

ІНФОКОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

УДК 004.8:621.39

DOI <https://doi.org/10.36994/2788-5518-2025-02-10-01>

АНАЛІЗ СУЧАСНИХ ПІДХОДІВ ДО УПРАВЛІННЯ РЕСУРСАМИ В ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Гнатюк В. О., к.т.н., доцент, Державний університет «Київський авіаційний інститут», Київ, Україна; ДержНДІ технологій кібербезпеки, Київ, Україна. <https://orcid.org/0000-0002-4916-7149>, viktor.hnatiuk@npp.kai.edu.ua

Литвинюк О. М., PhD аспірант, Державний університет «Київський авіаційний інститут», Київ, Україна. <https://orcid.org/0009-0002-2221-8505>, 6163394@stud.kai.edu.ua

Анотація. Швидка еволюція телекомунікаційних технологій призвела до збільшення складності мережі, її неоднорідності та динаміки трафіку даних. Традиційні підходи до управління ресурсами, засновані на статичних або евристичних методах, більше не можуть забезпечити адаптивність, масштабованість та якість обслуговування (QoS), необхідні сучасним додаткам. Тому штучний інтелект (ШІ) та машинне навчання (МН) стали ключовими факторами інтелектуальної автоматизації в телекомунікаційних системах, дозволяючи приймати рішення в режимі реального часу та самооптимізувати ресурси. У цій статті аналізуються сучасні підходи до управління ресурсами в телекомунікаційних системах на основі ШІ та систематизуються дослідження щодо використання контрольованого, неконтрольованого, підкріплюваного та федеративного навчання для оптимізації радіо-, обчислювальних та енергетичних ресурсів у мережах наступного покоління. Аналіз зосереджений на таких фреймворках, як відкриті мережі радіодоступу (O-RAN), багатоканальні периферійні обчислення (MEC) та інтегровані мережі «супутник-повітря-земля» (SAGIN), де інтелектуальна оркестрація забезпечує продуктивність, енергоефективність та безперервність обслуговування. Навчання з підкріпленням (RL) та глибоке навчання з підкріпленням (DRL) визначені як найперспективніші парадигми для динамічного розподілу ресурсів та мережевого сегментування, тоді як федеративне навчання (FL) дозволяє проводити децентралізоване навчання моделей зі збереженням конфіденційності. Механізми прогнозного керування на основі штучного інтелекту, інтегровані в самоорганізовані мережі (SON), дозволяють проактивно адаптуватися до змін навантаження та мобільності. Ключові проблеми масштабного розгортання ШІ включають обмежені набори даних, обчислювальні витрати, інтерпретованість моделі та обмеження в режимі реального часу. Майбутні дослідження повинні зосередитися на гібридних моделях ШІ, які поєднують аналітичну оптимізацію з адаптацією на основі навчання, та на розробці стандартизованих контрольних показників для систем управління на основі ШІ. Інтеграція ШІ в управління телекомунікаційними ресурсами підвищує гнучкість, операційну ефективність та оптимізацію енергоспоживання, формуючи основу для інтелектуальних мережевих архітектур 5G/6G.

Ключові слова: телекомунікаційні системи, управління ресурсами, штучний інтелект, машинне навчання, QoS, 5G.

ANALYSIS OF MODERN APPROACHES TO RESOURCE MANAGEMENT IN TELECOMMUNICATION SYSTEMS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS

Viktor Hnatiuk, PhD (Engineering), Associate Professor, State University "Kyiv Aviation Institute", Kyiv, Ukraine; State Scientific and Research Institute of Cybersecurity Technologies, Kyiv, Ukraine. <https://orcid.org/0000-0002-4916-7149>, viktor.hnatiuk@npp.kai.edu.ua

Oleksandr Lytvyniuk, PhD Student, State University "Kyiv Aviation Institute", Kyiv, Ukraine. <https://orcid.org/0009-0002-2221-8505>, 6163394@stud.kai.edu.ua

