

Соколов Сергій Володимирович*Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ*
ORCID 0009-0006-8605-5847**Жебка Вікторія Вікторівна***Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, м. Київ*
ORCID 0000-0003-4051-1190**Соломаха Сергій Анатолійович***Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, м. Київ*
ORCID 0009-0002-8358-8657**Довженко Тимур Павлович***Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ*
ORCID 0000-0002-0352-8391

МЕТОД ОПТИМІЗАЦІЇ ПРОЦЕСІВ ПЛАНУВАННЯ Й КОНТРОЛЮ В СИСТЕМАХ МОБІЛЬНОГО ЗВ'ЯЗКУ

Анотація У статті розглянуто проблему оптимізації процесів планування й контролю радіоресурсів у системах мобільного зв'язку п'ятого покоління та перспективних мережах 6G в умовах зростання навантаження, різноманітності сервісів і жорстких вимог до якості обслуговування. Показано обмеженість класичних алгоритмів планування, орієнтованих переважно на показники QoS та максимізацію пропускну здатності, які не забезпечують стабільної роботи сервісів реального часу за високого навантаження.

Запропоновано QoE-орієнтований метод оптимізації планування радіоресурсів, що базується на інтегральному критерії QoS/QoE та поєднує евристичний розподіл ресурсу з подальшим градієнтним уточненням. Розроблено математичну модель радіоресурсів і навантаження, яка враховує фізичні обмеження радіоканалу, статистику трафіка та сервісні вимоги різних класів користувачів. Уперше на рівні алгоритму планування функцію корисності безпосередньо пов'язано з показниками якості користувацького досвіду, такими як затримка, джиттер і втрати пакетів.

Досліджено можливість інтеграції методів машинного навчання для прогнозування навантаження та параметрів QoS/QoE з метою реалізації превентивного управління радіоресурсами. Результати імітаційного моделювання показали, що запропонований метод забезпечує вищий рівень QoE, кращий контроль затримки та вищу справедливість розподілу ресурсу порівняно з алгоритмами Max C/I та Proportional Fair, особливо в умовах високого навантаження. Отримані результати підтверджують доцільність використання QoE-орієнтованих підходів у сучасних і майбутніх мобільних мережах та можуть бути застосовані в задачах мережевого slicing і Self-Optimizing Networks

Ключові слова: мобільні мережі 5G/6G, планування радіоресурсів, оптимізація, Quality of Service (QoS), Quality of Experience (QoE), пропорційно-справедливий планувальник, затримка, джиттер, втрати пакетів, машинне навчання, прогнозування навантаження, самооптимізуючі мережі, мережеве slicing

Sokolov Serhii*State University of Information and Communication Technologies, Kyiv*
ORCID 0009-0006-8605-5847**Zhebka Viktoriia***State University of Information and Communication Technologies, Kyiv*
ORCID 0000-0003-4051-1190**Solomakha Sergii***State University of Information and Communication Technologies, Kyiv*
ORCID 0009-0002-8358-8657**Dovzhenko Tymur***State University of Information and Communication Technologies, Kyiv*
ORCID 0000-0002-0352-8391

METHOD OF OPTIMIZING PLANNING AND CONTROL PROCESSES IN MOBILE COMMUNICATION SYSTEMS

Abstract The paper addresses the problem of optimizing planning and control processes of radio resources in fifth-generation mobile communication systems and prospective 6G networks under conditions of increasing traffic load, service diversity, and stringent quality requirements. It is shown that classical scheduling algorithms mainly focused on QoS metrics and throughput maximization are unable to ensure stable performance of real-time services under high load.

A QoE-oriented method for radio resource scheduling optimization is proposed, based on an integrated QoS/QoE criterion that combines heuristic resource allocation with subsequent gradient-based refinement. A mathematical model of radio resources and traffic load is developed, taking into account physical limitations of the radio channel, traffic statistics, and service requirements of different user classes. For the first time at the scheduling algorithm level, the utility function is directly associated with Quality of Experience indicators such as delay, jitter, and packet loss.

The potential of integrating machine learning methods for traffic load and QoS/QoE parameter prediction is investigated to enable predictive radio resource management. Simulation results demonstrate that the proposed method provides higher QoE levels, better delay control, and improved fairness compared to Max C/I and Proportional Fair algorithms, especially under high-load conditions. The obtained results confirm the feasibility of QoE-oriented approaches for modern and future mobile networks and their applicability to network slicing and Self-Optimizing Networks.

Keywords: 5G/6G mobile networks, radio resource scheduling, optimization, Quality of Service (QoS), Quality of Experience (QoE), proportional fair scheduler, delay, jitter, packet loss, machine learning, traffic load prediction, self-optimizing networks, network slicing

1. Вступ

Стрімкий розвиток систем мобільного зв'язку п'ятого покоління та формування концепцій майбутніх мереж 6G супроводжується суттєвим ускладненням вимог до процесів управління радіоресурсами. Зростання кількості абонентів, збільшення обсягів передаваного трафіка, поява сервісів із жорсткими вимогами до затримки, надійності та стабільності передачі даних зумовлюють необхідність переходу від традиційних методів планування до інтелектуальних, адаптивних і сервісно-орієнтованих підходів. У сучасних умовах ефективність мобільної мережі визначається не лише досягненням максимальної пропускної здатності, а й здатністю забезпечувати стабільний рівень якості обслуговування та позитивний користувацький досвід.

