

Нестеренко Катерина Сергіївна*Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ*
ORCID 0000-0001-7672-7386**Соколов Сергій Володимирович***Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ*
ORCID 0009-0006-8605-5847**Приходько Ірина Олександрівна***Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського", Київ*
ORCID 0000-0002-3018-2875**Довженко Тимур Павлович***Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ*
ORCID 0000-0002-0352-8391**Іщераков Сергій Михайлович***Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ*
ORCID 0009-0007-5961-8218

АЛГОРИТМИ ПЛАНУВАННЯ РЕСУРСІВ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ НАВАНТАЖЕННЯ В МОБІЛЬНИХ МЕРЕЖАХ 5G/6G

Анотація. У статті представлено комплексне дослідження алгоритмів планування ресурсів у мобільних мережах нового покоління з урахуванням специфіки обслуговування різномірних типів трафіку. Проведено детальний аналіз класичних методів, серед яких Round Robin, Maxium C/I, Proportional Fair та їхні модифікації, спрямовані на забезпечення якості обслуговування. Показано, що традиційні алгоритми мають істотні переваги у простоті реалізації та рівномірності розподілу ресурсів, однак не здатні ефективно реагувати на високі вимоги до затримки та пропускну здатності у випадках URLLC та eMBB сервісів. У роботі розглянуто також сучасні підходи, що базуються на машинному та глибокому підкріплювальному навчанні, які демонструють високу гнучкість та адаптивність у сценаріях 5G/6G, але потребують значних обчислювальних ресурсів і масштабних навчальних вибірок.

Окрему увагу приділено методам контролю та прогнозування навантаження, що еволюціонували від реактивних механізмів, таких як Admission Control та Load Balancing, до інтелектуальних систем із використанням Big Data, когнітивного радіо та програмно-визначених мереж. У статті показано, що моделі ARIMA забезпечують базові можливості для короткострокового прогнозування трафіку, тоді як нейронні мережі типу LSTM дозволяють враховувати як часові, так і просторові залежності, підвищуючи точність оцінки навантаження у складних міських сценаріях.

У межах роботи проведено експериментальне дослідження на основі симуляції мобільної мережі з 60 користувачами та 10 ресурсними блоками, що дозволило оцінити ефективність різних алгоритмів у динамічних умовах. За результатами моделювання побудовано графіки пропускну здатності та середньої затримки, які підтвердили очікувану поведінку: Max-C/I забезпечує максимальну продуктивність, але нехтує справедливістю, PF демонструє компроміс між ефективністю та стабільністю, M-LWDF мінімізує затримку, тоді як DRL-подібний планувальник забезпечує збалансовану роботу мережі. Отримані результати доводять доцільність застосування гібридного підходу, що поєднує класичні методи з інтелектуальними алгоритмами, для забезпечення високої якості обслуговування та ефективного використання ресурсів у сучасних мобільних мережах.

Ключові слова: мобільні мережі, планування ресурсів, алгоритми, QoS, прогнозування навантаження, 5G, 6G, машинне навчання, підкріплювальне навчання, URLLC, eMBB, mMTC

Nesterenko Kateryna*State university of information and communication technologies, Kyiv*
ORCID0000-0001-7672-7386

© Нестеренко К.С., Соколов С.В., Приходько І.О., Довженко Т.П., Іщераков С.М.

2025

Sokolov Serhii

State University of Information and Communication Technologies, Kyiv
ORCID 0009-0006-8605-5847

Prykhodko Iryna

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"
ORCID 0000-0002-3018-2875

Dovzhenko Tymur

State University of Information and Communication Technologies, Kyiv
ORCID 0000-0002-0352-8391

Ishcheriakov Serhii

State University of Information and Communication Technologies, Kyiv
ORCID 0009-0007-5961-8218

ALGORITHMS FOR RESOURCE PLANNING AND LOAD FORECASTING IN 5G/6G MOBILE NETWORKS

Abstract. This article presents a comprehensive study of resource scheduling algorithms in next-generation mobile networks, taking into account the specific requirements of heterogeneous traffic types. A detailed analysis of classical methods, including Round Robin, Maximum C/I, Proportional Fair and their QoS-oriented modifications, is provided. It is demonstrated that traditional algorithms offer clear advantages in terms of implementation simplicity and fairness of resource allocation, but fail to effectively meet the strict requirements of ultra-reliable low-latency communication (URLLC) and enhanced mobile broadband (eMBB) services. The paper also explores modern approaches based on machine learning and deep reinforcement learning, which demonstrate high adaptability and flexibility in 5G/6G scenarios, but require significant computational resources and large training datasets.

Special attention is devoted to traffic load control and prediction methods, which have evolved from reactive mechanisms such as Admission Control and Load Balancing towards intelligent systems utilizing Big Data analytics, cognitive radio, and software-defined networking (SDN/NFV). The study shows that ARIMA models provide basic capabilities for short-term traffic forecasting, while LSTM-based neural networks allow for capturing both temporal and spatial dependencies, thus improving prediction accuracy in dense urban 5G/6G scenarios.