Abstract. The rapid evolution of telecommunication technologies has increased network complexity, heterogeneity, and data traffic dynamics. Traditional resource management approaches based on static or heuristic methods can no longer ensure the adaptability, scalability, and quality of service (QoS) required by modern applications. Artificial intelligence (AI) and machine learning (ML) have therefore

become key enablers of intelligent automation in telecommunication systems, enabling real-time decision-making and self-optimization of resources. This paper analyzes modern AI-based approaches to resource management in telecommunication systems and systematizes research on the use of supervised, unsupervised, reinforcement, and federated learning for optimizing radio, computing, and energy resources in next-generation networks. The analysis focuses on frameworks such as Open Radio Access Networks (O-RAN), Multi-access Edge Computing (MEC), and Satellite–Air–Ground Integrated Networks (SAGIN), where intelligent orchestration ensures performance, energy efficiency, and service continuity. Reinforcement learning (RL) and deep reinforcement learning (DRL) are identified as the most promising paradigms for dynamic resource allocation and network slicing, while federated learning (FL) enables decentralized model training with privacy preservation. AI-based predictive control mechanisms integrated into self-organizing networks (SONs) allow proactive adaptation to changing loads and mobility. Key challenges to large-scale AI deployment include limited datasets, computational overhead, model interpretability, and real-time constraints. Future research should focus on hybrid AI models that combine analytical optimization with learning-based adaptation and on developing standardized benchmarks for AI-driven management systems. The integration of AI into telecommunication resource management enhances flexibility, operational efficiency, and energy optimization, forming a foundation for intelligent 5G/6G network architectures.

Key words: telecommunications systems, resource management, artificial intelligence, machine learning, QoS, 5G.

Вступ

Сучасні телекомунікаційні системи переживають етап фундаментальної трансформації, зумовлений переходом до мереж п'ятого та майбутніх поколінь (5G/6G), експоненційним зростанням обсягів мобільного трафіку та розвитком парадигми Інтернету речей (IoT). Ці зміни призвели до безпрецедентного ускладнення мережевої архітектури та висунули нові, значно жорсткіші вимоги до управління ресурсами. Ключова проблема полягає в тому, що традиційні (класичні) підходи до управління ресурсами виявляються неспроможними ефективно функціонувати в умовах сучасних гетерогенних та високодинамічних мереж. Класичні методи, що здебільшого базуються на статичних моделях, детермінованих алгоритмах та фіксованих правилах, були розроблені для значно простіших і більш передбачуваних умов. Їхні головні недоліки в контексті нових викликів:

1. Недостатня адаптивність: традиційні алгоритми не здатні в реальному часі реагувати на раптові зміни умов у мережі, такі як миттєві сплески трафіку, зміна місця розташування тисяч абонентів, динамічна поява джерел інтерференції або зміна вимог до якості обслуговування (QoS) для різних додатків.

2. Обчислювальна складність: задачі оптимізації розподілу ресурсів (спектру, потужності, обчислювальних потужностей) у багатовимірному просторі параметрів сучасних мереж (наприклад, Massive MIMO, Network Slicing) стають NP-складними. Спроби їх розв'язання класичними методами призводять або до неприйнятно великих затримок, або до знаходження субоптимальних рішень.

3. Реактивний, а не проактивний характер: класичні системи здебільшого реагують на проблеми (наприклад, перевантаження каналу) вже після їх виникнення. Вони не мають вбудованих механізмів для прогнозування майбутнього стану мережі та запобігання деградації якості обслуговування.

Таким чином, виникає гостре науково-технічне протиріччя між зростаючою складністю та динамічністю телекомунікаційних систем і обмеженими можливостями існуючих методів управління ресурсами. Це протиріччя призводить до неефективного використання дорогоцінного радіочастотного спектра, надлишкового енергоспоживання мережевого обладнання та нездатності гарантувати стабільну якість обслуговування (QoS) та якості сприйняття (QoE) для кінцевих користувачів.