Класичні алгоритми планування радіоресурсів, що використовуються в системах LTE та ранніх реалізаціях 5G, здебільшого орієнтовані на показники якості обслуговування (QoS), такі як середня швидкість передачі даних або рівень використання спектра. Проте такі підходи не враховують суб'єктивне сприйняття якості сервісу користувачем, яке визначається затримкою, варіативністю затримки, втратами пакетів і стабільністю роботи застосунків. У результаті за високих навантажень навіть мережі з високою пропускною здатністю можуть демонструвати незадовільну якість сервісів реального часу.

У зв'язку з цим актуальним є розроблення методів оптимізації процесів планування й контролю в системах мобільного зв'язку, які поєднують формальні технічні показники QoS із показниками якості користувацького досвіду (QoE). Такий підхід дозволяє узгодити інженерні параметри роботи мережі з реальними очікуваннями користувачів та забезпечити стабільну роботу мобільних сервісів у широкому діапазоні навантажень.

2. Аналіз літературних даних і постановка проблеми

У наукових дослідженнях, присвячених управлінню радіоресурсами в мобільних мережах, значна увага приділяється алгоритмам планування, які визначають порядок і обсяг виділення ресурсних блоків користувачам. Одним із найпростіших підходів є алгоритм Round Robin, що забезпечує рівномірний розподіл ресурсів між користувачами незалежно від стану радіоканалу. Попри високу справедливість, цей алгоритм неефективно використовує спектр і не здатний адаптуватися до змінних умов каналу.

Алгоритм Max C/I орієнтований на максимізацію миттєвої пропускної здатності шляхом пріоритетного обслуговування користувачів із найкращими радіоумовами. Такий підхід дозволяє досягати високих пікових швидкостей, проте призводить до значної нерівності в обслуговуванні та витіснення користувачів із низьким рівнем сигналу. За умов високого навантаження це спричиняє різке зростання затримки та втрат для значної частини абонентів.

Компромісним рішенням є пропорційно-справедливий алгоритм (Proportional Fair), який балансує між миттєвою пропускною здатністю та середньою швидкістю, отриманою користувачем у

минулому. Цей алгоритм широко використовується в сучасних мобільних мережах, проте його оптимізаційна функція враховує лише швидкісні показники і не включає затримку, джиттер та втрати пакетів. Унаслідок цього PF-планувальник не здатний гарантувати стабільну якість сервісів реального часу за високого навантаження.

Аналіз сучасних публікацій показує, що більшість існуючих методів зосереджені на оптимізації QoS-параметрів і недостатньо враховують QoE як інтегральний показник якості. Це формує наукову проблему розроблення методів планування, які безпосередньо орієнтовані на максимізацію користувацького досвіду та здатні працювати стабільно в умовах стохастичного трафіка й обмеженого радіоресурсу.

3. Мета і задачі дослідження

Метою даної роботи є розробка методу оптимізації процесів планування й контролю в системах мобільного зв'язку на основі інтегрального критерію QoS/QoE, який дозволяє забезпечити стабільний рівень якості обслуговування та підвищити якість користувацького досвіду в умовах змінного навантаження.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі задачі:

- формалізувати задачу оптимізації процесів планування радіоресурсів із урахуванням QoE;
- побудувати математичну модель радіоресурсів і навантаження в секторі мобільної мережі;
- розробити QoE-орієнтовані алгоритми планування та контролю;
- дослідити можливість використання машинного навчання для прогнозування навантаження та показників QoS;
- провести експериментальне дослідження ефективності запропонованого методу.

Фінальна постановка задачі:

$$\begin{aligned} \max_{x(t)} \quad & \sum_{i=1}^N [\alpha \ln(T_i(t)) - \beta D_i(t) - \gamma J_i(t) - \delta L_i(t)] \\ \text{за умов:} \quad & \sum_{i=1}^N x_i(t) \leq R \\ & D_i(t) \leq D_i^{\max}, J_i(t) \leq J_i^{\max}, L_i(t) \leq L_i^{\max} \\ & T_i(t) \geq T_i^{\min}, x_i(t) \geq 0 \end{aligned} \quad (1)$$

Це - мультикритеріальна оптимізація, приведена до єдиної мети через QoE.