An experimental study was conducted using a simulation of a mobile network with 60 users and 10 resource blocks, enabling the evaluation of various scheduling algorithms under dynamic channel and traffic conditions. The results were visualized through throughput and delay graphs, confirming the expected behavior: Maximum C/I achieves the highest throughput but neglects fairness, Proportional Fair strikes a balance between efficiency and stability, M-LWDF effectively minimizes delay, while a DRL-like scheduler provides balanced performance across multiple metrics. The findings suggest that hybrid approaches, combining classical algorithms with intelligent methods, are the most promising solution to ensure high quality of service and efficient resource utilization in current and future mobile networks.

Keywords: mobile networks, resource scheduling, algorithms, QoS, load prediction, 5G, 6G, machine learning, reinforcement learning, URLLC, eMBB, mMTC

Вступ

Стрімкий розвиток мобільних мереж п'ятого та майбутнього шостого поколінь зумовлює зростання вимог до ефективного управління радіоресурсами. Різноманітність сервісів – від URLLC із критичними затримками до масового mMTC – формує нові виклики для планувальників, які мають забезпечувати баланс між пропускну здатністю, справедливістю та якістю обслуговування (QoS). Традиційні алгоритми планування, такі як Round Robin чи Proportional Fair, демонструють обмеження у складних сценаріях, тоді як сучасні методи, зокрема на основі машинного навчання, відкривають шлях до адаптивного та інтелектуального управління. Паралельно з цим ключову роль відіграють механізми контролю та прогнозування навантаження, що дозволяють не лише стабілізувати роботу мережі, але й проактивно уникати перевантажень.

Мета дослідження

Метою даного дослідження є аналіз, узагальнення та порівняння алгоритмів планування ресурсів у мобільних мережах, а також методів контролю та прогнозування навантаження з

урахуванням специфіки сучасних сервісів (URLLC, eMBB, mMTC). Особливу увагу приділено виявленню їхніх сильних і слабких сторін, а також можливостям інтеграції класичних та інтелектуальних підходів для підвищення ефективності роботи радіомереж.

Аналіз існуючих досліджень українських та іноземних авторів

У науковій літературі питання планування ресурсів та прогнозування навантаження в мобільних мережах розглядається як українськими, так і зарубіжними авторами. Українські дослідники зосереджуються переважно на вдосконаленні класичних методів управління каналами у мережах LTE. Зокрема, у роботі Шалапути [1] проаналізовано існуючі алгоритми управління радіоканалами та запропоновано їх оптимізацію з метою підвищення пропускної здатності. Лук'яненко [2] дослідив особливості планування мереж LTE 900 для умов сільської місцевості, акцентуючи увагу на розрахунках навантаження та параметрах покриття. Одарченко та співавтори [3] запропонували метод удосконалення опорного сегменту LTE-мережі, що дозволяє підвищити якість функціонування інфраструктури. У роботі Скрябіна [4] розглянуто ефективність використання радіоканалів у LTE, проведено оцінку продуктивності системи в умовах змінного навантаження. Харченко [5] у своїй магістерській роботі розробив метод попереднього планування ресурсів для мережі 5G, враховуючи топологію, пропускну здатність та параметри ємності. Важливо, що українські дослідження переважно орієнтовані на адаптацію класичних алгоритмів (Round Robin, Proportional Fair, Maximum C/I) до локальних умов, тоді як застосування інтелектуальних підходів обмежене.

Таблиця 1

Класифікація алгоритмів планування ресурсів у радіомережі

Клас алгоритму	Принцип роботи	Сильні сторони	Обмеження / Недоліки	Приклад застосування
Round Robin (RR)	Ресурси розподіляються рівномірно між усіма UE	Простота, справедливість	Ігнорує стан каналу, низька ефективність спектру	LTE/5G у низькому навантаженні
Maximum C/I	Призначення ресурсів UE з найкращим CQI	Максимізація пропускної здатності	Високий ризик несправедливості, слабка підтримка QoS	eMBB користувачі з добрим SINR
Proportional Fair (PF)	Баланс між поточною швидкістю та середнім бітрейтом	Компроміс ефективність/справедливість	Може не гарантувати URLLC дедлайни	Основний планувальник у LTE/NR
M-LWDF / EXP-PF	Врахування QoS (затримки, пріоритетів) у формулі метрики	Підтримка GBR та критичних сервісів	Вищі обчислювальні витрати	VoIP, URLLC
Lyapunov / Drift-Plus-Penalty	Мінімізація черг та порушень QoS через оптимізацію Lyapunov функції	Формальні гарантії стабільності	Складна реалізація у реальному часі	Системи з великою кількістю UE
Machine Learning (DRL, RL)	Навчання оптимальних політик планування	Адаптивність до складних сценаріїв	Вимагає навчання, ризик нестабільності	5G/6G, Network Slicing

