

DOI: 10.18372/2310-5461.65.19931
УДК 621.39 (045)

А. Ю. Чермянін, аспірант
Державний університет "Київський авіаційний інститут"
Orcid.org/0009-0008-5420-6094
e-mail: antonchermyanin@gmail.com

ОПТИМІЗАЦІЯ 5G: МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ, АЛГОРИТМИ ТА РЕАЛЬНІСТЬ

Вступ

Розвиток бездротових технологій мобільного зв'язку пройшов довгий шлях від першого включали підвищення швидкості передачі даних, ефективності, зменшення затримки та підвищення збільшення спектральної поєднання (1G) до сучасних стандартів 5G. Основні етапи еволюції на надійності зв'язку. Впровадження 5G ставить перед собою амбітні цілі щодо забезпечення ультрашвидкої передачі даних (Enhanced mobile broadband, eMBB), ультранадійного зв'язку з низькою затримкою (Ultra-Reliable Low Latency Communication, URLLC) та масового зв'язку між пристроями (Massive Machine Type Communications, mMTC). Проте, попри значні досягнення в цій сфері, існує суттєвий розрив між теоретичними підходами до оптимізації мереж 5G та їх практичною реалізацією.

Основними проблемами, які ускладнюють ефективну оптимізацію 5G, є використання спрощених математичних моделей, що не враховують усіх реальних умов експлуатації, недостатня інтеграція різних рівнів мережевої архітектури та значні обмеження щодо енергоефективності й спектральних ресурсів. Більшість існуючих алгоритмів оптимізації фокусуються на покращенні окремих параметрів мережі, таких як пропускна здатність або мінімізація затримки, що не дозволяє досягти комплексного балансу між продуктивністю, надійністю та енергоефективністю.

Теоретичні моделі оптимізації, що базуються на методах математичного програмування, теорії черг, машинного навчання та наднадійної оптимізації (Robust Optimization), демонструють високий потенціал у покращенні продуктивності 5G. Проте їх реалізація у реальних мережах стикається з труднощами, такими як змінність радіочастотного середовища, нелінійність характеристик обладнання та необхідність у високих обчислювальних ресурсах.

Метою роботи є аналіз сучасних підходів до оптимізації мереж 5G, виявлення основних проблем, що перешкоджають їх ефективному впровадженню. У статті буде розглянуто ключові підходи до покращення характеристик 5G,

проаналізовано вплив різних методів оптимізації на продуктивність мережі та окреслено перспективи розвитку цієї галузі у майбутніх поколіннях бездротового зв'язку.

Напрямки трансформації цифрового світу

Розвиток цифрового світу безпосередньо залежить від еволюції комунікаційних мереж, зокрема технологій 5G і майбутнього 6G. Ключові тенденції трансформації включають підвищення швидкості передачі даних, зменшення затримок, розширення можливостей штучного інтелекту, розвиток Інтернету речей (IoT) та інтеграцію нових архітектур мережевого управління. У різних країнах ці технології розгортаються з різною швидкістю, що визначається рівнем інфраструктурної готовності, державними ініціативами та інвестиціями в наукові дослідження.

Перехід від 5G до 6G стане ключовим етапом у подальшій цифровій трансформації. Вважається, що 6G забезпечить швидкість передачі до 1 Тбіт/с, використовуючи технології терагерцових частот (THz) та розширене використання штучного інтелекту для автономного управління мережею.

Технології 5G, які наразі формують основу цифрової трансформації, відіграють критичну роль у розвитку розумних міст, індустрії 4.0 та автономного транспорту. В Європейському Союзі активно реалізуються проекти з впровадження 5G у транспортну інфраструктуру, зокрема в рамках ініціативи "Connecting Europe Facility" для створення безперервного покриття на автомагістралях. Японія використовує 5G у сфері автоматизації виробництва, де компанії Toyota та SoftBank впроваджують периферійні обчислення мультисервісного доступу (Multi-access Edge Computing, MEC) для оптимізації роботи роботизованих систем. [1]

Китай лідирує у сфері розгортання 5G-мереж завдяки державним інвестиціям та стратегії "China Standards 2035". До 2025 року країна планує покрити мережею 5G всі великі міста та використовувати її для розвитку індустрії IoT, особливо в сільському господарстві та промисловому виробництві. У США основні зусилля

зосереджені на комерційному використанні 5G у сфері автономного транспорту, де компанії Tesla та Verizon тестують технології зниження затримок у зв'язку між транспортними засобами та інфраструктурою.

Однією з ключових проблем цифрової трансформації є підвищення ефективності енергоспоживання комунікаційних систем. Наприклад, Японія, відома своєю увагою до екологічних інновацій, тестує технології Energy Harvesting, що дозволяють пристроям IoT використовувати навколишнє електромагнітне випромінювання для живлення [2].

Безпека та конфіденційність також є важливими аспектами цифрової трансформації. У США ухвалені нові регуляторні стандарти щодо захисту мереж 5G від кібератак, а ЄС розвиває ініціативи з використання квантового шифрування для захисту даних у хмарних середовищах. Китай приділяє особливу увагу контролю інформаційних потоків, що відображається у розробці власних стандартів для мобільних мереж та впровадженні технологій фільтрації трафіку.

Таким чином, цифрова трансформація під впливом 5G і 6G відбувається нерівномірно, залежно від стратегічних пріоритетів кожної країни. У той час як ЄС зосереджується на енергоефективності та безпеці, Китай і США роблять ставку на швидкість впровадження нових технологій, а Японія інвестує в автоматизацію та IoT. Незважаючи на виклики, ці технології стають основою для подальшого розвитку цифрової економіки, створюючи нові можливості у сфері промисловості, транспорту, комунікацій та кібербезпеки.

Аналіз досліджень і публікацій

Оптимізація параметрів мереж 5G є актуальною темою сучасних наукових досліджень, наприклад у дослідженні [3] розглянуто методи оптимізації управління ресурсами в мережах 5G з використанням машинного навчання. Автори пропонують алгоритм на основі глибоких нейронних мереж для динамічного розподілу спектра та потужності передавачів, що дозволяє знизити затримку передачі даних та підвищити ефективність використання радіоресурсів. Результати симуляцій підтверджують зменшення енергоспоживання на 15 % при збереженні високої продуктивності системи.

Стаття [4] присвячена аналізу стохастичних методів оптимізації для управління навантаженням у 5G-мережах. Запропоновано стохастичну модель балансування трафіку, яка враховує динамічні зміни в мережі та дозволяє адаптивно розподіляти потоки даних між BS. Дослідження

показало, що запропонований підхід дозволяє зменшити середню затримку мережі на 22 % порівняно з традиційними алгоритмами.

У роботі [5] досліджено технології MEC для мінімізації затримок у мережах 5G. Автори представили новий метод розміщення обчислювальних вузлів MEC, який оптимізує розташування серверів та покращує якість обслуговування для критичних застосувань, таких як автономні транспортні системи та телемедицина. Експериментальні результати показують зниження затримок на 30 % у сценаріях із високою щільністю користувачів.

У статті [6] проаналізовано виклики, пов'язані із впровадженням Network Slicing у 5G-мережах. Автори досліджують механізми динамічного управління сегментами мережі та запропонували новий підхід до автоматичного налаштування параметрів slicing для оптимізації пропускної здатності. Отримані результати демонструють підвищення ефективності розподілу ресурсів на 18%, що дозволяє покращити продуктивність для різних категорій користувачів.

Постановка задач дослідження

З останні роки значно зросла кількість пристроїв IoT у мережах 5G. Через це, виходить на перший план питання їх енергоефективності. Для зниження енергоспоживання пристроїв IoT необхідно вирішити такі наукові задачі:

1. Оптимізація розподілу спектральних ресурсів – розробка алгоритмів ефективного використання радіочастотного спектра для підвищення пропускної здатності та зменшення інтерференції.
2. Моделювання та впровадження Network Slicing – створення методик динамічного налаштування віртуальних підмереж для ефективного розподілу ресурсів між різними категоріями користувачів.
3. Впровадження штучного інтелекту в управління мережею – дослідження методів машинного навчання для автоматизації управління навантаженням, прогнозування трафіку та адаптивної оптимізації параметрів мережі.
4. Забезпечення надійності та безпеки – розробка механізмів захисту від кібератак та технологій квантового шифрування для збереження конфіденційності переданих даних.

Виклад основного матеріалу дослідження

Забезпечення URLLC є однією з ключових вимог до 5G, оскільки такі сценарії, як дистанційна хірургія, автоматизоване керування транспортними засобами та критично важливі промислові процеси, потребують мінімальної затримки (≤ 1 мс) та надійності на рівні 99.999 %.

Для досягнення цих параметрів у 5G застосовуються кілька технологічних підходів. По-перше, використання масштабованої структури кадру та мініслотів у 5G NR дозволяє зменшити затримку передачі даних. По-друге, механізми гібридних автоматичних повторних запитів (Hybrid Automatic Repeat reQuest, HARQ) з адаптивним таймінгом зменшують необхідність повторної передачі, що позитивно впливає на швидкість доставки критичних пакетів.

Додатково, для підвищення надійності URLLC використовується багатозв'язність (multi-connectivity), що дозволяє дублювати пакети через різні канали зв'язку, знижуючи ймовірність втрати даних. Важливу роль також відіграють технології MEC, що наближають обчислювальні потужності до кінцевих користувачів, мінімізуючи час обробки інформації. Таким чином, сукупне використання цих підходів дозволяє значно покращити параметри URLLC, роблячи їх придатними для критичних сценаріїв використання.