4. Результати дослідження

4.1. Математична модель радіоресурсів і навантаження в мобільній мережі

У процесі оптимізації радіоресурсів було виділено декілька формул які представлені в зведеній системі рівнянь та залежностей

$$\left\{ \begin{aligned} C &= B \log_2(1 + SINR), \\ \sum_{i=1}^N x_i &\leq R, \\ T_i &= x_i \cdot S_i, S_i = \log_2(1 + SINR_i), \\ \eta &= \frac{\sum_{i=1}^N T_i}{C}, \\ \rho &= \frac{\lambda}{\mu}, P_{block} = \frac{\frac{A^n}{n!}}{\sum_{k=0}^{\infty} \frac{A^k}{k!}}, \\ x_{avg} &= \frac{\bar{\lambda}}{\bar{\mu}_{Savg}} \end{aligned} \right. \quad (2)$$

Вона утворює загальну математичну модель радіоресурсів і навантаження в секторі мобільної мережі. У цій системі кожна формула виконує свою роль: перша задає фізичну межу ємності, друга - обмеження ресурсу, третя - індивідуальні пропускні здатності абонентів, четверта - сумарний рівень завантаження спектра, п'ята - поведінку черг та імовірність блокування, шоста - середню «вартість» одного користувача в одиницях ресурсу. Особливість такої моделі полягає в тому, що вона одночасно враховує фізику радіоканалу, статистику трафіка і вимоги до обслуговування, створюючи формальний базис для подальшої розробки оптимізаційних алгоритмів, які вже будуть орієнтовані на максимізацію QoE в межах цих об'єктивних обмежень.

Отже, математична модель радіоресурсів і навантаження задає три ключові інженерні сенси. Перший сенс: планування не може йти всупереч фізиці, бо Shannon-межа встановлює стелю, що не

пробивається оптимізацією. Другий сенс: планування не може ігнорувати статистику, тому що черги, навантаження й блокування визначають реальний користувацький досвід. Третій сенс: планувальник має бути сервіс-обізнаним, тобто не розподіляти біт/с механічно, а адаптувати їх під вимоги різних класів трафіка - від м'якого відео до жорсткого URLLC. Саме тому модель навантаження є фундаментом для усіх алгоритмів, які будуть розроблені у наступних підрозділах.

4.2. Оптимізаційні алгоритми планування ресурсів у мобільній мережі

На основі побудованої в попередніх підрозділах математичної моделі процеси планування й контролю радіоресурсів у мобільній мережі розглядаються як задача оптимізації, в якій необхідно для кожного планувального інтервалу часу вибрати такий розподіл ресурсних блоків між користувачами, що забезпечує максимальний рівень якості користувацького досвіду за умов обмеженості ресурсу та вимог до показників якості обслуговування.

На відміну від класичних підходів, де у якості utility використовують тільки $\ln(T_i(t))$ і оптимізують суто пропускну здатність, у роботі utility ототожнено з QoE через розширений вираз

$$U_i^{(QoE)}(t) = \alpha \ln(T_i(t)) - \beta D_i(t) - \gamma J_i(t) - \delta L_i(t), \quad (2)$$

тобто вперше на рівні алгоритму планування вводиться корисність, яка одночасно враховує швидкість, затримку, джиттер і втрати, а не лише throughput.

Запропоновано QoE-орієнтований варіант пропорційно-справедливого планувальника у вигляді показника $QPF_i(t)$, де до класичного PF-дроби $\frac{T_i(t)}{T_i(t)}$ додано нормувальний штрафний множник

$\frac{1}{1 + \beta D_i(t) + \gamma J_i(t) + \delta L_i(t)}$. Це дозволяє алгоритму PF не лише “вирівнювати” користувачів за пропускну здатністю, а й віддавати пріоритет тим, у кого додатковий ресурс реально покращує суб'єктивну якість сервісу (зменшує затримку, джиттер, втрати), а не просто збільшує мегабіти.

У якості математичної основи для побудови оптимізаційних алгоритмів вперше компактно сформульовано загальну задачу $\arg \max \sum U_i(t)$ з QoE-орієнтованою utility та прямим зв'язком із градієнтними і еволюційними методами: формула градієнтного оновлення показує, як можна реалізувати адаптивний динамічний планувальник, а фітнес-функція $F(x)$ робить можливим використання генетичних алгоритмів для пошуку глобально кращих розподілів ресурсу у складних сценаріях навантаження.

4.3 Використання машинного навчання для прогнозування навантаження та показників QoS у мобільній мережі

Сучасні системи мобільного зв'язку характеризуються високою стохастичністю трафіка, часовою кореляцією навантаження та непередбачуваними коливаннями параметрів обслуговування. Це унеможливує ефективне статичне планування ресурсів та зумовлює перехід до динамічних моделей, здатних передбачати майбутні стани мережі. Одним із перспективних підходів є застосування машинного навчання (ML) для прогнозування параметрів системи, що безпосередньо впливають на якість сервісу - інтенсивності навантаження $\lambda(t)$, пропускну здатність $T_i(t)$, затримки $D_i(t)$ та втрат пакетів $L_i(t)$. У цьому контексті ML виступає механізмом попереджувального управління (predictive control), який дозволяє планувальнику не реагувати постфактум на погіршення QoS, а передбачати деградаційні режими.

На рисунку 1 подано структурну схему модуля машинного навчання, інтегрованого в цикл планування радіоресурсів мобільної мережі. Модуль функціонує як надбудова над базовим планувальником і формує превентивні рішення шляхом прогнозування параметрів навантаження та показників якості обслуговування на майбутній часовий інтервал. На вході система одержує телеметрію мережі у вигляді часових рядів, що включають інтенсивність надходження трафіка, миттєву та усереднену пропускну здатність, показники SINR, затримку, джиттер, втрати пакетів та коефіцієнт завантаження сектора. Далі ці дані проходять попередню обробку - фільтрацію шумів, нормалізацію та формування лагових вибірок - і трансформуються у поінформовані ознаки, які відображають часові цикли, стан каналу та профіль сервісу.