Міжнародні дослідження більшою мірою спрямовані на використання сучасних методів прогнозування та штучного інтелекту. Ahmadzai та Lee [6] використали різні архітектури рекурентних нейронних мереж (LSTM, GRU, Bi-LSTM) для прогнозування мобільного трафіку на основі реальних даних, показавши їхню високу точність. У роботі Azari та співавторів [7] порівнювалися ARIMA та LSTM для прогнозування трафіку і доведено, що нейронні мережі забезпечують кращу продуктивність за умови наявності достатніх даних. Подальші дослідження сфокусовані на використанні глибокого підкріплювального навчання для оптимізації ресурсів. Наприклад, у роботі [8] запропоновано Twin-GAN-DRL для одночасного управління частотними та обчислювальними ресурсами у C-RAN, що значно підвищує спектральну ефективність. Yu та співавтори [9] запропонували ієрархічну модель розподілу ресурсів для мульти-слайсингу в 5G з використанням reinforcement learning, що дозволяє ефективно підтримувати різні типи сервісів. Сучасні підходи активно інтегрують штучний інтелект у процеси управління ресурсами: у роботі [10] продемонстровано використання DRL для динамічного

управління пропускнуою здатністю у 5G з підвищенням справедливості та QoS, тоді як оглядова стаття Ghaffari [11] узагальнює різні алгоритми DRL для C-RAN та визначає їхні ключові виклики. У сфері новітніх напрямів Shao та ін. [12] запропонували семантично-орієнтоване планування ресурсів для V2X, засноване на DRL, тоді як Alsenwi та колеги [13] дослідили інтелектуальне розділення ресурсів між URLLC та eMBB із застосуванням методів підкріплювального навчання.

Українські дослідження відзначаються практичним спрямуванням і здебільшого базуються на класичних моделях планування, тоді як зарубіжні роботи зосереджені на розвитку інтелектуальних алгоритмів, включно з DRL, когнітивним радіо та Big Data-аналітикою. Це вказує на необхідність подальшої інтеграції сучасних підходів у вітчизняні дослідження, що дозволить поєднати переваги локального практичного досвіду та інноваційних інструментів світової науки.

У цій таблиці 1 наведено основні класи алгоритмів планування, що застосовуються в мобільних мережах. Вона демонструє різницю між простими підходами (наприклад, *Round Robin*), які забезпечують справедливий розподіл ресурсів, але не враховують стан каналу, та більш складними методами, що оптимізують продуктивність мережі або підтримують якість обслуговування. Кожен клас алгоритмів має свої переваги й недоліки: наприклад, *Maximum C/I* досягає максимальної пропускну здатності, проте ігнорує справедливість, тоді як *M-LWDF* або *Lyapunov* гарантують QoS і стабільність, але вимагають більших обчислювальних ресурсів. Окрему увагу приділено сучасним алгоритмам на базі машинного навчання, які розглядаються як основа для 5G/6G систем.

Таблиця 2 ілюструє, як різні алгоритми планування відповідають специфічним вимогам сервісів у сучасних мобільних мережах. Для URLLC ключовим є зниження затримки та забезпечення надійності, тому використовуються алгоритми EDF та M-LWDF з підтримкою механізмів pre-emption. Для eMBB пріоритетом є максимальна пропускна здатність, тому ефективними є PF та Max-C/I у поєднанні з технологіями CA, MU-MIMO та beamforming. Для mMTC важливим є масштабований доступ для великої кількості пристроїв, що реалізується через прості планувальники (RR) та механізми grant-free доступу. Таблиця демонструє, що жоден алгоритм не є універсальним, і вибір залежить від профілю сервісу та вимог QoS.

Таблиця 2

Відповідність алгоритмів типам сервісів

Тип сервісу (5QI)	Критерії QoS	Оптимальні алгоритми	Додаткові механізми
URLLC (Ultra Reliable Low Latency)	Мін. затримка (<1 мс), висока надійність	EDF, M-LWDF, EXP-PF	Pre-emption, mini-slots, HARQ з низьким таймінгом
eMBB (Enhanced Mobile Broadband)	Висока швидкість, пропускна здатність	PF, Max-C/I	CA, MU-MIMO, Beamforming
mMTC (Massive Machine Type Communication)	Масовість, низька швидкість	RR, Grant-Free, прості чергові	NB-IoT, груповий доступ, агрегація ACK

Розглянемо формули, які застосовуються в алгоритмах планування ресурсів у радіомережах. Вони показують, як розраховується метрика для кожного користувача (UE), за якою приймається рішення про виділення радіоресурсів (PRB, частотних смуг, пропускну здатності).

Розглянуті раніше алгоритми планування ресурсів у радіомережах відрізняються не лише за підходами до розподілу ресурсів, але й за математичним апаратом, який лежить в їхній основі. Кожен планувальник використовує певну метрику прийняття рішення, що визначає, якому користувачу надаються радіоресурси (PRB, смуги частот, пропускна здатність) у кожному часовому інтервалі. Ці метрики враховують різні фактори — від простого розподілу ресурсів порівню до складних функцій, що враховують затримки, QoS-параметри або навіть політику, отриману шляхом навчання.

Нижче наведено основні формули, які використовуються в популярних алгоритмах планування, з поясненням їх призначення.

Алгоритми планування еволюціонують від простих до складних: від базового Round Robin, який гарантує лише рівний доступ, до сучасних методів машинного навчання, що забезпечують адаптивний та інтелектуальний розподіл ресурсів. Кожна формула відображає баланс між різними критеріями – простотою, пропускнуою здатністю, справедливістю та забезпеченням QoS.