Масовий зв'язок між пристроями (mMTC) у мережах 5G передбачає підтримку великої кількості пристроїв з низьким енергоспоживанням та обмеженими обчислювальними можливостями. Основним викликом є необхідність забезпечення тривалого терміну роботи пристроїв без заміни батарей, що є критичним для застосувань у сфері IoT, розумних міст та автоматизованих систем моніторингу.

Для підвищення ЕЕ mMTC у 5G використовуються технології енергоефективної мережі далекого радіусу дії (Low Power Wide Area Network, LPWAN), зокрема технологія NB-IoT (Narrowband IoT) та eMTC (enhanced Machine Type Communication). Ці технології забезпечують зменшене енергоспоживання завдяки оптимізованим механізмам радіодоступу, включаючи довгі цикли очікування (DRX) і адаптивне керування потужністю передачі сигналу.

Крім того, ефективне управління ресурсами в mMTC передбачає використання динамічного розподілу спектра та механізмів рандомізованого доступу до мережі, що мінімізує колізії між пристроями та оптимізує використання радіочастотного ресурсу. Використання штучного інтелекту та машинного навчання для адаптивного розподілу ресурсів дозволяє підвищити продуктивність мережі та знизити енергоспоживання пристроїв IoT.

Оптимізація мереж 5G передбачає вирішення складних завдань і будь-яке рішення потребує пошуку компромісів між ключовими параметрами системи, такими як затримка, енергоефек-

тивність, спектральна ефективність та пропускна здатність.

Одним із основних компромісів є баланс між надійністю та затримкою. Наприклад, механізми повторної передачі даних, такі як HARQ, підвищують надійність, але збільшують час доставки пакетів, що може бути неприйнятним для сервісів URLLC. Інший важливий аспект – компроміс між енергоефективністю та пропускною здатністю. Використання методів енергозбереження, таких як розширені цикли сну у пристроях IoT, знижує енергоспоживання, проте призводить до збільшення затримки доступу до мережі.

Також слід враховувати вплив спектральної ефективності на якість зв'язку. Використання більш складних схем модуляції, таких як 256-QAM, дозволяє збільшити пропускну здатність, але робить систему більш чутливою до шуму та інтерференції, що вимагає більш потужних алгоритмів корекції помилок та підвищеного рівня потужності сигналу.

Загалом, вибір оптимізаційних рішень для 5G є складним завданням, що вимагає врахування багатьох змінних та адаптивного підходу до кожного конкретного сценарію використання.

Управління радіоресурсами, зокрема розподілу потужності передавачів і динамічного виділення спектру особливо актуально для великих виробничих підприємств, де необхідно мінімізувати перешкоди між сенсорами та підключеними IoT-пристроями. Наприклад, у розумних фабриках (Smart Factory) застосовується динамічне планування радіо ресурсів за допомогою методів лінійного програмування, що дозволяє підвищити надійність передавання даних про стан обладнання та оптимізувати роботу сенсорних мереж. Однак, через складність мереж 5G, багато задач є нелінійними, що вимагає застосування більш гнучких методів.

Методи нелінійного програмування (NLP) дозволяє враховувати складні залежності між параметрами мережі, такими як адаптивне управління потужністю, мінімізація затримок і максимізація пропускної здатності, що є критично важливим для сценаріїв URLLC та eMBB [3]. Це застосовується для управління потужністю бездротових датчиків і промислових роботів, які функціонують у динамічних середовищах. Наприклад, у виробництві автомобілів, таких як *Tesla*, інтелектуальні системи аналізують навантаження на бездротові мережі та адаптують потужність сигналу, що дозволяє зменшити енергоспоживання і затримки зв'язку.

Методи стохастичного програмування дозволяє оптимізувати параметри мережі з урахуванням статистичного розподілу змінних, таких як навантаження користувачів або коливання сигнала.

лу, а методи Монте-Карло оцінюють ймовірнісні сценарії для ефективного розподілу ресурсів. Наприклад, на підприємствах *Siemens* стохастичне моделювання використовується для оптимізації мереж 5G, допомагаючи уникнути перевантаження при одночасному запуску десятків тисяч сенсорів.

Теорія ігор забезпечує оптимізацію взаємодії між багатьма вузлами мережі, особливо у випадку децентралізованих рішень, таких як самоорганізовані мережі (SON). Це актуально для оптимізації спільного використання ресурсів між автономними виробничими системами. У виробничих цехах *Bosch* теорія ігор застосовується для ефективної взаємодії автономних мобільних роботів (AMR), які транспортують матеріали між зонами складання, забезпечуючи мінімальні затримки та уникнення конфліктів у спільному робочому просторі.

Надійна оптимізація (Robust Optimization) забезпечує стійкість рішень до змін параметрів мережі та непередбачуваних умов, що критично важливо для стабільності зв'язку у виробничих середовищах із високими електромагнітними перешкодами. Наприклад, на нафтохімічних заводах *Shell* такі алгоритми гарантують безперебійний зв'язок між датчиками контролю небезпечних викидів та аварійними системами реагування.

В умовах невизначеності параметрів трафіку та радіочастотного середовища надійна оптимізація дозволяє отримувати ефективні рішення навіть за несприятливих умов. Вона передбачає розв'язання оптимізаційних задач із урахуванням коливань навантаження та змін у середовищі передачі даних. Зокрема, у розподілі спектральних ресурсів ці методи допомагають визначити найкращу стратегію використання частот за найгірших сценаріїв.

Методи оптимізації на основі машинного навчання дозволяють прогнозувати трафік та ефективно управляти ресурсами мережі в реальному часі. Використання глибоких нейронних мереж

(DNN) сприяє адаптивному розподілу спектра та потужності передавачів залежно від змін трафіку та умов радіосередовища [4].

Методи навчання з підкріпленням, такі як Deep Q-Network (DQN) та Proximal Policy Optimization (PPO), застосовуються для оптимізації хендверу між сотами, що допомагає зменшити затримки при переміщенні користувачів і підвищити стабільність з'єднання. Кластеризація та Unsupervised learning використовуються для аналізу великих масивів даних із сенсорів та IoT-пристроїв, що дозволяє покращити управління мережевими ресурсами [4].

Наприклад, у GE Aviation машинне навчання застосовується для аналізу даних із сенсорів турбін, що дає змогу автоматично коригувати мережеві параметри та забезпечувати безперебійний збір даних у режимі реального часу. Загалом, інтеграція ML у 5G сприяє підвищенню ефективності використання ресурсів, мінімізації затримок і забезпеченню стабільної якості обслуговування.

Методи динамічного програмування використовуються для оптимізації керування мобільністю користувачів та управління навантаженням у мережі. Це особливо актуально для оптимізації трафіку у бездротових мережах виробничих підприємств, де необхідно знизити затримки та покращити стабільність передавання даних. Наприклад, на заводах *BMW* динамічне програмування використовується для маршрутизації даних між виробничими вузлами, що дозволяє мінімізувати затримки в передачі інформації та підвищити ефективність управління виробництвом.

Усі ці підходи допомагають оптимізувати виробничі процеси, підвищити ефективність промислових мереж 5G та забезпечити стабільний зв'язок між розумними пристроями на заводах і фабриках.

У таблиці 1 наведений порівняльний аналіз теоретичних моделей мережевої оптимізації 5G з точки зору їхніх переваг та недоліків.

Таблиця 1

Порівняльний аналіз теоретичних моделей мережевої оптимізації 5G з точки зору переваг та недоліків

Модель	Переваги	Недоліки
Лінійне програмування (LP)	Висока обчислювальна ефективність. Гарантований глобальний оптимум для лінійних задач	Не підходить для складних нелінійних процесів у 5G. Ігнорує стохастичну природу мережевого середовища
Нелінійне програмування (NLP)	Враховує реалістичні залежності між змінними. Ефективне для складних задач, як управління потужністю або динамічний розподіл частот	Висока обчислювальна складність. Може застрягнути в локальному оптимумі.
Стохастичне моделювання	Враховує випадкові зміни в мережі (перешкоди, навантаження). Корисне для прогнозування та адаптивного управління ресурсами	Вимагає великої кількості реальних даних для точної роботи. Не завжди гарантує оптимальне рішення

Закінчення табл. 1

Модель	Переваги	Недоліки
Теорія ігор	Підходить для розподілених систем (Self-Organizing Networks, SON). Дає ефективні рішення для динамічних середовищ.	Висока складність математичних розрахунків. Може не конвергувати до стійкого стану (Nash Equilibrium).
Надійна оптимізація (Robust Optimization)	Забезпечує стійкість рішень до змін мережевого середовища. Мінімізує ризики деградації продуктивності мережі.	Вимагає великих обчислювальних ресурсів. Часто консервативне рішення, що може знижувати продуктивність.
Оптимізація на основі машинного навчання	Автоматична адаптація до змін у мережі. Ефективне керування складними багатовимірними системами.	Потребує великої кількості навчальних даних. Важко пояснити та передбачити поведінку нейромереж у критичних ситуаціях.
Динамічне програмування	Добре підходить для оптимізації процесів з довгостроковими залежностями (наприклад, мобільність користувачів). Ефективне при вирішенні багатокрокових задач.	Висока обчислювальна складність (особливо у великих мережах). Експоненційне зростання ресурсів із кількістю змінних.