Вирішення цієї проблеми вимагає переходу від статичних, реактивних моделей управління до нової парадигми – інтелектуального, автономного та проактивного управління, яке здатне навчатися, адаптуватися та приймати оптимальні рішення в умовах невизначеності. Саме методи штучного інтелекту, зокрема машинне навчання та навчання з підкріпленням, пропонують інструментарій, здатний подолати вказані обмеження.

Отже, аналіз та систематизація сучасних підходів до управління ресурсами на основі ШІ є важливою науково-прикладною задачею, вирішення якої дозволить підвищити ефективність, автономність та надійність телекомунікаційних систем майбутнього.

Аналіз останніх джерел

У сучасних телекомунікаційних системах управління ресурсами (Resource Management) є ключовим завданням, що визначає ефективність функціонування мереж п'ятого та шостого поколінь. За останні роки дослідники активно впроваджують методи штучного інтелекту (ШІ), зокрема машинного навчання (ML) та глибокого підкріплювального навчання (Deep Reinforcement Learning, DRL), для підвищення рівня автоматизації, адаптивності та енергоефективності мереж [1–5]. Згідно з узагальнюючим оглядом Elias Dritsas і Maria Trigka [1], методи машинного навчання відіграють фундаментальну роль у вирішенні задач оптимізації телекомунікаційних систем. Автори класифікують сучасні

ML-підходи за типами задач – прогнозування трафіку, управління пропускнуою здатністю, динамічне планування ресурсів та адаптивне управління QoS. Огляд також підкреслює важливість інтеграції ML у системи з багаторівневою архітектурою (cloud–edge–device) для мінімізації затримок і підвищення ефективності. В огляді Hayder Faeq Alhashimi та співавт. [2] проведено систематизацію підходів ШІ до управління ресурсами у гетерогенних мережах 6G. Зокрема, розглядаються питання сумісності інтелектуальних рішень із технологіями Network Slicing, Massive MIMO, RIS та edge computing. Автори вказують на переваги використання моделей глибинного навчання для розподілу обчислювальних і спектральних ресурсів, а також звертають увагу на проблеми енергоефективності та потребу у стандартизованих інтерфейсах обміну даними. Дослідження Pivoto та ін. [3], опубліковане в журналі IEEE Communications Surveys & Tutorials, охоплює широкий спектр ML-застосувань для управління ресурсами у бездротових системах. Огляд виділяє тенденцію переходу від централізованого до децентралізованого управління ресурсами на основі ШІ, де ключову роль відіграють агенти, здатні до самонавчання в умовах змінного навантаження. Окрему увагу у літературі приділено застосуванню підкріплювального навчання для управління радіоресурсами в архітектурах O-RAN. Galdino та співавт. [4] демонструють, що алгоритми RL здатні ефективно адаптувати політики розподілу радіоресурсів у реальному часі з урахуванням QoS-параметрів користувачів. Раніше подібні підходи узагальнив Alwaraфу та ін. [5], які показали, що DRL перевершує традиційні евристичні методи у складних динамічних сценаріях мобільних мереж. Робота Qian Chen і співавт. [6] розширює підхід управління ресурсами на середовище SAGIN (Space–Air–Ground Integrated Networks), поєднуючи комунікаційні й обчислювальні ресурси. Автори наголошують на необхідності створення уніфікованих моделей оптимізації, які враховують взаємодію між сегментами мережі. Дослідження Nong і Liang [7] демонструє практичну реалізацію оптимізації розподілу ресурсів у 5G slicing-мережах, де використано вагові експоненційні та логарифмічні функції для покращення QoS. Це підтверджує ефективність математично-інтелектуальних моделей у задачах управління із багатьма критеріями. Для підвищення масштабованості AI-рішень у розподілених середовищах запропоновано підхід Federated Deep Reinforcement Learning (FDRL) [8], який дозволяє навчати моделі на різних вузлах без централізованого збору даних. Це знижує навантаження на канал і забезпечує конфіденційність користувачів. Питання енергоефективності та «зелених» комунікацій детально розглянуте в роботі Alhussien і Gulliver [9], де підкреслено, що інтеграція ШІ в управління ресурсами є ключовим напрямом розвитку екологічно стійких 6G-мереж. Запропоновано підхід, який мінімізує споживання енергії базових станцій при збереженні QoS. Дослідження Vega та ін. [10; 11] демонструє можливість інтеграції AI у систему управління Network Slicing через створення модульної архітектури, що динамічно виділяє ресурси для кожного сервісного вирізу мережі. Це забезпечує високий рівень адаптивності та автоматизації управління.