У практичних мобільних мережах зазвичай використовується гібридний підхід, коли базовий алгоритм (наприклад, PF) поєднується з QoS-механізмами (M-LWDF, EXP-PF), а в перспективних 5G/6G – із ML-планувальниками для адаптивної оптимізації.

Нижче наведено детальний алгоритм планування ресурсів радіомережі, де на кожному кроці вказані умови перевірки та формули, що застосовуються. Це буде своєрідна покрокова інструкція для планувальника (scheduler), який працює у базовій станції LTE/5G.

Таблиця 3

Формули алгоритмів планування ресурсів

Алгоритм	Формула метрики	Пояснення / призначення
Round Robin (RR)	$M_i(t) = \frac{1}{N}$	Усі користувачі отримують однакову кількість ресурсів незалежно від стану каналу.
Maximum C/I	$M_i(t) = R_i(t)$	Призначає ресурси користувачам з найкращим CQI/SINR; максимізує пропускну здатність, але нехтує справедливістю.
Proportional Fair (PF)	$M_i(t) = \frac{R_i(t)}{\bar{R}_i(t)}$	Балансує ефективність і справедливість, враховуючи співвідношення миттєвої та середньої швидкості користувача.
M-LWDF	$M_i(t) = a_i \cdot W_i(t) \cdot \frac{R_i(t)}{\bar{R}_i(t)}$ де $a_i = -\frac{\ln(p_i)}{T_i}$	Орієнтований на підтримку QoS: враховує затримки в черзі та допустиму ймовірність порушення QoS.
EXP-PF	$M_i(t) = \exp\left(\frac{a_i W_i(t)}{1 + \sqrt{X}}\right) \cdot \frac{R_i(t)}{\bar{R}_i(t)}$	Підсилює пріоритет користувачів із критичними вимогами до QoS; запобігає накопиченню затримок. $L(Q(t)) = \frac{1}{2} \sum_i Q_i^2(t)$
ML/DRL-планування	$\pi^* = \arg \max_{\pi} \mathbb{E} \left[\sum_{t=0}^T \gamma^t \cdot R(s_t, a_t) \right]$	Формулюється як задача підкріплювального навчання (MDP); дозволяє знаходити оптимальні політики для складних сценаріїв 5G/6G.

Алгоритм планування ресурсів у радімережі:

Крок 1. Ініціалізація ресурсів

1. Задати кількість користувачів N , множину доступних PRB (Physical Resource Blocks), смуги частот та часові інтервали.
2. Визначити класи сервісів: URLLC, eMBB, mMTC.
3. Ініціалізувати черги даних $Q_i(t)$ для кожного користувача.

Крок 2. Класифікація трафіку

1. Якщо пакет належить до URLLC, присвоїти найвищий пріоритет.
2. Якщо пакет належить до eMBB, пріоритет середній.
3. Якщо пакет належить до mMTC, пріоритет низький (але з акцентом на масовість).

Крок 3. Оцінка якості каналу

Для кожного користувача обчислюється миттєва швидкість передавання:

$$R_i(t) = f(CQI_i, SINR_i, BW)$$

де CQI – індекс якості каналу, SINR – співвідношення сигнал/шум+завади, BW – виділена смуга частот.

Крок 4. Вибір метрики планування

- Для кожного користувача обчислюється метрика $M_i(t)$.
 - Вибір формули залежить від цілей:
1. URLLC (мінімізація затримки): Використовується M-LWDF:

$$M_i(t) = a_i \cdot W_i(t) \cdot \frac{R_i(t)}{\bar{R}_i(t)}, a_i = -\frac{\ln(p_i)}{T_i}$$

де $W_i(t)$ – довжина черги, T_i – допустима затримка, p_i – ймовірність порушення QoS.

2. eMBB (баланс ефективності та справедливості): Використовується Proportional Fair (PF):

$$M_i(t) = \frac{R_i(t)}{\bar{R}_i(t)}$$

3. mMTC (масове підключення, стабільність):
Використовується Lyapunov drift-plus-penalty:

$$\Delta L(Q(t)) + V \cdot \mathbb{E}[Penalty(t)|Q(t)]$$

де $L(Q(t)) = \frac{1}{2} \sum_i Q_i^2(t)$.

Крок 5. Призначення ресурсів

1. Вибрати користувача з максимальною метрикою:

$$i^* = \arg \max_i M_i(t)$$

2. Виділити користувачу i^* один PRB.
3. Повторювати доти, поки всі ресурси не будуть розподілені.

Крок 6. Перевірка QoS та корекція

1. Якщо середня затримка $\bar{D}_i > T_i$ для URLLC $\rightarrow$ виділити додаткові ресурси.
2. Якщо $\bar{R}_i(t) < R_{\min}$ для eMBB $\rightarrow$ застосувати PF-корекцію (більше PRB).
3. Якщо черга $Q_i(t)$ росте безмежно для mMTC $\rightarrow$ Lyapunov планувальник зменшує дрейф.