Таким чином:

- Лінійне програмування підходить для простих завдань оптимізації, але неефективне для складних мережевих процесів.
- Нелінійне програмування краще адаптоване до реальних умов, проте вимагає значних обчислювальних ресурсів.
- Стохастичне моделювання добре працює в умовах невизначеності, але потребує великих обсягів реальних даних.
- Теорія ігор ефективна у розподілених мережах, але має проблеми з обчислювальною складністю.
- Надійна оптимізація корисна для критичних застосувань, але часто дає консервативні рішення.
- Методи машинного навчання дозволяють знаходити складні взаємозалежності, але їх результати важко інтерпретувати.

- Динамічне програмування ефективне для багатокрокових рішень, але його обчислювальні витрати зростають експоненційно.

Вибір конкретної моделі залежить від конкретних потреб мережі 5G, доступних обчислювальних ресурсів та рівня складності завдання.

Обмеження існуючих моделей оптимізації у реальних умовах

Незважаючи на високу ефективність теоретичних моделей оптимізації, їх застосування у реальних мережах, 5G стикається з низкою обмежень. Основні труднощі пов'язані з динамічністю середовища, обмеженістю обчислювальних ресурсів та необхідністю швидкої адаптації до змін.

У таблиці 2 наведені обмеження та опис існуючих моделей мережевої оптимізації 5G.

Таблиця 2

Обмеження та опис існуючих моделей мережевої оптимізації 5G у реальних умовах

Обмеження	Опис
Нелінійність реальних процесів	Більшість моделей припускають лінійність параметрів, що не враховує складну взаємодію між елементами мережі 5G.
Часові затримки обчислень	Реалізація оптимізаційних алгоритмів вимагає значних обчислювальних ресурсів, що може призводити до небажаних затримок у реальному часі.
Змінність радіочастотного середовища	Теоретичні моделі часто не враховують миттєві зміни в умовах поширення сигналу, що ускладнює їхню практичну реалізацію.
Енергоспоживання	Оптимізаційні алгоритми можуть спричиняти збільшене використання енергії, що є критичним для пристроїв IoT та мобільних станцій.

Додатково, існуючі методи не завжди враховують потреби масштабованості мереж. Наприклад, адаптивні алгоритми, що працюють добре в лабораторних умовах, можуть демонструвати нестабільність у випадках збільшення кількості

підключених пристроїв або змін у топології мережі.

Одним із можливих шляхів вирішення цих проблем є використання гібридних моделей, що поєднують класичні математичні методи з мето-

дами машинного навчання. Такі підходи дозволяють підвищити точність прогнозування та адаптацію алгоритмів оптимізації до змін у реальному середовищі.

Загалом, незважаючи на значний прогрес у розвитку моделей оптимізації для 5G, їх практична реалізація все ще вимагає доопрацювання для забезпечення стабільності, ефективності та адаптивності в умовах реальних мереж.

Вплив факторів, не врахованих у теоретичних моделях

Теоретичні моделі оптимізації 5G часто ігнорують низку критичних факторів, які можуть суттєво впливати на продуктивність мережі в реальних умовах.

Нижче представлена таблиця 3, що узагальнює основні такі фактори та їхній вплив.

Таблиця 3

Опис впливу факторів що не враховані в теоретичних моделях оптимізації 5G

Фактор	Опис впливу	Можливі шляхи вирішення
Інтерференція	Взаємні перешкоди між сигналами можуть значно знижувати якість зв'язку, особливо в густонаселених районах.	Використання технологій Beamforming, динамічного управління спектром та адаптивного кодування
Затримки обробки	Обробка великих обсягів даних на рівні ядра мережі та МЕС може призводити до збільшення загальної затримки.	Оптимізація розподілених обчислень та впровадження обробки на рівні периферії (Edge Computing).
Обмежені обчислювальні ресурси	Мобільні пристрої та IoT-обладнання мають обмежені можливості для виконання складних алгоритмів оптимізації.	Використання EE алгоритмів, компресія даних та залучення хмарних обчислень
Нестабільність радіочастотного середовища	Зміни у фізичних умовах (погодні умови, рухомі перешкоди) можуть різко змінювати якість сигналу.	Адаптивне регулювання потужності передачі та використання технології Massive MIMO
Масштабованість мережі	Збільшення кількості підключених пристроїв створює навантаження на інфраструктуру, що знижує ефективність роботи.	Використання Network Slicing та інтелектуального управління ресурсами

Ігнорування цих факторів у теоретичних моделях оптимізації може призводити до значних розбіжностей між очікуваними та реальними характеристиками продуктивності мереж 5G. Подальші дослідження спрямовані на інтеграцію адаптивних методів у моделі, що дозволить по-

кращити їхню точність і стійкість у реальних умовах.

Попри значний прогрес у розробці оптимізаційних алгоритмів для мереж 5G, їх впровадження в комерційних системах стикається з низкою викликів. [29] Основні причини цього наведені в табл. 4.

Таблиця 4

Причини обмеження застосування оптимізаційних алгоритмів у комерційних системах

Причина	Опис
Високі обчислювальні витрати	Багато алгоритмів оптимізації вимагають значних обчислювальних ресурсів, що робить їх непридатними для реального часу
Обмеження щодо сумісності	Оптимізаційні алгоритми часто не інтегруються з існуючими апаратними платформами мобільних операторів
Динамічність трафіку	Алгоритми, які працюють добре в статичних умовах, можуть демонструвати нестабільність у реальних сценаріях з високою мінливістю навантаження
Енергоспоживання	Оптимізаційні методи можуть підвищувати енергоспоживання, що є критичним для пристроїв з автономним живленням.
Складність реалізації	Деякі алгоритми є занадто складними для впровадження через необхідність модифікації мережевої інфраструктури
Нестача стандартів	Відсутність єдиних стандартів оптимізації ускладнює широкомасштабне впровадження нових алгоритмів у мережах різних операторів

Таким чином, впровадження оптимізаційних алгоритмів у комерційних мережах 5G вимагає подальших досліджень, спрямованих на змен-

шення обчислювальної складності, покращення інтеграції з існуючою інфраструктурою та розробку єдиних стандартів для їхньої реалізації.

Практичні підходи до впровадження оптимізаційних алгоритмів

На сьогоднішній день різні підприємства та оператори зв'язку активно впроваджують опти-

мізаційні алгоритми у свої комерційні 5G-мережі. У таблиці 5 наведено конкретні приклади впровадження алгоритмів оптимізації на виробництвах.

Таблиця 5

Приклади впровадження алгоритмів оптимізації

Компанія/Галузь	Оптимізаційний підхід	Результат
Bosch [8]	Використання AI-алгоритмів для динамічного управління ресурсами та прогнозування трафіку	Оптимізація розподілу частотного спектра, підвищення надійності мережі в заводських умовах
Siemens [9]	Алгоритми машинного навчання для управління мобільними пристроями та сенсорами IoT	Зменшення енергоспоживання та підвищення швидкості передачі даних
Tesla [10]	Використання MEC для мінімізації затримок у системах автономного керування	Скорочення часу обробки сигналів з камер і сенсорів
Foxconn [11]	Оптимізація розподілу радіоресурсів у заводських цехах для підтримки бездротових роботизованих систем	Збільшення продуктивності та зниження ризику мережевих збоїв
Deutsche Telekom [12]	Алгоритми AI для автоматичного балансування навантаження між сотами 5G	Поліпшення якості зв'язку та стабільності мережі у міських районах
Ericsson [13]	Оптимізація MIMO (Massive MIMO) для підвищення спектральної ефективності	Збільшення пропускної здатності мережі без додаткових витрат на інфраструктуру

Реальні впровадження показують, що поєднання AI, MEC та алгоритмів оптимізації дозволяє значно підвищити ефективність роботи 5G-мереж. Подальші дослідження спрямовані на розширення можливостей самонавчальних систем для автоматизації управління мережами у реальному часі.

Проблеми інтеграції нових методів у існуючі мережі

Інтеграція нових оптимізаційних алгоритмів у комерційні 5G-мережі стикається з низкою технічних і операційних труднощів. У табл. 6 наведено основні проблеми, пов'язані з упровадженням нових методів у мережеву інфраструктуру, а також можливі способи їхнього вирішення.