Підсумовуючи аналіз, можна зробити висновок, що застосування методів ШІ в управлінні ресурсами телекомунікаційних систем формує нову парадигму інтелектуального управління, у якій основну роль відіграють глибоке навчання, розподілене навчання та енергоефективна оптимізація в контексті 6G.

Мета статті – провести комплексний аналіз сучасних підходів і тенденцій у застосуванні методів штучного інтелекту, зокрема машинного та глибинного підкріплювального навчання, для автоматизації управління ресурсами в телекомунікаційних системах нового покоління (5G/6G, O-RAN, MEC). На основі узагальнення результатів останніх наукових досліджень визначити ключові проблеми, виклики та перспективні напрями подальшого розвитку інтелектуальних моделей управління, спрямованих на підвищення ефективності, енергоощадності та якості обслуговування в гетерогенних мережах майбутнього.

Виконання досліджень

Сучасні телекомунікаційні системи нового покоління, зокрема 5G та майбутні 6G мережі, характеризуються високим рівнем динамічності, гетерогенності та зростанням вимог до якості обслуговування (QoS) і досвіду користувача (QoE). Традиційні методи управління ресурсами, що базуються на статичних або евристичних алгоритмах, стають неефективними в умовах швидких змін мережевого середовища, складної взаємодії між користувацькими, обчислювальними та транспортними ресурсами.

Одним із найперспективніших напрямів є використання методів штучного інтелекту (AI) та машинного навчання (ML) для автоматизації процесів управління мережевими ресурсами. Згідно з Dritsas та Trigka [1], алгоритми ML дедалі частіше застосовуються для прогнозування навантажень, адаптивного розподілу пропускнуої здатності та мінімізації енергоспоживання.

Pivoto та ін. [3] зазначають, що методи підкріплювального навчання (RL) виявились найбільш ефективними у сценаріях з динамічними параметрами середовища. У свою чергу, Galdino та ін. [4] продемонстрували успішне застосування RL у відкритій радіомережевій архітектурі (O-RAN), де агент адаптивно управляє радіоресурсами в режимі реального часу.

У таблиці 1 узагальнено основні напрямки використання методів AI/ML у сучасних телекомунікаційних системах.

Таблиця 1

Основні напрями застосування методів AI у телекомунікаційних системах

Напрямок застосування	Тип алгоритму AI/ML	Очікуваний ефект	Приклади робіт
Розподіл радіоресурсів	Reinforcement Learning (RL)	Оптимізація пропускної здатності, зниження затримок	[3], [4], [5]
Управління енергоспоживанням	Supervised Learning	Зменшення втрат енергії, баланс навантаження	[2], [9]
Розподіл обчислювальних ресурсів	Deep RL, Federated Learning	Підвищення ефективності MEC-сервісів	[6], [8]
Network Slicing	Cognitive AI, Heuristic ML	Адаптивне виділення зрізів мережі	[7], [10], [11]

На рис. 1 показано узагальнену архітектуру системи AI-керованого управління ресурсами в телекомунікаційній мережі, що складається з рівнів збору даних, інтелектуального аналізу та прийняття рішень.