Крок 7. Оновлення статистики

1. Оновити середні швидкості $\bar{R}_i(t) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N R_i(t)$.
2. Оновити черги $Q_i(t) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N Q_i(t)$.
3. Підготувати дані до наступного інтервалу планування.

Такий алгоритм дозволяє врахувати різні типи трафіку (URLLC, eMBB, mMTC) та оптимально поєднати затримку, пропускну здатність і стабільність мережі. Кожна формула використовується залежно від класу сервісу та поточного стану каналу, що робить планування адаптивним і гнучким.

У сучасних мобільних мережах методи контролю та прогнозування навантаження все більше розвиваються у напрямку адаптивності та інтелектуалізації. Якщо раніше ключова роль відводилася традиційним механізмам, таким як контроль доступу (Admission Control) чи балансування навантаження (Load Balancing), то сьогодні їх ефективність доповнюється сучасними технологіями когнітивного радіо, віртуалізації мережевих функцій (NFV) та програмно-визначених мереж (SDN). Контроль навантаження вже не обмежується простим моніторингом параметрів, а передбачає автоматичне регулювання потужності, динамічне перенаштування параметрів handover та зміну пріоритетів сервісів у залежності від ситуації. Це дозволяє мінімізувати ймовірність блокування викликів і підвищувати якість обслуговування навіть у пікові години.

Особливе місце займають когнітивні методи, що базуються на концепції «розумного радіо». Вони дозволяють здійснювати інтелектуальний пошук вільних смуг частот, аналізувати ефективність їх використання та оптимізувати розподіл спектра в реальному часі. Такі методи відкривають шлях до ефективнішого використання ресурсів і динамічного реагування на перевантаження. Паралельно розвивається інтеграція контролю навантаження з NFV та SDN, що забезпечує централізоване й гнучке управління мережевими ресурсами. Завдяки цьому оператор може в реальному часі масштабувати віртуальні мережеві функції, перенаправляти трафік між сегментами мережі та підтримувати стабільність обслуговування навіть за умов нерівномірного розподілу навантаження.

Ще одним напрямком еволюції є використання технологій Big Data та штучного інтелекту. Аналітика великих даних дозволяє не лише прогнозувати рівень завантаженості мережі, але й передбачати поведінку користувачів, наприклад, збільшення трафіку під час масових заходів чи у транспортних вузлах. Методи глибинного навчання, зокрема рекурентні нейронні мережі (LSTM, GRU), забезпечують точне прогнозування часових рядів навантаження та дозволяють враховувати довготривалі залежності, які складно описати традиційними статистичними моделями. Водночас сучасні підходи враховують не лише часову, а й просторову динаміку, що дає змогу будувати моделі просторово-часового прогнозування. Використання геостатистики та просторових нейронних мереж підвищує точність оцінки завантаженості конкретних секторів, що особливо важливо для щільних міських сценаріїв 5G/6G.

Окремий напрям розвитку пов'язаний з прогнозуванням навантаження з урахуванням типу сервісу. Адже URLLC, eMBB та mMTC мають різні профілі трафіку та вимоги до QoS. Для URLLC критичною є затримка та джиттер, для eMBB — середня пропускну здатність і пікові швидкості, тоді як для mMTC — кількість одночасних з'єднань і стабільність обслуговування масових підключень. Це означає, що алгоритми прогнозування повинні враховувати специфіку кожного класу трафіку, що дозволяє оптимізувати мережу точніше і гнучкіше.

Контроль і прогнозування навантаження є фундаментальними складовими управління мобільними мережами, оскільки від їх ефективності залежить якість надання послуг користувачам (QoS, QoE) та стабільність роботи всієї інфраструктури. Традиційні методи контролю навантаження базувалися переважно на реактивному управлінні ресурсами, коли система приймала рішення після виникнення перевантаження. У сучасних мережах 4G/5G акцент робиться на проактивних та інтелектуальних методах, здатних передбачати поведінку користувачів і трафіку за допомогою математичних моделей та алгоритмів штучного інтелекту.

Таблиця 4

Порівняння традиційних і сучасних методів контролю навантаження в мобільних мережах

Підхід	Характеристика	Переваги	Недоліки	Приклади застосування
Традиційні методи (AC, LB)	Реагування на перевантаження після його виникнення; регулювання доступу та балансування між сотами	Простота реалізації; низькі обчислювальні витрати	Реактивність; низька гнучкість; слабка ефективність у випадку різномірного трафіку	2G/3G мережі, базові LTE-системи
Адаптивний контроль	Автоматичне регулювання потужності, параметрів handover та QoS залежно від стану мережі	Гнучкість; швидке реагування на зміни; зниження блокування викликів	Потребує складніших алгоритмів; можливі похибки в налаштуванні	LTE-Advanced, початкові 5G-сценарії
Когнітивне радіо	Аналіз спектра та пошук вільних смуг у реальному часі	Висока ефективність використання спектра; самонавчання	Складність апаратної та програмної реалізації	Дослідні мережі 5G, IoT-сценарії
SDN/NFV управління	Централізоване керування ресурсами, масштабування віртуальних функцій	Масштабованість; централізація; висока адаптивність	Залежність від контролера; складність інтеграції	5G Core, хмарні мобільні мережі
Big Data та AI	Аналіз великих обсягів даних і прогнозування навантаження за допомогою ML/AI	Висока точність прогнозу; можливість передбачення поведінки користувачів	Великі вимоги до даних і обчислювальних ресурсів	Прогнозування пікового навантаження, інтелектуальні SON
Просторово-часові методи	Прогнозування з урахуванням як часових, так і географічних факторів	Висока точність; врахування просторової динаміки	Складність моделей; потреба у великих вибірках	Щільні міські сценарії 5G/6G