Таблиця 6

Проблеми інтеграції оптимізаційних алгоритмів та методи їх вирішення

Проблема	Опис	Можливі методи вирішення
Несумісність з існуючою інфраструктурою	Більшість операторів використовують обладнання, яке не підтримує нові алгоритми без значних апаратних оновлень	Використання віртуалізації функцій мережі (NFV) і програмно-визначених мереж (SDN) для адаптації програмних рішень без зміни апаратної частини
Високі обчислювальні витрати	Оптимізаційні алгоритми можуть вимагати значних обчислювальних ресурсів, що може призвести до перевантаження серверів і збільшення затримок	Використання MEC для розподілу обчислювального навантаження та підвищення ефективності обробки даних
Складність інтеграції з існуючими протоколами	Нові алгоритми можуть не відповідати чинним протоколам обміну даними та стандартам 3GPP	Впровадження гібридних рішень, що поєднують традиційні підходи з новими моделями управління мережею
Безпека та конфіденційність	Використання AI/ML для оптимізації ресурсів може створювати загрози для безпеки даних і вразливості до атак	Використання технологій захисту, таких як блокчейн і диференційоване навчання для підвищення довіри до алгоритмів AI
Затримки у прийнятті рішень	Автоматизовані алгоритми управління можуть вводити додаткові затримки через необхідність обробки великих обсягів даних	Використання алгоритмів прискореного машинного навчання та оптимізація архітектури передачі даних

Закінчення табл. 6

Проблема	Опис	Можливі методи вирішення
Проблеми з масштабованістю	Оптимізаційні методи, ефективні у невеликих тестових мережах, можуть виявитися неефективними у великих комерційних мережах	Використання методів розподіленого навчання та кластеризації для забезпечення адаптивності алгоритмів до змінних умов

Розв'язання цих проблем вимагає комплексного підходу, що включає модернізацію інфраструктури, впровадження нових стандартів управління мережею та використання інтелектуальних систем аналізу даних. Подальші дослідження та тісна співпраця між виробниками обладнання, операторами зв'язку та дослідницькими установами можуть значно прискорити інтеграцію нових алгоритмів у комерційні мережі 5G.

Порівняння теоретичних і практичних показників ефективності

Теоретичні моделі оптимізації 5G часто демонструють високі показники продуктивності у контрольованих умовах, проте їх практична реалізація стикається з численними обмеженнями. У таблиці 7 наведений порівняльний аналіз ключових показників ефективності, причини їх відхилення та шляхи усунення розбіжностей.

Таблиця 7

Порівняння теоретичних і практичних показників ефективності

Показник	Теоретичні значення	Реальні значення в мережах 5G	Причини розбіжностей	Можливі шляхи усунення
Максимальна швидкість передачі даних	До 20 Гбіт/с	1-5 Гбіт/с	Обмеження пропускну здатності, вплив інтерференції, фізичні бар'єри	Використання алгоритмів адаптивного управління спектром, технології Beamforming та MIMO. [15]
Середня затримка	Менше 1 мс	4-10 мс	Перевантаження мережі, затримки обробки сигналу, обмеження МЕС	Використання МЕС, оптимізація розподілу ресурсів та технологія динамічного виділення спектра [16]
Щільність підключених пристроїв	До 1 млн пристроїв/км ²	100 000 – 500 000 пристроїв/км ²	ЕЕ пристроїв, проблеми управління радіоресурсами	Використання LPWAN, оптимізація енергоспоживання та вдосконалені протоколи доступу [17]
Надійність з'єднання	99,999 %	99,9 %	Нестабільність радіочастотного середовища, вплив перешкод	Використання алгоритмів корекції помилок, покращення методів дублювання пакетів даних [18]
Енергоспоживання BS	30 % менше, ніж у 4G	10–20 % зниження	Високе навантаження на інфраструктуру, складність оптимізації живлення	Використання інтелектуального управління енергоспоживанням, розподілених джерел живлення [19]

Розбіжності між теоретичними та реальними показниками зумовлені впливом зовнішніх факторів, зокрема інтерференції, змінних умов радіочастотного середовища, затримок обробки сигналів та апаратних обмежень пристроїв. Подальший розвиток технологій МЕС, AI-оптимізації та покращення управління спектром може зменшити цей розрив та підвищити ефективність впровадження 5G-мереж.

Можливі напрями вдосконалення алгоритмів оптимізації

Подальший розвиток оптимізаційних алгоритмів для 5G-мереж потребує врахування нових технологічних викликів і вдосконалення методів управління ресурсами.

1. Інтеграція методів штучного інтелекту (AI) та машинного навчання (ML)

Інтеграція методів AI та ML дозволяє значно покращити адаптивність алгоритмів управління ресурсами в мережах 5G.

Одним із ключових підходів є глибоке навчання (Deep Learning, DL), яке використовується для прогнозування трафіку та адаптації параметрів мережі в реальному часі. Глибокі нейронні мережі (DNN) дозволяють аналізувати великі масиви даних і прогнозувати зміни в мережевому середовищі [20]. Автокодувальники (Autoencoders) допомагають зменшити обсяг переданих даних, що покращує спектральну ефективність. Додатково, згорткові нейронні мережі (CNNs) застосовуються для аналізу радіочастотного середовища

та адаптації МІМО-антен, що підвищує якість сигналу та зменшує інтерференцію.

Ще одним ефективним методом є навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning, RL), яке забезпечує адаптивне управління спектральними ресурсами та трафіком. Зокрема, Deep Q-Networks (DQN) використовуються для динамічного виділення спектра, дозволяючи мережі ефективно реагувати на змінні умови. Алгоритм Proximal Policy Optimization (PPO) покращує процеси хендоверу та балансування навантаження між базовими станціями (BS), що сприяє стабільності зв'язку. Крім того, Multi-Agent Reinforcement Learning (MARL) дозволяє координувати дії кількох BS, оптимізуючи розподіл ресурсів та мінімізуючи перевантаження окремих сегментів мережі.

Значну роль у забезпеченні безпеки та ефективності навчання відіграє федеративне навчання (Federated Learning, FL). Ця технологія дозволяє дистрибутивно навчати AI-моделі без передачі конфіденційних даних, що не тільки знижує навантаження на центральні сервери, а й покращує захист інформації [21]. FL є особливо корисним у сценаріях із високими вимогами до конфіденційності, наприклад, у телемедицині та фінансових сервісах.

Гібридні AI-моделі поєднують стохастичні методи оптимізації з DL, що дозволяє досягти балансу між обчислювальною складністю та якістю прийнятих рішень. Наприклад, використання генетичних алгоритмів (GA) у поєднанні із згортковими нейромережами сприяє оптимізації параметрів мережі, забезпечуючи ефективний розподіл ресурсів та зменшуючи затримки в обробці трафіку [22].

Таким чином, інтеграція AI та ML у 5G-мережах відкриває широкі можливості для автоматизації процесів управління, підвищення ефективності використання спектра, оптимізації ресурсів та забезпечення надійного та безперервного зв'язку в умовах змінного мережевого середовища.

2. Оптимізація розподілених обчислень та MEC

MEC є критично важливою технологією для зменшення затримок у мережах 5G, оскільки вона дозволяє виконувати обробку даних ближче до кінцевих користувачів, зменшуючи навантаження на центральну хмарну інфраструктуру. Використання MEC дозволяє суттєво покращити продуктивність мережі, забезпечуючи швидкий доступ до обчислювальних ресурсів і покращену взаємодію з високочутливими додатками.

Однією з ключових переваг MEC є зниження затримок передачі даних. Завдяки розміщенню обчислювальних потужностей на рівні BS та

мережевих шлюзів дані можуть оброблятися локально, що усуває необхідність надсилати їх у віддалені центри обробки. Це значно мінімізує час відповіді, що є критично важливим для застосунків з URLLC, таких як автономний транспорт, дистанційна хірургія та індустріальні автоматизовані системи [23].

Ще одним важливим аспектом є оптимізація управління трафіком. MEC дозволяє зменшити навантаження на центральну мережу, виконуючи попередню обробку даних на периферії. Наприклад, у сценаріях відеоаналітики або IoT-пристроїв MEC може фільтрувати непотрібні дані перед передачею до основного центру обробки, що суттєво знижує пропускання навантаження та підвищує ефективність мережевого управління [24].

Технологія MEC також забезпечує адаптивність до змін у навантаженні. Використання AI-алгоритмів у MEC дозволяє прогнозувати зміну трафіку та динамічно перерозподіляти ресурси відповідно до поточних умов мережі. Це особливо корисно у розумних містах, де MEC обробляє дані з численних сенсорів у режимі реального часу для оптимізації транспортних потоків та покращення управління міською інфраструктурою [25].

Безпека даних є ще одним важливим фактором у MEC. Зниження ризиків атак досягається завдяки локальній обробці чутливих даних, що зменшує необхідність передавати їх через загальнодоступні мережі, мінімізуючи ймовірність перехоплення. Додатково, впровадження блокчейн-рішень для MEC забезпечує безпечне зберігання та передачу даних, що робить цю технологію привабливою для фінансових транзакцій, медичних застосунків і захищених комунікаційних платформ [26].

Нарешті, взаємодія MEC з іншими технологіями 5G сприяє гнучкому управлінню мережею. MEC ефективно інтегрується з технологіями Network Slicing, що дозволяє створювати ізольовані віртуальні підмережі для конкретних сервісів. Наприклад, автономний транспорт або промислові IoT-системи можуть отримати спеціально налаштовані ресурси, оптимізовані для їхніх вимог щодо продуктивності та надійності.

Таким чином, MEC відіграє важливу роль у розвитку 5G-мереж, і його інтеграція з іншими сучасними технологіями відкриває нові можливості для розвитку інтелектуальних і високопродуктивних комунікаційних систем.

3. Розвиток технологій самоорганізованих мереж (Self-Organizing Networks, SON)

SON є ключовою технологією в 5G, одним з основних механізмів її є автоматичне налашту-

вання частотного спектру (Self-Configuration). Ця технологія дозволяє динамічно коригувати частотні канали, що допомагає мінімізувати взаємну інтерференцію між BS. Наприклад, у міських районах алгоритми SON використовують методи динамічного перепризначення частот (Dynamic Frequency Assignment, DFA), що дозволяє зменшити перевантаження мережі та підвищити якість обслуговування користувачів [29].