ML-ядро виконує прогнозування параметрів навантаження та пропускну здатності за допомогою моделей часових рядів, ансамблевих регресорів або рекурентних нейронних мереж, після чого обчислюються прогнозовані значення затримки, джиттера, втрат та інтегральної корисності $\hat{U}_i(t + \tau)$ відповідно до моделей. Отримані прогнози передаються в інтерфейс планувальника, де використовуються для корекції розподілу ресурсів до моменту виникнення критичних станів. Зворотний зв'язок формує нові дані телеметрії, що замкнуто реалізує цикл самооптимізації (Self-

Optimizing Network) і забезпечує адаптацію планувальника не лише до поточного стану мережі, а й до прогнозованих деградаційних режимів.

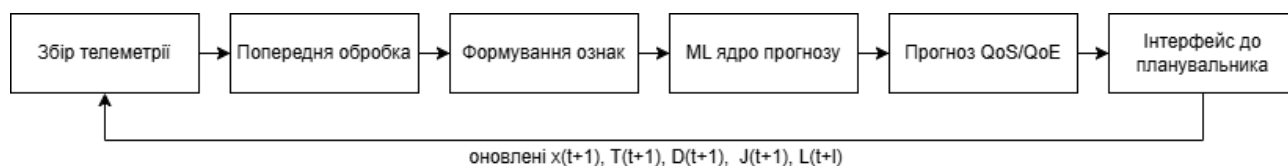


Рис. 1. Структурна схема модуля машинного навчання для прогнозування навантаження та QoS/QoE в системі мобільного зв'язку

У таблиці 1 систематизовано основні алгоритми машинного навчання, які можуть бути використані для прогнозування параметрів мобільної мережі та інтегровані у процес оптимізації радіоресурсів.

Таким чином, залучення моделей машинного навчання дає можливість перевести планування ресурсів від реактивного режиму, коли рішення приймаються лише за поточними значеннями пропускної здатності чи затримки, до превентивного керування, орієнтованого на прогнозовані стани навантаження й якісні параметри обслуговування. Це забезпечує випереджувальне ухвалення рішень, зменшення ризику деградації сервісу та створює основу для самооптимізуючих мереж, здатних адаптуватися до високої динаміки радіосередовища та поведінки абонентів.

Таблиця 1

Алгоритми машинного навчання для прогнозування параметрів мобільної мережі

Алгоритм	Клас моделі	Вхідні дані (ознаки)	Прогнозовані параметри	Призначення у плануванні
ARIMA / SARIMA	Лінійні часові ряди	історія навантаження $\lambda(t)$, коефіцієнт завантаження $\eta(t)$	короткостроковий прогноз $\lambda(t + \tau)$, $\eta(t + \tau)$	раннє виявлення піків навантаження, запобігання перевантаженню сектора
Random Forest / Gradient Boosting	Нелінійні ансамблеві регресори	$\lambda_i(t)$, $\eta(t)$, $SINR_i(t)$, час доби, профіль сервісу	прогноз пропускної здатності $T_i(t + \tau)$, імовірність перевищення D_i^{max} , L_i^{max}	оцінювання майбутніх станів перевантаження та QoS-ризиків
SVR (Support Vector Regression)	Нелінійна регресія	історія $T_i(t)$, $SINR_i(t)$, BER, тип модуляції	точний прогноз $T_i(t + \tau)$ для окремих користувачів	прицільна підтримка «чутливих» сервісів (відео, VoIP, URLLC)
RNN / LSTM / GRU	Рекурентні нейромережі	часові ряди $D_i(t)$, $J_i(t)$, $\lambda_i(t)$, $T_i(t)$, $\eta(t)$	прогноз затримки $\hat{D}_i(t + \tau)$, джиттера $\hat{J}_i(t + \tau)$, втрат $\hat{L}_i(t + \tau)$	попередження критичних порушень QoS до їхнього виникнення
k-means / DBSCAN (кластеризація)	Ненаглядове групування	профіль трафіка, SINR, QoS, тип сервісу	виявлення груп користувачів зі схожою поведінкою	диференційоване виділення ресурсу (пріоритетні vs. еластичні потоки)
Autoencoder / anomaly detection	Неймережеве виявлення аномалій	комплексні ознаки мережі $(\lambda, \eta, D, L, BER)$	виявлення атипових навантажень та аварійних шаблонів	автоматичний запуск SON-процедур, захист від раптових відмов

4.4 Метод оптимізації процесів планування й контролю з урахуванням критерію QoS/QoE

У запропонованому методі оптимізації планування радіоресурсів за основу обрано критерій, що інтегрує параметри QoS (Quality of Service) та QoE (Quality of Experience). Такий підхід зумовлений еволюцією вимог до систем мобільного зв'язку: замість абстрактної максимізації пропускної здатності сучасні мобільні мережі мають забезпечувати передбачувану якість передачі трафіку, стабільність сервісу та відповідність індивідуальним SLA-показникам різних типів обслуговування. QoS відображає сукупність формалізованих технічних параметрів мережі - затримки пакетів, пропускної здатності, джиттера, ймовірності втрат чи помилок, які визначаються вимогами ITU-T та 3GPP для підтримки голосових, відео-, URLLC- та IoT-сервісів. Відповідно, порушення цих вимог веде до деградації сервісу, що робить їх природною основою для обмежень в задачі оптимізації.