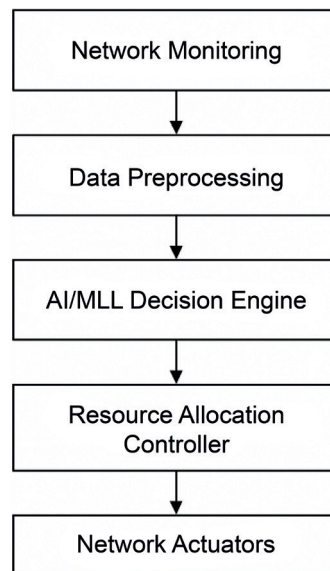


Рис. 1. Узагальнена архітектура AI-керованої системи управління ресурсами

Chen та ін. [6] розширили межі управління ресурсами до інтегрованих SAGIN-систем (Satellite–Air–Ground Integrated Networks), де AI допомагає координувати обчислювальні та комунікаційні ресурси. У таблиці 2 подано порівняння основних методів AI, які використовуються у сфері управління ресурсами.

Таблиця 2

Порівняння методів штучного інтелекту, застосовуваних у управлінні ресурсами

Метод	Тип навчання	Ключові переваги	Недоліки	Типові сфери застосування
Supervised Learning	Контрольоване	Висока точність при наявності навчальних даних	Не працює при нестачі даних	Енергоменеджмент, класифікація навантажень
Unsupervised Learning	Неконтрольоване	Виявлення прихованих закономірностей	Менш точний контроль результатів	Кластеризація користувачів, прогнозування QoE
Reinforcement Learning	Підкріплювальне	Адаптація до середовища, оптимізація дій	Високі обчислювальні витрати	Розподіл радіоресурсів, routing
Federated Learning	Розподілене	Конфіденційність, децентралізація	Складність синхронізації моделей	MEC, IoT
Deep RL	Глибинне підкріплення	Самонавчання, масштабованість	Необхідність потужних обчислень	6G, O-RAN, Network Slicing

Alhussien і Gulliver [9] підкреслюють значення енергоефективності у контексті «зелених» 6G-мереж, де AI використовується для динамічного регулювання потужності передавачів та прогнозування навантаження. Vega та ін. [10] демонструють, що інтеграція AI у керування зрізами мережі (Network Slicing) є ключем до реалізації Self-Organizing Networks (SON), що забезпечують автономну оптимізацію QoS та QoE.

На рис. 2 подано структурну схему роботи інтелектуальної системи управління ресурсами. Система функціонує у вигляді замкненого циклу, що забезпечує постійне вдосконалення прийняття рішень. Monitoring Module здійснює збір даних про стан мережі, навантаження, QoS та енергоспоживання. Data Processing відповідає за фільтрацію, нормалізацію й попередню обробку інформації, формуючи вхідні параметри для моделі штучного інтелекту.

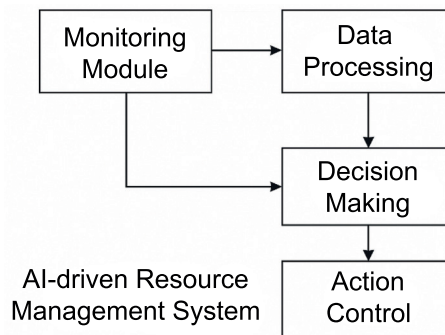


Рис. 2. Узагальнена схема процесу управління ресурсами в телекомунікаційній системі із використанням методів штучного інтелекту

Decision Making реалізує алгоритми машинного навчання або підкріплювального навчання для визначення оптимальних дій щодо розподілу ресурсів. Action Control виконує керувальні дії, спрямовані на адаптацію параметрів мережі (розподіл пропускної здатності, частотного ресурсу, потужності тощо). Зворотний зв'язок між контролером дій і модулем моніторингу забезпечує безперервне самонавчання системи на основі результатів її роботи.