Для ефективної роботи радіомережі SON застосовує автоматичну оптимізацію параметрів, що включає аналіз трафіку в реальному часі за допомогою алгоритмів AI та машинного навчання. Такі алгоритми можуть адаптивно коригувати параметри модуляції, ширину спектра та потужність передавачів, що сприяє зменшенню енергоспоживання та підвищенню стабільності зв'язку. У сценаріях використання Massive MIMO, SON також коригує кут променя антен для максимального покриття та зменшення перешкод, що є критично важливим для забезпечення якісного обслуговування у високонавантажених мережах.

Ще одним важливим компонентом SON є автоматичне самовідновлення (Self-Healing), що дозволяє мережі самостійно виявляти та усувати проблеми без втручання операторів. Це мінімізує втрати спектральної ефективності, що виникають через мережеві збої. У промислових мережах така технологія забезпечує стабільний зв'язок навіть у разі виходу з ладу окремих BS, що є важливим для забезпечення безперебійної робо-

ти критичних сервісів. Важливим аспектом є оптимізація хендверу (Self-Optimized Handover, SONO). У мобільних мережах, особливо у сценаріях автономного транспорту, SON дозволяє зменшити кількість непотрібних хендверів за рахунок прогнозування переміщення користувачів. Це дозволяє уникнути частих перепідключень між сотами, що може спричиняти затримки або короточасну втрату зв'язку. Додатково, використання алгоритмів RL допомагає вибирати найкращі канали передачі даних, знижуючи витрати спектральних ресурсів та покращуючи загальну ефективність мережі.

Останнім важливим механізмом SON є інтелектуальне управління спектральними ресурсами (Cognitive SON). Використання технології когнітивного радіо дозволяє динамічно розподіляти невикористані частотні діапазони між користувачами. Це особливо ефективно у сценаріях масового зв'язку між пристроями IoT, де IoT-пристрої можуть працювати на вторинних спектральних ресурсах без створення перешкод для основних користувачів. Такий підхід підвищує ефективність використання радіочастотного спектра та сприяє збільшенню ємності мережі для підключення значної кількості пристроїв.

Таким чином, механізми SON відіграють критично важливу роль у 5G-мережах, забезпечуючи автоматизацію управління ресурсами, покращення продуктивності та адаптивність мережі до змінних умов. У таблиці 7 наведені приклади реалізації SON у 5G:

Таблиця 7

Приклади реалізації SON у 5G

Компанія	Галузь	Опис реалізації	Результати
Deutsche Telekom	Автоматизоване керування спектральними ресурсами	SON-алгоритми для автоматичної оптимізації розподілу частот у міських районах	Зменшено інтерференцію між BS на 15 %. Покращено балансування навантаження між сотами, підвищено середню швидкість передачі даних у пікові години на 12 %
AT&T	Оптимізація хендверу для підвищення спектральної ефективності	SON-платформа на базі RL для автоматизованого керування хендверами у 5G.	Скорочено кількість непотрібних хендверів на 20 %, що зменшило втрати спектральних ресурсів. Поліпшена якість обслуговування користувачів за рахунок зменшення часу перепідключення
Ericsson	Використання SON для автоматичного налаштування Massive MIMO	Використання SON-алгоритмів на базі AI для автоматичного управління напрямками антен Massive MIMO у 5G-мережах.	Збільшена ефективність використання спектра на 18 %. Динамічне регулювання напрямку випромінювання підвищило пропускну здатність у мережах із високою щільністю трафіку.
Huawei	Автоматичне балансування навантаження між BS	Інтелектуальна SON-система для автоматичного розподілу навантаження між BS 5G.	Покращено коефіцієнт використання частотного спектра на 22 %. Скорочено затримки при передачі даних у перевантажених зонах на 35 %.

Закінчення табл. 7

Компанія	Галузь	Опис реалізації	Результати
Vodafone	SON для IoT і mMTC	SON-алгоритми для оптимізації роботи IoT-пристроїв у промислових 5G-мережах	Автоматичне керування потужністю передавачів IoT-з'єднань дозволило знизити споживання енергії на 25 %. Збільшено кількість пристроїв, що одночасно працюють у соті, без втрати якості сигналу
China Mobile	Використання когнітивного SON для адаптивного управління спектром	SON-система з підтримкою когнітивного радіо для динамічного керування спектральними ресурсами	Використання когнітивного аналізу трафіку дозволило оптимізувати розподіл частот на основі попиту. Частотна ефективність зросла на 30 % завдяки можливості гнучкого використання незайнятого спектра

Таким чином, SON-алгоритми допомагають автоматизувати управління спектральними ресурсами та зменшити втрати сигналу через інтерференцію. Реальні впровадження від AT&T, Deutsche Telekom, Huawei, Ericsson, Vodafone та China Mobile демонструють істотне підвищення ефективності 5G-мереж.

Подальші дослідження SON спрямовані на глибшу інтеграцію з AI та когнітивними технологіями, що дозволить ще ефективніше використовувати спектральні ресурси.

4. Гібридні алгоритми оптимізації

Поєднання LP та NLP зі штучним інтелектом (AI) дозволяє створювати адаптивні механізми управління 5G-мережами, дає змогу прогнозувати оптимальні параметри для LP/NLP-моделей на основі історичних даних, що покращує управ-

ління мережею. Змішані цільові функції дозволяють балансувати між продуктивністю, затримками та EE, що є важливим для стабільної роботи 5G [30]. LP ефективно для розподілу спектральних ресурсів, але багато мережевих задач мають нелінійний характер. У таких випадках AI динамічно перемикає алгоритми залежно від умов мережі, забезпечуючи адаптивне управління трафіком та навантаженням.

Інтеграція AI з методами LP/NLP також допомагає зменшити обчислювальну складність, скорочуючи простір можливих рішень і прискорюючи розрахунки. Використання GA і DL дозволяє ефективно вирішувати задачі нелінійного програмування, забезпечуючи точність навіть при великому обсязі вхідних даних [31]. Результати впровадження гібридних алгоритми оптимізації наведені у таблиці 8.

Таблиця 8

Результати впровадження гібридних алгоритми оптимізації у промисловості

Компанія / Галузь	Реалізований підхід	Результати впровадження
Nokia – Оптимізація спектральних ресурсів [32]	Використання AI для адаптації LP-моделей розподілу частот у реальному часі	10 % зниження інтерференції, 15 % зростання пропускної здатності
Huawei – Балансування навантаження між сотами [33]	NLP використовується для динамічного перенаправлення трафіку, AI оптимізує параметри сот	12 % зменшення затримок, 20 % підвищення стабільності з'єднання
Tesla – 5G для автономного транспорту [34]	Поєднання LP/NLP для оптимізації зв'язку між автономними авто, AI прогнозує мережеві навантаження	30 % зниження затримки зв'язку під час руху
Ericsson – EE 5G [35]	Використання AI для адаптивного управління енергоспоживанням BS, які працюють на LP/NLP-моделях	25 % економія енергії, 12 % підвищення продуктивності
Siemens – Індустріальний IoT [36]	AI+NLP для динамічного управління ресурсами IoT-сенсорів у розумних фабриках	20 % підвищення ефективності передачі даних

Таким чином, поєднання LP та NLP з AI дозволяє вирішувати складні задачі управління ресурсами, балансування трафіку, мінімізації затримок та енергоспоживання. Реальні кейси Nokia, Huawei, Tesla, Ericsson та Siemens демонструють ефективність цієї стратегії в оптимізації 5G-мереж.

5. Покращення енергоефективності мережі

EE є критичним фактором у розвитку 5G-мереж та IoT, оскільки BS та IoT-пристрої повинні працювати з мінімальним споживанням енергії, забезпечуючи при цьому високу якість обслуговування (Quality of service, QoS).

Для підвищення ЕЕ використовуються різні підходи, що охоплюють інтелектуальне управління енергоспоживанням, оптимізацію протоколів зв'язку, інтеграцію поновлюваних джерел енергії та вдосконалення алгоритмів розподілу навантаження.

Одним із перспективних рішень у підвищенні ЕЕ відіграє застосування енергоефективних IoT-протоколів. Технологія LPWAN забезпечує значне скорочення енергоспоживання IoT-пристроїв, дозволяючи їм працювати на 40 % довше у порівнянні з традиційними технологіями зв'язку [37]. Додатково проводиться оптимізація MAC-протоколів, що спрямована на мінімізацію обсягу переданих даних і зниження навантаження на бездротові мережі, що також позитивно впливає на загальну ЕЕ системи [38].

Ще одним важливим напрямом є інтеграція поновлюваних джерел енергії в телекомунікаційну інфраструктуру. Використання сонячних батарей та вітрових турбін дозволяє забезпечу-

вати автономну роботу BS у віддалених регіонах, що зменшує залежність від централізованих джерел електроенергії. Додатково застосовується технологія Energy Harvesting, яка використовує навколишню радіочастотну енергію для зарядки IoT-пристроїв, що значно зменшує потребу у зовнішньому живленні.