З іншого боку, задоволеність користувача залежить не лише від технічних параметрів, а від сприйняття якості сервісу (QoE), що відображає плавність відтворення, відсутність затримок та переривань, комфортність доступу й кінцеву якість взаємодії. Через це модель оптимізації використовує функцію корисності, яка зважає пропускну здатність, затримку, джиттер і втрати із заданими коефіцієнтами вагомості. Такий підхід дозволяє одночасно уникати критичних перевантажень у M/M/1-подібному трафіку та підтримувати параметри сервісу в допустимих межах, формуючи компроміс між пропускну здатністю та якістю.

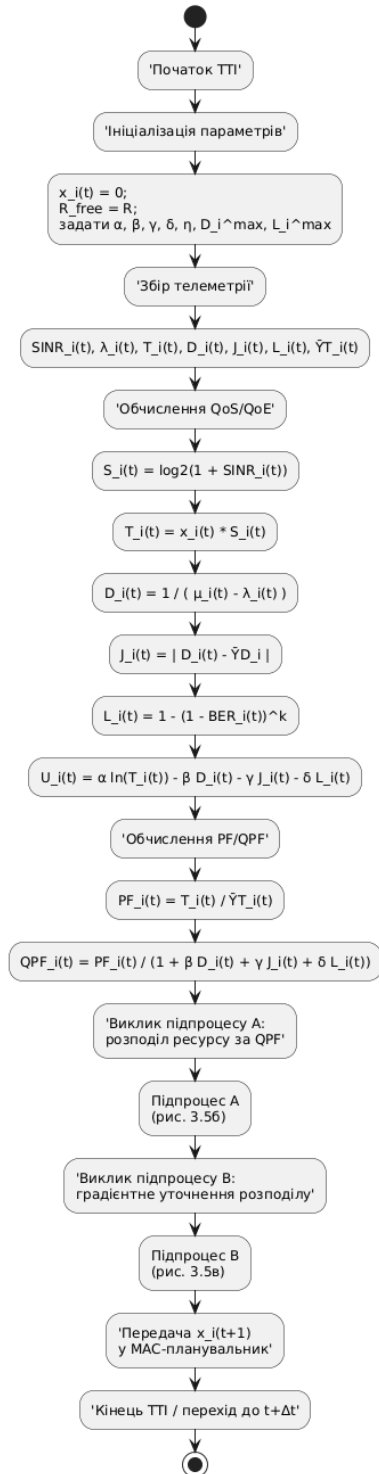


Рис. 2а. Загальна схема методу оптимізації процесів планування й контролю

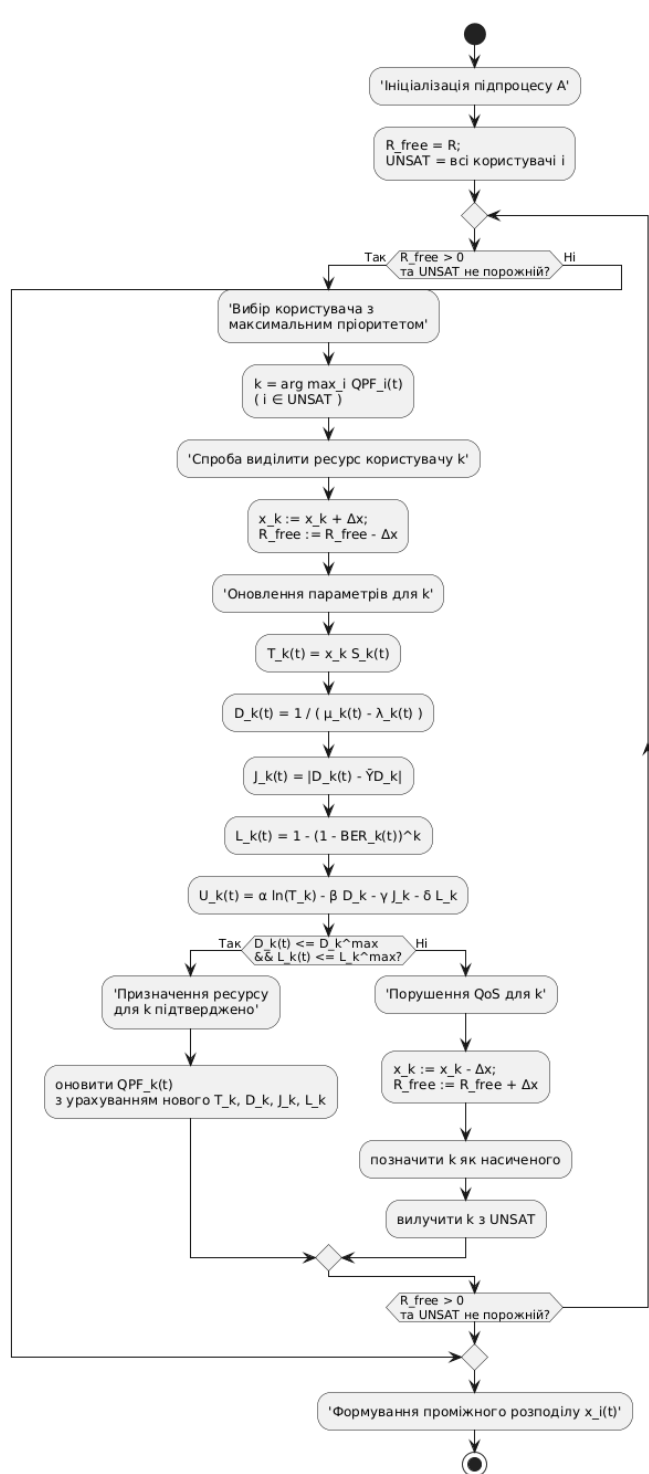


Рис. 2б. Підпроцес А: розподіл ресурсу за QOE-орієнтованим QPF

Рисунок 2а демонструє загальну послідовність роботи запропонованого QoE-орієнтованого методу оптимізації планування радіоресурсів у межах одного інтервалу планування (ТП). На

початковому етапі здійснюється ініціалізація параметрів, обнулення розподілу $x_i(t) = 0$, визначення доступного ресурсу $R_{free} = R$ та завдання вагових коефіцієнтів $\alpha, \beta, \gamma, \delta$, що визначають відносну важливість пропускну здатності, затримки, джиттера та втрат у загальній функції корисності. Далі виконується збір телеметричних параметрів $SINR_i(t), \lambda_i(t), \bar{T}_i(t)$ та сервісних характеристик, на основі яких проводиться оцінювання QoS-стану для кожного користувача.

На наступному етапі обчислюються параметри спектральної ефективності $S_i(t) = \log_2(1 + SINR_i(t))$, поточна пропускна здатність $T_i(t) = x_i(t)S_i(t)$, затримка $D_i(t) = 1/(\mu_i(t) - \lambda_i(t))$, джиттер $J_i(t) = |D_i(t) - \bar{D}_i|$ та втрати $L_i(t) = 1 - (1 - BER_i(t))^k$. Узгоджена оцінка якості обслуговування описується функцією корисності $U_i(t) = \alpha \ln(T_i(t)) - \beta D_i(t) - \gamma J_i(t) - \delta L_i(t)$, на основі якої формуються локальні пріоритети користувачів за модифікованим критерієм $QPF_i(t)$. Відмінність від класичного пропорційно-справедливого підходу полягає у включенні штрафних компонентів, які зменшують пріоритет при зростанні затримки та втрат, що дозволяє уникати погіршення QoE.