Для кількісної оцінки завантаженості мережі використовуються базові показники. Один із ключових — коефіцієнт завантаженості ресурсу:

$$U(t) = \frac{R_{used}(t)}{R_{total}}$$

де $R_{used}(t)$ — кількість ресурсних блоків, задіяних у момент часу t , а R_{total} — їх загальна кількість. Значення $U(t)$, що прямує до 1, свідчить про критичне навантаження та потенційні збої в обслуговуванні.

Іншою фундаментальною характеристикою є ймовірність блокування викликів, яка визначається класичною формулою Ерланга (Erlang B):

$$P_b = \frac{\frac{A^N}{N!}}{\sum_{k=0}^N \left(\frac{A^k}{k!} \right)}$$

де A – інтенсивність навантаження в Ерлангах, N — кількість каналів. Ця формула дозволяє оцінити, яка частина викликів буде відхилена в умовах високого навантаження.

Якщо контроль забезпечує поточну стабільність системи, то прогнозування дозволяє здійснити її адаптацію до майбутніх умов. Одним із поширених підходів є використання моделей часових рядів, зокрема ARIMA, яка описує значення навантаження в момент часу t через попередні значення та випадкові збурення:

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^p \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t$$

де ϕ_i та θ_j – параметри авторегресії та ковзного середнього, ε_t – випадковий шум. Ця модель добре працює при прогнозуванні короткострокових змін навантаження, наприклад у годинах пік.

Сучасні підходи до прогнозування базуються також на використанні нейронних мереж, зокрема LSTM-моделей, здатних враховувати довгострокові залежності в трафіку:

$$h_t = f(W \cdot x_t + U \cdot h_{t-1} + b)$$

де h_t – прихований стан у момент часу t , x_t – вхідний сигнал (наприклад, дані про кількість користувачів або спожиту пропускну здатність), W , U , b – параметри навченої моделі, а $f(\cdot)$ — активаційна функція.

Застосування математичних формул у контролі та прогнозуванні навантаження дозволяє перейти від якісних оцінок до кількісних показників, що створює основу для розробки алгоритмів автоматизованого управління ресурсами. Якщо класичні моделі (Erlang B, коефіцієнт завантаженості) забезпечують базові можливості аналізу, то методи на основі ARIMA та LSTM відкривають шлях до проактивного управління мережею, коли система здатна не лише реагувати на поточні перевантаження, але й передбачати їх виникнення та завчасно переналаштовувати ресурси.

Застосування методів контролю та прогнозування навантаження в мобільних мережах передбачає послідовне поєднання аналітичних та інтелектуальних підходів, що дозволяють не лише оцінювати поточний стан системи, але й передбачати її розвиток у часі. На етапі оперативного управління ключову роль відіграє контроль коефіцієнта завантаженості ресурсів, що розраховується як відношення використаних блоків до загальної кількості доступних. У випадку перевищення певного порогу, наприклад 70–80 %, мережа автоматично ініціює алгоритми балансування трафіку між сусідніми сотами або змінює параметри доступу, щоб уникнути перевантаження. Цей підхід використовується у режимі реального часу та забезпечує стабільність роботи навіть у пікові години.

Паралельно із цим застосовується ймовірнісний аналіз, який базується на формулі Ерланга B. Він дозволяє ще на етапі планування визначати оптимальну кількість каналів і розраховувати ймовірність відмови при різних рівнях навантаження. Такий підхід є основою стратегічного управління ресурсами, оскільки дає змогу заздалегідь закласти у проєкт мережі достатній запас ємності, щоб у майбутньому не виникали масові відмови.

Коли йдеться про передбачення динаміки трафіку, на перший план виходять методи прогнозування. ARIMA-моделі забезпечують можливість короткострокового прогнозу на основі історичних даних, враховуючи регулярні цикли активності користувачів. Це особливо ефективно у міських умовах, де навантаження повторюється вранці, в обідній час та ввечері. Використання таких моделей дозволяє операторам заздалегідь оптимізувати розподіл ресурсів і зменшити ризик перевантаження під час прогнозованих пікових періодів.

У випадках, коли трафік формується складними процесами, зокрема у мережах 5G з великою кількістю IoT-пристроїв, доцільним є застосування нейронних мереж типу LSTM. Вони дають змогу не лише виявляти короткострокові закономірності, але й будувати довгострокові прогнози з урахуванням сезонних чи контекстних факторів. Наприклад, така модель може передбачати збільшення навантаження у транспортних вузлах у певні дні тижня чи прогнозувати зростання трафіку під час масових заходів.