Висновок

У результаті аналізу встановлено, що застосування методів штучного інтелекту в управлінні ресурсами телекомунікаційних систем значно підвищує ефективність і адаптивність мереж наступних поколінь. Проаналізовано сучасні централізовані, децентралізовані та гібридні підходи, показано перехід від класичних алгоритмів оптимізації до інтелектуальних моделей, здатних до самонавчання та прогнозування. Обґрунтовано доцільність використання AI для автоматизації моніторингу, аналізу й прийняття рішень у мережах 5G/6G завдяки можливості оброблення великих обсягів даних у реальному часі. Запропоновано узагальнену структурну модель AI-керованої системи управління ресурсами, що охоплює етапи збору, обробки даних, прийняття рішень і контролю. Модель може слугувати основою для створення прототипів інтелектуальних систем управління в операторських мережах. Перспективними напрямками подальших досліджень є інтеграція глибокого підкріпленого навчання, розвиток цифрових двійників мереж та побудова моделей багаторівневого управління у гетерогенних середовищах. Впровадження таких рішень є ключем до формування автономних телекомунікаційних мереж майбутнього.

Література

1. Dritsas Elias, Trigka Maria. Machine Learning in Information and Communications Technology: A Survey. *Information* 2025. 16 (1). P. 8. DOI: <https://doi.org/10.3390/info16010008>.
2. Alhashimi Hayder Faeq, Hindia Mhd Nour, Dimyati Kaharudin, Hanafi Effariza Binti, Alden Feras Zen, Qamar Faizan, Nguyen Quang Ngoc. Survey on AI-Enabled Resource Management for 6G Heterogeneous Networks: Recent Research, Challenges, and Future Trends. *Computers, Materials and Continua*. Volume 83. Issue 3. 19 May 2025. Pages 3585–3622. DOI: <https://doi.org/10.32604/cmc.2025.062867>.
3. Pivoto D. G. S., de Figueiredo F. A. P., Cavdar C., d. L. Tejerina G. R. and Mendes L. L. A Comprehensive Survey of Machine Learning Applied to Resource Allocation in Wireless Communications. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. DOI: 10.1109/COMST.2025.3552370.
4. Galdino Caio P., Souza Couto Rodrigo, de Medeiros Dianne Scherly Varel. *Reinforcement Learning for Radio Resource Management in O-RAN* : 2024 IEEE 13th International Conference on Cloud Networking (CloudNet). DOI: 10.1109/CloudNet62863.2024.10815702.
5. Alwarafy A., Abdallah M., Ciftler B. S., Al-Fuqaha A., Hamdi M. *Deep Reinforcement Learning for Radio Resource Allocation and Management in Next Generation Heterogeneous Wireless Networks: A Survey* // arXiv preprint arXiv:2106.00574. – 2021.
6. Chen Qian, Guo Zheng, Meng Weixiao, Han Shuai, Li Cheng, Quek Tony Q. S. A Survey on Resource Management in Joint Communication and Computing-Embedded SAGIN. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.17400>.

7. Nong X., Liang X. Scheduling allocation in 5G slicing networks utilizing weighted exponential and logarithmic functions to improve QoS. *Sci Rep* 15, 32204 (2025). DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-17385-4>.
8. Zang L., Zhang X. and Guo B. Federated Deep Reinforcement Learning for Online Task Offloading and Resource Allocation in WPC-MEC Networks. *IEEE Access*. 2022 Vol. 10. Pp. 9856–9867. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3144415.
9. Alhussien N. and Aaron Gulliver T. Toward AI-Enabled Green 6G Networks: A Resource Management Perspective. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. Pp. 132972–132995. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3460656.
10. Bega D., Gramaglia M., Garcia-Saavedra A., Fiore M., Banchs A. and Costa-Perez X. Network Slicing Meets Artificial Intelligence: An AI-Based Framework for Slice Management. *IEEE Communications Magazine*. June 2020. Vol. 58. No. 6. Pp. 32–38. DOI: 10.1109/MCOM.001.1900653.
11. ГНАТЮК В., ГОРБАЧОВ І. (2025). МЕТОД ДИНАМІЧНОГО УПРАВЛІННЯ SLICE-МЕРЕЖАМИ У 5G ДЛЯ ПОКРАЩЕННЯ QOS У VOIP. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences*. 353 (3.2). 104–109. DOI: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-353-12>.