Ключовою новизною є послідовна активація двох підпроцесів: (1) первинний розподіл ресурсу за критерієм $QPF_i(t)$ та (2) градієнтне уточнення знайденого розв'язку. Така двоетапна побудова дозволяє уникати надмірних обчислювальних витрат на початковому етапі, швидко формуючи допустимий розподіл, і лише після цього виконувати точне оптимізаційне коригування. Таким чином, рисунок 3.5а формує рамку алгоритму, у якій підпроцеси 3.5б та 3.5в виконують спеціалізовані функції з контролю QoS та покращення QoE.

Рисунок 2б деталізує ітеративний механізм початкового розподілу ресурсу між активними користувачами за критерієм $QPF_i(t)$. Метод послідовно виділяє ресурсні блоки тим користувачам, чий поточний пріоритет є максимальним, за умови що вони не порушують сервісних вимог. Кожен цикл включає перевірку доступного ресурсу $R_{free} > 0$, вибір користувача $k = \arg \max QPF_i(t)$ серед ненасичених, тимчасове збільшення $x_k := x_k + \Delta x$ та оновлення показників $T_k(t), D_k(t), J_k(t), L_k(t)$ із подальшим перерахунком функції корисності.

Якщо призначення ресурсу користувачеві k спричиняє перевищення затримки $D_k(t) > D_k^{\max}$ або втрат $L_k(t) > L_k^{\max}$, то рішення скасовується, ресурс повертається, а користувач позначається як насичений. Таким чином, метод запобігає неконтрольованому накопиченню черг у моделі $M/M/1$ та гарантує виконання операторських SLA-вимог. Така поведінка є принципово відмінною від класичного PF, який не містить жодного QoS-обмеження та може призводити до блокування сервісів із чутливими вимогами.

Новизна підпроцесу полягає у динамічному вилученні користувачів із процесу розподілу, коли їхні параметри перевищують допустимі пороги. Це прискорює збіжність алгоритму та зменшує навантаження на подальший етап оптимізації. Додаткову ефективність забезпечує адаптивне оновлення $QPF_i(t)$ після кожної успішної алокації, що забезпечує збалансований розподіл без надмірних обчислень. Результатом підпроцесу А є робочий компроміс між пропускну здатністю та якістю, який використовується як початкове наближення для градієнтного уточнення.