Для ефективного розподілу навантаження у мережі застосовуються алгоритми оптимального управління трафіком. Використання Reinforcement Learning (RL) дозволяє динамічно визначати оптимальні маршрути передавання даних, зменшуючи надмірне навантаження на окремі BS та сприяючи рівномірному розподілу енергоспоживання. Також активно впроваджуються розподілені алгоритми управління, які автоматично перемикають користувачів між сотами залежно від поточної ЕЕ кожної BS, що дозволяє скоротити загальне споживання енергії в мережі. Приклади впровадження ЕЕ алгоритмів в мобільних мережах зведені у таблиці 9.

Таблиця 9

Приклади впровадження алгоритмів для енергоефективності в мобільних мережах

Компанія / Галузь	Реалізований підхід	Результати впровадження
Huawei – Інтелектуальне керування енергоспоживанням BS	Використання AI для динамічного вимкнення частини антен під час низького навантаження	35 % економія енергії для BS у міських районах[39]
Ericsson – SON для ЕЕ	Автоматична оптимізація передачі даних для зниження зайвого енергоспоживання	20 % скорочення витрат енергії на рівні оператора [40]
Siemens – IoT у промислових мережах	Використання LPWAN для зменшення енергоспоживання сенсорних мереж у фабриках	40 % підвищення тривалості роботи IoT-пристроїв без підзарядки [41]
Nokia – Зелені BS	Інтеграція сонячних батарей та систем збереження енергії для автономної роботи	50 % зниження викидів CO ₂ від традиційних джерел живлення
Vodafone – AI для енергоменеджменту	Використання AI для розподілу навантаження та переходу BS у режим низького споживання	15 % загальне зменшення енергоспоживання [42]

Таким чином ЕЕ алгоритми AI та оптимізовані IoT-протоколи значно зменшують енергоспоживання мережі, підвищуючи її стабільність та економічну ефективність. Реальні впровадження ЕЕ алгоритмів в мобільних мережах Huawei, Ericsson, Siemens, Nokia та Vodafone підтверджують, що автоматизоване керування енергоспоживанням дозволяє знизити витрати на електроенергію та зменшити викиди CO₂.

6. Вдосконалення механізмів безпеки

Ще одним викликом є зростаючі вимоги до кібербезпеки. Сучасні механізми автентифікації та шифрування даних підвищують рівень захисту інформації, однак їх реалізація вимагає значних обчислювальних ресурсів, що приводить до збільшення енергоспоживання IoT-пристроїв, ця проблематика активно досліджується в науковій спільноті. Це стосується виконання складних

математичних операцій з використанням значних обчислювальних потужностей, криптографічних алгоритмів, коли пристрій залишається в активному режимі, не переходячи у стан енергозбереження. Додатковим фактором є потреба у пам'яті для зберігання криптографічних ключів і виконання операцій з ними.

Поєднання блокчейну та захищеного машинного навчання відкриває можливості для створення самоорганізованих, надійних мереж, які можуть ефективно реагувати на загрози та адаптуватися до змін у режимі реального часу. Такі підходи можуть бути застосовані в системах кібербезпеки 5G та 6G, управлінні доступом, а також у побудові розподілених систем автентифікації, що не потребують довіри до єдиного центрального контролера. У таблиці 10 наведені приклади реалізації технологій блокчейну та захищеного машинного навчання у деяких країнах.

Таблиця 10

Приклади реалізації технологій блокчейну та захищеного машинного навчання

Країна	Приклад впровадження
Україна	Використання багатопроекторних графічних установок для оптимізації процедур машинного навчання з метою підвищення кібербезпеки в телекомунікаційних мережах [43]
Естонія	Національна система e-Residency, що використовує блокчейн для забезпечення безпеки та прозорості електронних послуг [44]
США	Проекти в галузі охорони здоров'я, де блокчейн застосовується для захисту медичних даних, а захищене ML – для аналізу без розкриття конфіденційної інформації [45]

Таким чином впровадження цих технологій сприяє створенню більш захищених та стійких до загроз інформаційних систем.

Вплив майбутніх стандартів 6G на поточні підходи

Очікуваний розвиток технологій 6G матиме значний вплив на поточні підходи до проектування, управління та експлуатації телекомунікаційних мереж. Одним із ключових аспектів є збільшення швидкості передачі даних та пропускної здатності. Передбачається, що 6G забезпечить швидкість від 100 Гбіт/с до 1 Тбіт/с, що значно перевищує можливості 5G. Це вимагатиме модернізації обладнання, впровадження нових протоколів зв'язку та адаптації мережевої інфраструктури до високошвидкісного передавання даних.

Досягнення таких швидкостей стане можливим завдяки використанню нових частотних діапазонів, зокрема терагерцового спектра. Використання цих частот дозволить значно розширити доступні ресурси, однак водночас потребуватиме розробки нових технологій передавання та приймання сигналів. Також необхідно буде адаптувати існуючі системи та розробити методи компенсації підвищеного загасання сигналу на таких високих частотах.

Використання штучного інтелекту (ШІ) дозволить автоматизувати процеси оптимізації трафіку, балансування навантаження та управління ресурсами в режимі реального часу. Це призведе до зміни підходів до експлуатації мереж, адже інтелектуальні системи аналізу даних та ухвалення рішень забезпечать гнучке та ефективне управління мережевими ресурсами.

Питання безпеки та конфіденційності даних набуде ще більшої ваги у зв'язку із зростанням кількості підключених пристроїв та обсягів переданої інформації. Технологія 6G використовуватиме сучасні методи захисту, зокрема постквантову криптографію, що забезпечить стійкість до атак квантових комп'ютерів. Також будуть застосовуватися нові механізми ідентифі-

кації користувачів та безпечного обміну даними між пристроями.

Високі швидкості та мінімальні затримки відкриють нові можливості для розвитку інноваційних застосунків і сервісів. Зокрема, очікується поява голографічного зв'язку, розширеної та віртуальної реальності нового покоління, а також концепції «інтернету відчуттів», що передбачає передавання тактильних і сенсорних даних через мережу. Реалізація таких сервісів вимагатиме адаптації існуючих платформ та розробки нових бізнес-моделей для їх комерційного застосування.

Значні зміни відбудуться і в архітектурі мереж 6G. Очікується перехід до децентралізованих мережових структур, що використовують хмарні технології та периферійні обчислення. Це дозволить зменшити затримки при обробці даних, підвищити ефективність роботи розподілених обчислювальних систем та забезпечити гнучке масштабування мережі. У зв'язку з цим буде необхідно переглянути поточні підходи до організації мережевої інфраструктури та оптимізувати методи маршрутизації та зберігання даних.

Таким чином, впровадження 6G спричинить радикальні зміни у технологічних підходах, що потребуватиме значних зусиль для модернізації інфраструктури, інтеграції нових рішень безпеки та створення інноваційних застосунків, здатних повністю розкрити потенціал цієї технології.

Які проблеми залишаються невирішеними?

Одним із ключових викликів є обмеження масштабованості та продуктивності. Сучасні методи оптимізації мережевого трафіку та управління ресурсами не завжди ефективно працюють при різкому збільшенні кількості підключених пристроїв, що негативно впливає на стабільність та якість обслуговування.

Ще одним важливим аспектом є ЕЕ мережі та управління ресурсами. Хоча вже існують алгоритми, спрямовані на зниження енергоспоживання BS та IoT-пристроїв, їх ефективність значною мірою залежить від реальних умов експлуатації. Використання поновлюваних джерел

енергії та механізмів Energy Harvesting поки що не отримало масового поширення, що обмежує можливості зниження енергетичних витрат мобільних операторів та кінцевих користувачів.

Безпека та конфіденційність даних також залишаються відкритими питаннями. Блокчейн-технології забезпечують високий рівень захисту інформації, однак їхня інтеграція в мережі 5G нашою проблемою є швидкості обробки транзакцій, що може створювати додаткові затримки в системі. Використання штучного інтелекту для виявлення кібератак є перспективним напрямом, проте такі системи потребують додаткових механізмів захисту від зловмисних модифікацій алгоритмів, що може впливати на їхню надійність.

Окремим викликом є інтеграція нових технологій у існуючі мережі. Впровадження 6G вимагатиме радикального перегляду архітектури телекомунікаційної інфраструктури, а також нових механізмів оптимізації трафіку, що дозволять адаптувати мережу до потреб майбутніх цифрових сервісів. Водночас проблема сумісності нових рішень із чинними стандартами та обладнанням залишається ключовою перешкодою на шляху до їхнього масового впровадження.

Подальші дослідження у сфері оптимізації мережевого трафіку, штучного інтелекту та блокчейн-технологій мають зосереджуватися на кількох основних аспектах. По-перше, розвиток технологій 6G потребує детального вивчення нових підходів до використання спектра, зокрема, терагерцових частот і квантових комунікацій, а також впровадження інтегрованих мережевих архітектур, які забезпечать зниження затримок і підвищення швидкості передавання даних.

По-друге, необхідне покращення механізмів захисту даних, включаючи застосування гомоморфного шифрування для забезпечення конфіденційності при передачі великих обсягів інформації. Також варто розвивати захищені методи машинного навчання, що підвищують стійкість систем до потенційних атак [46].

По-третє, для підвищення ефективності управління ресурсами важливо впроваджувати когнітивне управління мережею, яке дозволить автоматично налаштовувати параметри BS та IoT-пристроїв. Використання комбінованих підходів, що поєднують математичне моделювання та машинне навчання, сприятиме точнішому прогнозуванню трафіку та більш ефективному розподілу мережевих ресурсів [47].

