границі мережі;
- можуть інтегруватися з іншими технологіями та алгоритмами оптимізації для покращення якості та безпеки послуг [8-10].

Оптимізація з використанням ШІ вважається важливим інструментом в мережах 6G, але вона також обов'язково стикатиметься з новими викликами та обмеженнями, які потребують подальшого дослідження та розвитку. Наприклад, дотримання достатньої кількості обчислювальних ресурсів для машинних алгоритмів і нейронних мереж може стати одним з головних викликів для розробників і тих, хто буде реалізовувати та підтримувати 6G мережі, як і проблема зі споживанням енергії в умовах збільшення масштабів мереж, наявністю надвеликої кількості пристроїв користувачів, що будуть ще більше навантажувати базові станції. Також, як би не автоматизувався будь-який процес у мобільних мережах наступних поколінь, завжди буде потрібне адміністрування з боку людини.

Звісно, актуальним представляється питання, як саме буде відбуватися процес інтеграції та впровадження 3G до 6G.

Таким чином, результати проведеного аналізу методів 3G показали та підтвердили їх перспективність і потенційну ефективність з погляду забезпечення якісної оптимізації KPI та разом з цим QoS і QoP. Водночас 3G дозволяє проводити оптимізацію міжкінцевої якості обслуговування в мережі, більш ретельно планувати розподіл інформаційних та енергетичних ресурсів. Увесь спектр можливостей за відсутності релізу дослідити неможливо, але при продовженні розвитку ML та DL у даному напрямку методи оптимізації зміняться кардинально та з'явиться ще більше сценаріїв з їх використанням [11-13].

## Література

1. 5G evolution toward 5G advanced: An overview of 3GPP releases 17 and 18. URL: <https://www.ericsson.com/en/reports-and-papers/ericsson-technology-review/articles/5g-evolution-toward-5g-advanced>
2. Wang, C.X., You, X., Gao, X., Zhu, X., Li, Z., Zhang, C., Wang, H., Huang, Y., Chen, Y., Haas, H. and Thompson, J.S., 2023. On the road to 6G: Visions, requirements, key technologies and testbeds. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 25(2), pp. 905-974, Second quarter 2023. DOI: <https://doi.org/10.1109/COMST.2023.3249835>
3. Mach, P. and Becvar, Z., 2022. Device-to-device relaying: Optimization, performance perspectives, and open challenges towards 6G networks. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 24(3), pp. 1336-1393. DOI: <https://doi.org/10.1109/COMST.2022.3180887>
4. Fadlullah, Z.M., Mao, B. and Kato, N., 2022. Balancing QoS and security in the edge: Existing practices, challenges, and 6G opportunities with machine learning. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 24(4), pp. 2419-2448, Fourth quarter 2022. DOI: <https://doi.org/10.1109/COMST.2022.319169>
5. Letaief, K.B., Shi, Y., Lu, J. and Lu, J., 2021. Edge artificial intelligence for 6G: Vision, enabling technologies, and applications. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 40(1), pp. 5-36. DOI: <https://doi.org/10.1109/JSAC.2021.3126076>
6. Chafii, M., Bariah, L., Muhaidat, S. and Debbah, M., 2023. Twelve scientific challenges for 6G: Re-thinking the foundations of communications theory. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 25(2), pp. 868-904, Second quarter 2023. DOI: <https://doi.org/10.1109/COMST.2023.3243918>
7. Li, P., Xing, Y. and Li, W., 2022, September. Distributed AI-native Architecture for 6G Networks. In 2022 International Conference on Information Processing and Network Provisioning (ICIPNP), pp. 57-62. IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICIPNP57450.2022.00019>
8. Zuo, Y., Guo, J., Gao, N., Zhu, Y., Jin, S. and Li, X., 2023. A survey of blockchain and artificial intelligence for 6G wireless communications. IEEE Communications Surveys & Tutorials, DOI: <https://doi.org/10.1109/COMST.2023.3315374>
9. Schwentek, P., Nguyen, G.T., Boche, H., Kellerer, W. and Fitzek, F.H., 2023. 6G perspective of mobile network operators, manufacturers, and verticals. IEEE Networking Letters, 5(3), pp. 169-172, Sept. 2023. DOI: <https://doi.org/10.1109/LNET.2023.3266863>
10. Wang, J., Liu, J., Li, J. and Kato, N., 2023. Artificial Intelligence-Assisted Network Slicing: Network Assurance and Service Provisioning in 6G. IEEE Vehicular Technology Magazine, 18(1), pp. 49-58. DOI: <https://doi.org/10.1109/MVT.2022.3228399>
11. Lemeshko O., Yevdokymenko M., Yeremenko M., Kuzminykh I. Cyber Resilience and Fault Tolerance of Artificial Intelligence Systems: EU Standards, Guidelines, and Reports. Proceedings of the Selected Papers on Cybersecurity Providing in Information and Telecommunication Systems (CPITS 2020). Kyiv, Ukraine. CEUR, 2020. P. 99-108. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-2746/paper9.pdf>
12. Yeremenko, O., Perova, I., Litovchenko, O. and Miroshnychenko, N., 2021. Framework for Developing a System for Monitoring Human Health in the Combined Action of Occupational Hazards Using Artificial Intelligence and IoT Technologies. In Advances in Computer Science for Engineering and Education IV, pp. 401-410. Springer International Publishing. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-80472-5\\_33](https://doi.org/10.1007/978-3-030-80472-5_33)
13. Perova, I., Litovchenko, O., Yeremenko, O., Zavgorodnii, I., Miroshnychenko, N. and Novytskyy, O., 2021, September. Neurocompressor-based Analysis of the Combined Action of Occupational Hazards on Human Health. In 2021 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS), Vol. 1, pp. 49-54. IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/IDAACS53288.2021.9661003>