Рисунок 2в демонструє ітераційну оптимізацію розподілу ресурсу на основі градієнтів функції корисності $U_i(t)$. Метод задає максимальну кількість ітерацій K_{max} і на кожному кроці оцінює наближену похідну $\partial U_i / \partial x_i$, після чого виконує оновлення $x_i^{new} = x_i + \eta \partial U_i / \partial x_i$. Параметр η виступає кроком навчання, а логарифмічна структура U_i забезпечує опуклість постановки, що полегшує збіжність.

Після кожного оновлення виконується нормування $\sum_i x_i^{new} \leq R$, що гарантує обмеженість сумарного радіоресурсу. На наступному етапі проводиться повторний перерахунок затримок та втрат для нових значень x_i^{new} . Якщо для будь-якого користувача порушуються обмеження $D_i(t) \leq D_i^{\max}$, $L_i(t) \leq L_i^{\max}$, то відповідні x_i^{new} коригуються до допустимих значень, що стабілізує систему й запобігає колапсу черг. У випадку, коли жодних порушень не виявлено, оновлений ресурс приймається як допустимий, а лічильник ітерацій збільшується.

Новизна даного підпроцесу полягає у застосуванні градієнтної оптимізації над QoE-орієнтованою функцією корисності, що дозволяє виконувати точне регулювання ресурсу на основі локальних похідних. На відміну від статичних схем, така модель може адаптуватися до швидкої динаміки радіоканалу та зміни трафіку. Крім того, в алгоритм органічно інтегрується можливість використання прогнозних $\hat{U}_i(t + \tau)$, що створює підґрунтя для випереджувального управління в 5G/6G. Підпроцес Б формує остаточний оптимізований розподіл $x_i(t + 1)$, який передається модулю MAC для виконання в наступному ТТІ.

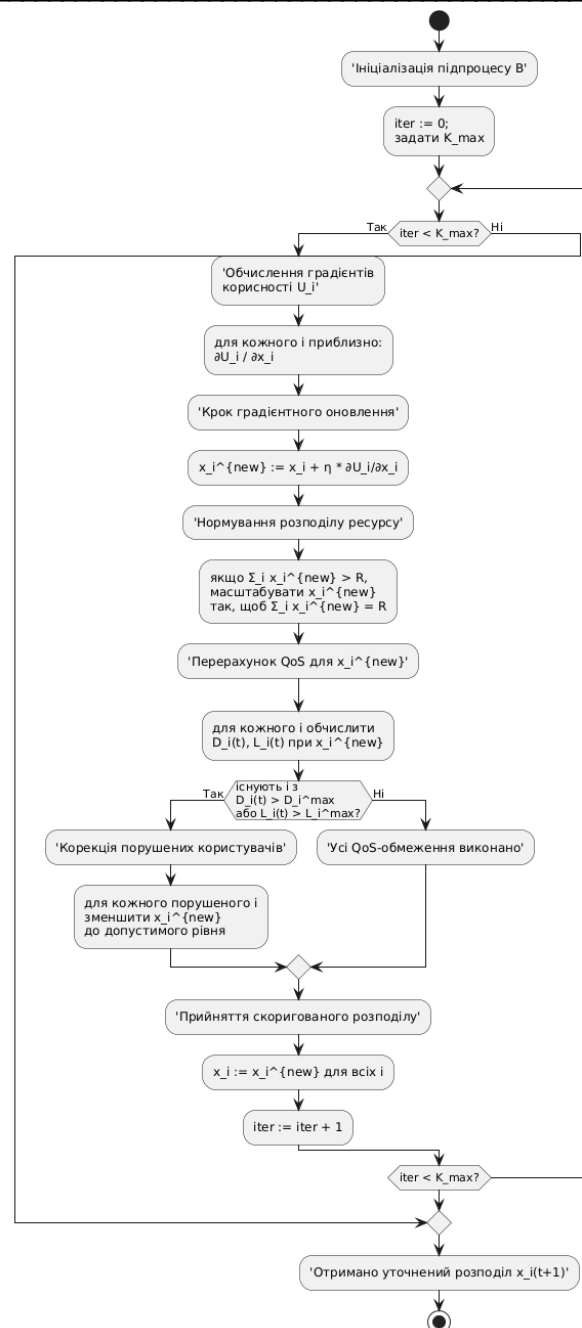


Рис. 2в. Підпроцес В: градієнтне уточнення QE-орієнтованого розподілу

Запропонований QoE-орієнтований метод оптимізації планування радіоресурсів забезпечує низку суттєвих переваг порівняно з класичними підходами максимізації пропускної здатності або пропорційно-справедливого розподілу. Насамперед, він унеможливує обслуговування користувачів із порушеними сервісними обмеженнями, оскільки одночасно контролює затримку, джиттер та імовірність втрат -ключові параметри стійкості потоків у мобільних мережах. Таким чином, система уникає накопичення черг у М/М/1-подібних моделях, що є типовою причиною деградації відео- й голосових сервісів за високого навантаження.

Другою суттєвою перевагою є адаптивність до сервісних класів, оскільки вагові коефіцієнти у функції корисності дозволяють змінювати пріоритети між пропускною здатністю, затримкою та якістю передачі залежно від сценарію. Це робить метод універсальним для URLLC, eMBB та mMTC-профілів і фактично трансформує його у механізм підтримки SLA-вимог та мережевого slicing-керування, що є критично важливим для 5G-інфраструктур.