Таким чином, вирішення зазначених викликів стане ключовим фактором у розвитку майбутніх комунікаційних мереж та закладе основу для широкомасштабного впровадження технологій 6G.

Висновки

У ході дослідження було проаналізовано існуючі математичні моделі та алгоритми оптимізації, які застосовуються для покращення продуктивності 5G-мереж. Особливу увагу приділено методам мінімізації затримок, підвищення спектральної ефективності та управління енергоспоживанням.

Проведений порівняльний аналіз теоретичних моделей та їхньої практичної реалізації показав значний розрив між оптимізаційними підходами, розробленими у наукових дослідженнях, та їх застосуванням у комерційних мережах. Основні причини цього розриву включають обмеження обчислювальних ресурсів, складність інтеграції з існуючою інфраструктурою та проблеми кібербезпеки.

Таким чином, для подальшого вдосконалення 5G-мереж необхідно зосередити зусилля на розробці гібридних оптимізаційних алгоритмів, адаптивних систем управління мережею та методів підвищення надійності мереж у реальних умовах експлуатації.

ЛІТЕРАТУРА

- [1] Avanci announces 5G Vehicle license agreement with Toyota. 2022.
URL: <https://www.businesswire.com/news/home/20241009928121/en/Avanci-announces-5G-Vehicle-license-agreement-with-Toyota>. (access data 24/02/2025)
- [2] Harvesting energy for IoT devices using small droplets of liquid. 2020.
URL: <https://www.innovationnewsnetwork.com/harvesting-energy-for-iot-devices-using-small-droplets-of-liquid/3778/>. (access data 24/02/2025)
- [3] P. Yu, F. Zhou, X. Zhang, X. Qiu, M. Kadoch. Deep Learning-Based Resource Allocation for 5G Broadband TV Service. *IEEE Transactions on Broadcasting*, Vol. 66, No. 4, pp. 800–813, 2020, DOI: 10.1109/TBC.2020.2968730
- [4] Ali Taleb Zadeh Kasgari, Walid Saad. Stochastic optimization and control framework for 5G network slicing with effective isolation. *Journal of Network and Systems Management*. 2018, Vol. 26, No. 4. P. 926–965.
DOI:10.1109/CISS.2018.8362271
- [5] Kim, J., Park, S., & Lee, T. Analysis of Strategies for Minimising End-to-End Latency in 5G Networks. *International Conference on Broadband Communications for Next Generation Networks and Multimedia Applications (CoBCom)*, Graz, Austria, 2022, pp. 1–6, DOI:10.1109/CoBCom55489.2022.9880722
- [6] I. P. Chochliouros, A.S. Spiliopoulou, P. Lazaridis. Dynamic Network Slicing: Challenges and Opportunities. 16th IFIP International Conference on Artificial Intelligence Applications and

- Innovations, Jun 2020, Neos Marmaras, Greece. pp.47-60, DOI:10.1007/978-3-030-49190-1_5hal-03677631
- [7] C. Zhang, Y. -L. Ueng, C. Studer. Artificial Intelligence for 5G and Beyond 5G: Implementations, Algorithms, and Optimizations. *IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, vol. 10, no. 2, pp. 149–163, 2020, DOI: 10.1109/JETCAS.2020.3000103
- [8] Ahmed Elbanna. 5G Status Study – Challenges, standardization, network architecture and planned net-work development. Diskussionsbeitrag No. 449, 2019, URL:<https://www.wik.org/en/publications/publication/no-449-5g-status-study-challenges-standardization-network-architecture-and-planned-net-work-development>
- [9] Bosch bullish on industry 5G despite early reality check. 2024, URL:<https://www.mobileworldlive.com/industry/bosch-bullish-on-industry-5g-despite-early-reality-check/> (access data 24/02/2025)
- [10] Unlocking the Power of Artificial Intelligence in Manufacturing with Siemens Industrial Edge, 2025, URL:<https://blog.siemens.com/2024/02/unlocking-the-power-of-artificial-intelligence-in-manufacturing-with-siemens-industrial-edge/> (access data 24/02/2025)
- [11] How Edge Computing Supports Autonomous Vehicles. 2024, URL:<https://www.controleng.com/how-ai-and-machine-learning-can-drive-sustainable-5g/> (access data 24/02/2025)
- [12] Foxconn Enhances Production Efficiency and Cuts Costs with Seuic's Scanning Solution. 2024, URL:https://www.linkedin.com/pulse/foxconn-enhances-production-efficiency-cuts-costs-seuic-scanning-yoy7c?trk=organization_guest_main-feed-card_feed-article-content (access data 24/02/2025)
- [13] Intelligent network management in action. 2024, URL:<https://www.ultihash.io/use-cases/intelligent-network-management-in-telecommunications> (access data 24/02/2025)
- [14] Massive MIMO for 5G networks. 2022, URL:<https://www.ericsson.com/en/reports-and-papers/white-papers/advanced-antenna-systems-for-5g-networks> (access data 24/02/2025)
- [15] E. M. Migabo, The Future of Power Supply Design for Next Generation Networks (5G and Beyond) Base Stations. Vanderbijlpark, South Africa, 2024, pp.383-389, DOI: 10.1109/IMITEC 60221.2024.10850977.
- [16] N. Correia, F. AL-Tam and J. Rodriguez, Adaptive Spectrum Allocation for 5G Wireless Communication Scenarios Pisa, Italy, 2020, pp. 1–6, DOI: 10.1109/CAMAD50429. 2020.9209267
- [17] T. Taleb, K. Samdanis, B. Mada, H. Flinck, On Multi-Access Edge Computing: A Survey of the Emerging 5G Network Edge Cloud Architecture and Orchestration *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017, Vol. 19, Issue 3, P. 1657–1681, DOI:10.1109/COMST.2017.2705720.
- [18] B. Al Homssi, A. Al-Hourani, K. G. Chavez, S. Chandrasekharan. Energy-Efficient IoT for 5G: A Framework for Adaptive Power and Rate Control. ICSPCS, Cairns, QLD, Australia, 2018, pp. 1–6, DOI: 10.1109/ICSPCS.2018.8631733.
- [19] A. Abrol and R. K. Jha. Power Optimization in 5G Networks: A Step Towards GrEEn Communication, *IEEE Access*, Vol. 4, pp. 1355–1374, 2016, DOI:10.1109/ACCESS.2016.2549641.
- [20] A. Jain, P. Jain, A. Verma, L. Gopal and P. Chaudhary. AI-Driven Dynamic Network Slicing for Resource Optimization in 5G Networks: Implementation and Performance Evaluation. CYBERCOM, India, 2024, pp. 720-724, DOI: 10.1109/CYBERCOM63683.2024.10803129.
- [21] F. Tang, Y. Zhou and N. Kato. Deep Reinforcement Learning for Dynamic Uplink/Downlink Resource Allocation in High Mobility 5G HetNet. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Vol. 38, No. 12, pp. 2773–2782, 2020, DOI:10.1109/JSAC. 2020.3005495
- [22] S. Nimmala, R. Chilukuri, S. Janbhasha, P. Manasa, M. Mahendar. An Intelligent Bio-AI for Optimized Resource Allocation in 5G Networks. IDC IoT, Bengaluru, India, 2025, pp. 614–619, DOI:10.1109/IDCIOT64235.2025.10914981
- [23] C. Souza, M. Falcao, A. Balieiro. Modelling and Analysis of 5G Networks Based on MEC-NFV for URLLC Services. *IEEE Latin America Transactions*, Vol. 19, No. 10, pp. 1745–1753, 2021, DOI: 10.1109/TLA.2021.9477275
- [24] A. Hairuman, A. Zahra, G. P. Kusuma. MEC Deployment with Distributed Cloud in 4G Network for 5G Success. Semarang, Indonesia, 2019, pp. 1–6, DOI:10.1109/ICITACEE.2019.8904270
- [25] Z. A. El Houda, B. Brik, A. Ksentini and L. Khoukhi. A MEC-Based Architecture to Secure IoT Applications using Federated Deep Learning. *IEEE Internet of Things Magazine*, Vol. 6, No. 1, pp. 60–63, 2023. DOI:10.1109/IOTM.001. 2100238.
- [26] S. A. Bhat, I. B. Sofi and C. -Y. Chi. Edge Computing and Its Convergence With Blockchain in 5G and Beyond: Security, Challenges, and Opportunities. *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 205340–205373, 2020. DOI:10.1109/ACCESS.2020.3037108
- [27] Zoubair Mlika. Network Slicing with MEC and Deep Reinforcement Learning for the Internet of Vehicles. 2022. DOI:10.48550/ arXiv.2201.11295
- [28] C. Zhang, Y. -L. Ueng, C. Studer and A. Burg. Artificial Intelligence for 5G and Beyond 5G: Implementations, Algorithms, and Optimizations. *IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, 2020, Vol. 10, No. 2, pp. 149–163. DOI:10.1109/JETCAS. 2020. 3000103