References

1. Dritsas Elias, Trigka Maria. Machine Learning in Information and Communications Technology: A Survey, Information 2025. 16 (1). P. 8. DOI: <https://doi.org/10.3390/info16010008>.
2. Alhashimi Hayder Faeq, Hindia Mhd Nour, Dimyati Kaharudin, Hanafi Effariza Binti, Alden Feras Zen, Qamar Faizan, Nguyen Quang Ngoc. Survey on AI-Enabled Resource Management for 6G Heterogeneous Networks: Recent Research, Challenges, and Future Trends. *Computers, Materials and Continua*. Volume 83. Issue 3. 19 May 2025, Pages 3585–3622. DOI: <https://doi.org/10.32604/cmc.2025.062867>.
3. Pivoto D. G. S., de Figueiredo F. A. P., Cavdar C., d. L. Tejerina G. R. and Mendes L. L. A Comprehensive Survey of Machine Learning Applied to Resource Allocation in Wireless Communications. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. DOI: 10.1109/COMST.2025.3552370.
4. Galdino Caio P., Souza Couto Rodrigo, de Medeiros Dianne Scherly Varel. *Reinforcement Learning for Radio Resource Management in O-RAN* : 2024 IEEE 13th International Conference on Cloud Networking (CloudNet). DOI: 10.1109/CloudNet62863.2024.10815702.
5. Alwarafy A., Abdallah M., Ciftler B. S., Al-Fuqaha A., Hamdi M. Deep Reinforcement Learning for Radio Resource Allocation and Management in Next Generation Heterogeneous Wireless Networks: A Survey. 2021. arXiv preprint arXiv:2106.00574.
6. Chen Qian, Guo Zheng, Meng Weixiao, Han Shuai, Li Cheng, Quek Tony Q. S. A Survey on Resource Management in Joint Communication and Computing-Embedded SAGIN. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.17400>.
7. Nong X., Liang X. Scheduling allocation in 5G slicing networks utilizing weighted exponential and logarithmic functions to improve QoS. *Sci Rep* 15, 32204 (2025). DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-17385-4>.
8. Zang L., Zhang X. and Guo B. Federated Deep Reinforcement Learning for Online Task Offloading and Resource Allocation in WPC-MEC Networks. *IEEE Access*. 2022. Vol. 10. Pp. 9856–9867. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3144415.
9. Alhussien N. and Aaron Gulliver T. Toward AI-Enabled Green 6G Networks: A Resource Management Perspective. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. Pp. 132972–132995. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3460656.
10. Bega D., Gramaglia M., Garcia-Saavedra A., Fiore M., Banchs A. and Costa-Perez X. Network Slicing Meets Artificial Intelligence: An AI-Based Framework for Slice Management. *IEEE Communications Magazine*. June 2020. Vol. 58. No. 6. Pp. 32–38. DOI: 10.1109/MCOM.001.1900653.
11. Gnatyuk V., Gorbachov I. (2025). DYNAMIC SLICE NETWORK MANAGEMENT METHOD IN 5G FOR QOS ENHANCEMENT IN VOIP. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences*. 353 (3.2). 104–109. DOI: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-353-12>.

Дата першого надходження статті до видання: 23.10.2025
 Дата прийняття статті до друку після рецензування: 24.11.2025
 Дата публікації (оприлюднення) статті: 26.12.2025