Практичне використання методів контролю та прогнозування навантаження в мобільних мережах ґрунтується на поєднанні двох підходів: контроль забезпечує миттєву реакцію на поточні зміни та стабілізацію роботи мережі, тоді як прогнозування дозволяє проактивно управляти ресурсами

і запобігати перевантаженням у майбутньому. Їх інтеграція створює основу для розвитку інтелектуальних самоорганізованих систем, які є ключовою характеристикою сучасних і перспективних мобільних мереж п'ятого та шостого поколінь.

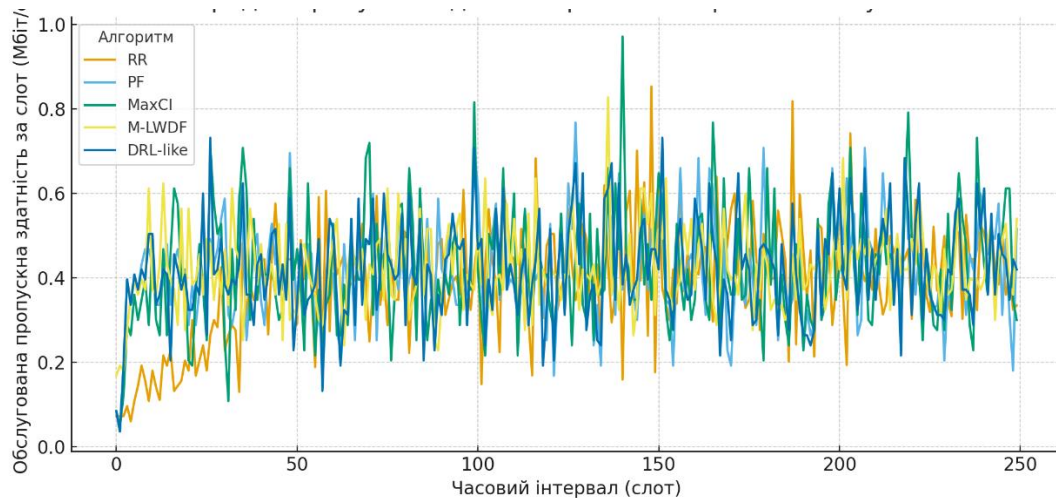


Рис. 1. Середня пропускна здатність різних алгоритмів планування

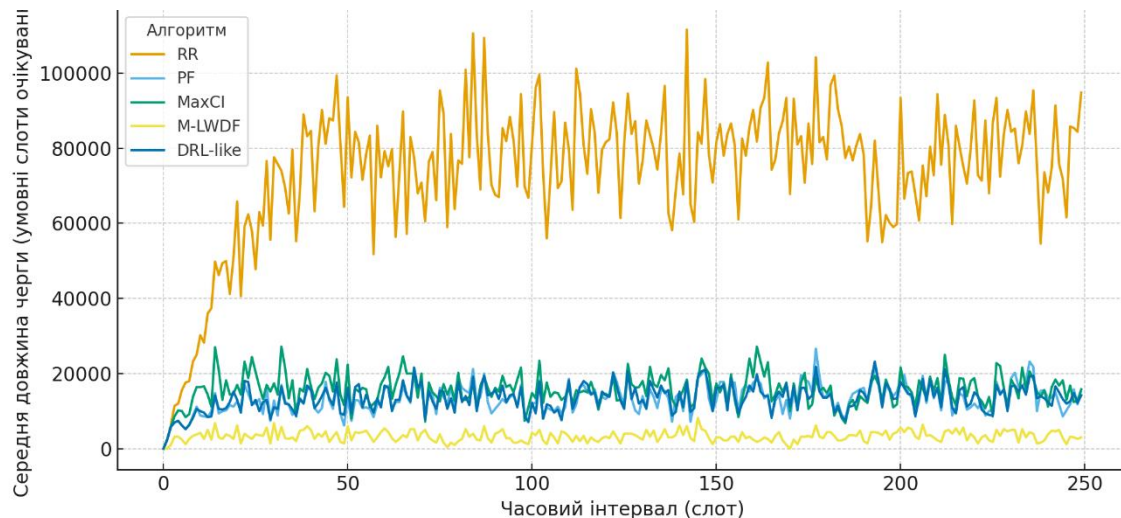


Рис. 2. Середня затримка для різних алгоритмів планування

Висновки

У статті проведено комплексний аналіз алгоритмів планування ресурсів у мобільних мережах та сучасних методів контролю й прогнозування навантаження. Показано, що класичні планувальники, зокрема Round Robin, Maximum C/I та Proportional Fair, забезпечують базові підходи до розподілу ресурсів, але мають обмеження у випадку різноманітного трафіку й високих вимог до QoS. Алгоритми, орієнтовані на підтримку затримок і стабільності, такі як M-LWDF та Lyapunov, дозволяють гарантувати якість обслуговування, проте характеризуються зростанням обчислювальної складності.

Встановлено, що жоден із відомих методів не є універсальним: оптимальність вибору залежить від класу сервісу (URLLC, eMBB, mMTC) та поточного стану мережі. Практичне застосування в сучасних системах базується на гібридному підході, коли базові планувальники поєднуються з QoS-орієнтованими або інтелектуальними алгоритмами.