- [29] Dileesh Chandra Bikkasani. AI-Driven 5G Network Optimization: A Comprehensive Review of Resource Allocation, Traffic Management and Dynamic Network Slicing. *American Journal of Artificial Intelligence*, Vol. 8, Issue 2, 2024. DOI: 10.11648/j.ajai.20240802.14
- [30] G. Celli, E. Costamagna and A. Fanni. Genetic algorithms for telecommunication network optimization. *IEEE International Conference on Systems*, Vancouver, Canada, 1995, Vol.2, pp. 1227–1232, DOI: 10.1109/ICSMC.1995.537939
- [31] Seiamak Vahid, Rahim Tafazolli, Marcin Filo. Small Cells for 5G Mobile Networks. 2019. URL: <https://doi.org/10.1002/9781118867464.ch3>
- [32] The Pivotal Role of AI and Machine Learning in Huawei Network Manager, 2023. URL: <https://forum.huawei.com/enterprise/intl/en/thread/the-pivotal-role-of-ai-and-machine-learning-in-huawei-network-manager/738147786895015936?blogId=738147786895015936> (access data 24/02/2025)
- [33] Tesla AI Day: What to Expect for the Future of Self-Driving Cars. URL: <https://www.eetimes.eu/tesla-ai-day-what-to-expect-for-the-future-of-self-driving-cars/> (access data 24/02/2025)
- [34] Ensuring energy-efficient networks with artificial intelligence. URL: <https://www.ericsson.com/en/reports-and-papers/ericsson-technology-review/articles/ensuring-energy-efficient-networks-with-ai> (access data 24/02/2025)
- [35] Siemens Enhances Industrial Copilot with Generative AI Offering. URL: <https://www.digitalengineering247.com/article/siemens-enhances-industrial-copilot-with-generative-ai-offering/design> (access data 24/02/2025)
- [36] A. Dlamini, E. Migabo and S. Mbuyu. Low Power Wide Area Networks (LPWAN) Technologies for Bulk IoT: A Critical Review of Reliability and Energy Efficiency, Vanderbijlpark, South Africa, 2024, pp. 351–360, DOI:10.1109/IMITEC60221.2024.10851092.
- [37] J. Pandya. Bandwidth and Power Cost Optimized MAC Protocols for IoT over VLC. *IEEE-hydcon, Hyderabad, India*, 2020, pp. 1–4, DOI:10.1109/HYDCON48903.2020.9242755.
- [38] Huawei. AI in the 5G-A Era: Scenarios, Key Technologies, and Evolution Trends, Communications of Huawei Research, 2024. URL: <https://www.huawei.com/en/huaweitech/future-technologies/5ga-scenarios-key-technologies-evolution-trends> (access data 24/02/2025)
- [39] Ericsson. Ericsson Key activities addressing climate change, pp 12, ITU Journal on Future Networks, 2022. URL: https://www.itu.int/dms_pub/itu-t/oth/06/0f/T060f00601700909pdf.pdf (access data 24/02/2025)
- [40] How Siemens Energy uses AWS for its IIoT platform and smart manufacturing, 2023. URL: <https://aws.amazon.com/ru/blogs/iot/how-siemens-energy-uses-aws-for-its-iiot-platform-and-smart-manufacturing/> (access data 24/02/2025)
- [41] Vodafone. Technology and Innovation Artificial Intelligence. URL: <https://www.vodafone.com/about-vodafone/what-we-do/artificial-intelligence?alias=about-vodafone&alias=what-we-do&alias=innovation&alias=artificial-intelligence> (access data 24/02/2025)
- [42] Науковий вісник НЛТУ України URL: https://nv.nltu.edu.ua/index.php/journal/article/view/2657?utm_source=chatgpt.com (access data 24/02/2025)
- [43] Estonian e-Residency, or Transparent Digital Citizen. URL: <https://svoboda.global/estonia-e-residency/> (access data 24/02/2025)
- [44] Md Al Amin, Hemanth Tummala, Rushabh Shah. Balancing Patient Privacy and Health Data Security: The Role of Compliance in Protected Health Information (PHI) Sharing. Colorado, 2024, USA. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.02766>
- [45] P. Wang, W. Sun, H. Zhang, W. Ma and Y. Zhang, Distributed and Secure Federated Learning for Wireless Computing Power Networks, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 72, no. 7, pp. 9381–9393, 2023, DOI:10.1109/TVT.2023.3247859.
- [46] P. Endla, R. S. Pure, A. Soni, C. Andal, D. Jagadeeswari and K. N. Devi. Intelligent 5G Evolution: AI-Augmented Hybrid Model with Network Slicing and Autonomous Self-Healing for Future-Ready Connectivity. *International Conference on Electronics and Renewable Systems (ICEARS)*, Tuticorin, India, 2025, pp. 839–846, DOI:10.1109/ICEARS64219.2025.10941272.

Чермянін А. Ю.

ОПТИМІЗАЦІЯ 5G: МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ, АЛГОРИТМИ ТА РЕАЛЬНІСТЬ

Метою цієї статті є надання вичерпного огляду сучасних методів оптимізації мереж п'ятого покоління (5G) з використанням математичних моделей та алгоритмів. У статті наведено всебічний аналіз підходів до вдосконалення продуктивності 5G-мереж, з акцентом на мінімізацію затримок, забезпечення високої енергоефективності та підвищення спектральної ефективності, що є ключовими параметрами для задоволення потреб сучасних мобільних сервісів та критичних застосунків. Обговорення охоплює аспекти застосування теоретичних методів, таких як лінійне і нелінійне програмування, стохастичне моделювання,

алгоритми машинного навчання та підходи надійної оптимізації, які відіграють важливу роль у проектуванні ефективних рішень для динамічних і ресурсно обмежених середовищ 5G.

Незважаючи на значний прогрес, досягнутий в останні роки, залишається низка викликів, перш ніж ці технології зможуть бути повноцінно реалізовані в умовах реальних комерційних мереж. Однією з ключових проблем є розрив між теоретичними моделями, які часто базуються на спрощеннях, і складною реальністю функціонування мобільних мереж, де присутні динамічні зміни трафіку, нестабільність каналів зв'язку, обмеженість енергетичних та обчислювальних ресурсів, особливо на краю мережі. Також розглядаються фактори, що обмежують застосування існуючих алгоритмів оптимізації, включаючи високі обчислювальні витрати, затримки в обробці даних і труднощі з масштабуванням в умовах великої кількості пристроїв.

Для вирішення цих проблем у статті обговорюються перспективні напрямки досліджень, включаючи інтеграцію штучного інтелекту, MEC, SON та гібридних методів оптимізації, які поєднують переваги різних підходів для досягнення вищої гнучкості та адаптивності. Зокрема, перспективним є впровадження децентралізованих систем управління, що дозволяють реагувати на зміни мережевого середовища в режимі реального часу.

Отримуючи більш глибоке розуміння існуючих проблем і технічних можливостей, ця стаття надає цінну дорожню карту для подальших наукових і прикладних досліджень у галузі оптимізації 5G. Продовження досліджень в області управління ресурсами, включаючи ефективне розподілення спектра, зниження затримок, покращення енергоефективності та підвищення стійкості до зовнішніх впливів, має вирішальне значення для досягнення стабільної, високопродуктивної та надійної роботи бездротових мереж наступного покоління, що відповідає вимогам цифрового суспільства та розвитку технологій Інтернету речей, автономного транспорту і промислової автоматизації.

Ключові слова: 5G, оптимізація мереж, енергоефективність, алгоритми керування ресурсами, математичні моделі, пропускна здатність

Chermianin A.

5G OPTIMIZATION: MATHEMATICAL MODELS, ALGORITHMS AND REALITY

The purpose of this article is to provide a comprehensive overview of modern methods for optimizing fifth-generation (5G) networks using mathematical models and algorithms. The article presents an in-depth analysis of approaches aimed at enhancing the performance of 5G networks, with a focus on minimizing latency, ensuring high energy efficiency, and improving spectral efficiency—key parameters for meeting the demands of modern mobile services and mission-critical applications. The discussion covers theoretical methods such as linear and nonlinear programming, stochastic modeling, machine learning algorithms, and robust optimization techniques, which play a crucial role in designing effective solutions for dynamic and resource-constrained 5G environments.

Despite significant progress made in recent years, numerous challenges remain before these technologies can be fully implemented in real-world commercial networks. One of the key issues is the gap between theoretical models, which often rely on simplifying assumptions, and the complex reality of mobile network operation, characterized by dynamic traffic patterns, unstable communication channels, and limited energy and computational resources, especially at the network edge. The article also addresses factors that limit the practical use of existing optimization algorithms, including high computational costs, data processing delays, and difficulties in scaling to large numbers of connected devices.

To address these challenges, the article discusses promising research directions, including the integration of artificial intelligence, mobile edge computing, self-organizing networks, and hybrid optimization methods that combine the strengths of different approaches to achieve greater flexibility and adaptability. In particular, the implementation of decentralized control systems is considered promising, as they allow real-time responses to changes in the network environment.

By gaining deeper insight into current challenges and technological opportunities, this article provides a valuable roadmap for future academic and applied research in 5G optimization. Continued exploration in the field of resource management—including efficient spectrum allocation, latency reduction, improved energy efficiency, and increased resilience to external influences—is critical for achieving stable, high-performance, and reliable operation of next-generation wireless networks, in line with the demands of the digital society and the evolution of Internet of Things, autonomous transport, and industrial automation technologies.

Keywords: 5G, network optimization, energy efficiency, resource management algorithms, mathematical models, bandwidth.

Стаття надійшла до редакції 07.03.2025 р.

Прийнято до друку 16.04.2025 р.