Аналіз методів контролю та прогнозування навантаження продемонстрував еволюцію від реактивних механізмів (Admission Control, Load Balancing) до адаптивних і когнітивних систем, інтегрованих з технологіями SDN/NFV та Big Data-аналітики. Використання моделей ARIMA забезпечує короткострокове прогнозування, тоді як нейронні мережі типу LSTM дозволяють враховувати складні часові та просторові залежності у трафіку.

Перспективним напрямом розвитку є впровадження алгоритмів машинного та глибокого підкріплювального навчання, здатних забезпечувати адаптивний розподіл ресурсів у реальному часі, враховувати специфіку різних сервісів та підвищувати ефективність роботи мереж 5G/6G. Це відкриває шлях до побудови інтелектуальних самоорганізованих систем управління, що стануть ключовою характеристикою телекомунікаційної інфраструктури майбутнього.

Список використаної літератури:

1. Шалапута Д.В. Вдосконалення алгоритму управління каналами в системі мобільного зв'язку LTE. 2018.
2. Лук'яненко В.Ю. Планування мережі стільникового зв'язку для сільської місцевості за стандартом LTE 900. 2022.
3. Одарченко Р.С., Мирутенко Л.В., Даков С.Ю. Удосконалений метод побудови опорного сегменту мережі LTE.
4. Скрябін С.А. Дослідження ефективності радіоканалів в мережах мобільного зв'язку LTE. КІП, 2021.
5. Харченко В.Б. Метод попереднього планування 5G топології та ресурсів стільникової мережі. Магістерська робота. КІП, 2020.
6. Ahmadzai F.H., Lee W. A mobile traffic load prediction based on recurrent neural network: A case of telecommunication in Afghanistan. IET Research, 2022.
7. Azari A., Papapetrou P., Denic S., Peters G. Cellular Traffic Prediction and Classification: a comparative evaluation of LSTM and ARIMA. Springer, 2019.
8. Optimizing communication and computational resource allocations in network slicing using twin-GAN-Based DRL for 5G hybrid C-RAN. 2023.
9. Yu Z., Gu F., Liu H., Lai Y. 5G Multi-Slices Bi-Level Resource Allocation by Reinforcement Learning. MDPI, 2023.
10. Enhancing Bandwidth Allocation Efficiency in 5G Networks with Artificial Intelligence. TechScience, 2025.
11. Ghaffari A. et al. Resource allocation in 5G cloud-RAN using deep reinforcement learning algorithms: A review. 2024.
12. Shao Z., Wu Q., Fan P., Cheng N., Fan Q., Wang J. Semantic-Aware Resource Allocation Based on Deep Reinforcement Learning for 5G-V2X HetNets. ArXiv, 2024.
13. Alsenwi M., Tran N.H., Bennis M. et al. Intelligent Resource Slicing for eMBB and URLLC Coexistence in 5G and Beyond. ArXiv, 2020.
14. Костюк, Ю., Бебешко, Б., Гулак, Г., Складанний, П., Рзаєва, С., & Хорольська, К. (2024). Забезпечення кібербезпеки та швидкодії передачі даних у безпроводних мережах. Безпека інформації, 30(3), 365–375. <https://doi.org/10.18372/2225-5036.30.20357>
15. Крючкова, Л., Башкевич, Є., & Куцибала, М. (2024). Програмна реалізація алгоритмів виокремлення контурів зображень об'єктів в інтелектуальних системах відеоспостереження. Телекомунікаційні та інформаційні технології, 2(83), 14–29. <https://doi.org/10.31673/2412-4338.2024.022439>
16. V. Sokolov, P. Skladannyi, A. Platonenko, Video Channel Suppression Method of Unmanned Aerial Vehicles, in: IEEE 41st International Conference on Electronics and Nanotechnology (2022) 473–477. doi: 10.1109/ELNANO54667.2022.9927105
17. Anakhov, P., Zhebka, V., Tushych, A., ... Skladannyi, P., Sokolov, V. Evaluation method of the physical compatibility of equipment in a hybrid information transmission network / Journal of Theoretical and Applied Information TechnologyOpen source preview, 2022, 100(22), p. 6635–6644
18. Anakhov, P., Zhebka, V., Korshun, N., Tushych, A., Dovzhenko, T. Stability Method of Connectivity Automated Calculation for Heterogeneous Telecommunication Network / Ceur Workshop ProceedingsOpen source preview, 2021, 3188, p. 282–287
19. Anakhov, P., Zhebka, V., Grynkevych, G., Makarenko, A. Protection of telecommunication network from natural hazards of global warming / Eastern European Journal of Enterprise TechnologiesOpen source preview, 2020, 3(10-105), p. 26–37
20. Berkman, L., Kriuchkova, L., Zhebka, V., Strelnikova, S. Universal Method of Multidimensional Signal Formation for Any Multiplicity of Modulation in 5G Mobile Network / Lecture Notes in Electrical EngineeringOpen source preview, 2022, 831, p. 305–321