Третя перевага полягає у двоступеневій архітектурі, яка об'єднує швидкий евристичний розподіл за критерієм $QPF_i(t)$ та точне градієнтне уточнення. Така комбінація забезпечує високу обчислювальну ефективність: первинний розподіл зменшує пошуковий простір, а градієнтний механізм доводить

рішення до локального оптимуму без втрати сервісних гарантій. У підсумку система працює стабільно навіть у перевантажених умовах.

Крім того, метод поліпшує справедливість доступу до радіоресурсу, оскільки модифікований критерій $QPF_i(t)$ знижує пріоритет користувачів із погіршеними параметрами QoS, не дозволяючи їм поглинати надмірні частотні ресурси та витіснити критично важливі потоки. Це запобігає явищу «мережевої несправедливості», характерному для звичайного PF, і призводить до більш стабільного розподілу.

Таблиця 2

Призначення блок-схем алгоритму оптимізації планування

Позначення рисунка	Зміст блок-схеми	Основна роль у методі	Ключові елементи
Рисунок 3.5а	Загальна схема QoE-орієнтованого методу оптимізації планування радіоресурсів в одному інтервалі ТТІ	Відображає повний цикл роботи методу: ініціалізація, збір телеметрії, обчислення параметрів QoS/QoE, формування локальних пріоритетів та виклик підпроцесів розподілу й уточнення	Формули для $S_i(t)$, $T_i(t)$, $D_i(t)$, $J_i(t)$, $L_i(t)$, $U_i(t)$, $PF_i(t)$, $QPF_i(t)$; переходи до підпроцесів А і В
Рисунок 3.5б	Підпроцес А: розподіл ресурсу за QoE-орієнтованим критерієм $QPF_i(t)$	Описує ітеративне виділення ресурсних блоків користувачам із найбільшим пріоритетом $QPF_i(t)$ з урахуванням обмежень на затримку та втрати	Цикл перевірки умови $R_{free} > 0$ та ненасичених користувачів, блок вибору $k = \arg \max QPF_i$, перевірка умов $D_k \leq D_k^{max}$, $L_k \leq L_k^{max}$, відкат призначення та маркування насичених користувачів
Рисунок 3.5в	Підпроцес В: градієнтне уточнення розподілу ресурсів, отриманого в підпроцесі А	Показує, як на основі градієнтів функції корисності виконується ітераційне покращення розподілу ресурсів із нормуванням та повторною перевіркою QoS-обмежень	Цикл за кількістю ітерацій $iter < K_{max}$, обчислення $\partial U_i / \partial x_i$, крок $x_i^{new} = x_i + \eta \partial U_i / \partial x_i$, нормування $\sum x_i^{new} \leq R$, перевірка $D_i \leq D_i^{max}$, $L_i \leq L_i^{max}$ і прийняття фінального розподілу $x_i(t+1)$

Останньою, але принципово важливою перевагою є алгоритмічна сумісність з методами машинного навчання, адже градієнтна структура функції корисності та наявність прогнозних параметрів $\hat{U}_i(t+\tau)$ дозволяє інтегрувати в методику моделі передбачення попиту, швидкодія динамічних змін радіоканалу або поведінки користувача. Це створює передумови до превентивного управління, яке розглядається як ключовий механізм у майбутніх системах 6G.

У сукупності зазначені властивості формують оптимізаційний підхід, орієнтований на підтримання реальної якості споживання сервісу, а не лише на максимізацію миттєвої швидкості. Саме такий режим роботи відповідає сучасним вимогам інтелектуального керування мережею, забезпечуючи стабільність, масштабовність та ефективність використання спектра.

4.5 Експериментальне дослідження запропонованого методу

Експериментальне дослідження проводилося методом імітаційного моделювання одно секторної стільникової системи з фіксованою кількістю користувачів та змінним навантаженням η , що відображає ступінь завантаженості радіоресурсу (від 0,2 до 0,95). Для порівняння розглядалися три алгоритми планування: класичний алгоритм Max C/I, орієнтований на максимізацію миттєвої пропускної здатності; пропорційно-справедливий (PF) планувальник; та запропонований QoE-орієнтований метод, що поєднує розподіл за модифікованим критерієм $QPF_i(t)$ та градієнтне уточнення з урахуванням затримки та втрат.

У всіх сценаріях моделювання для кожного користувача генерувалися послідовності значень $SINR_i(t)$, інтенсивності трафіка $\lambda_i(t)$ та параметрів черги, на основі яких обчислювалися $T_i(t)$, $D_i(t)$, $J_i(t)$ та $L_i(t)$ відповідно до моделей, наведених у попередніх підрозділах. Вагові коефіцієнти функції корисності α, β, γ , добивалися таким чином, щоб відобразити підвищену чутливість до затримки та втрат для сервісів реального часу. Для кожного значення навантаження η проводилася серія прогонів моделі, за результатами яких оцінювалися середня корисність (QoE), середня затримка та коефіцієнт справедливості Джейна.

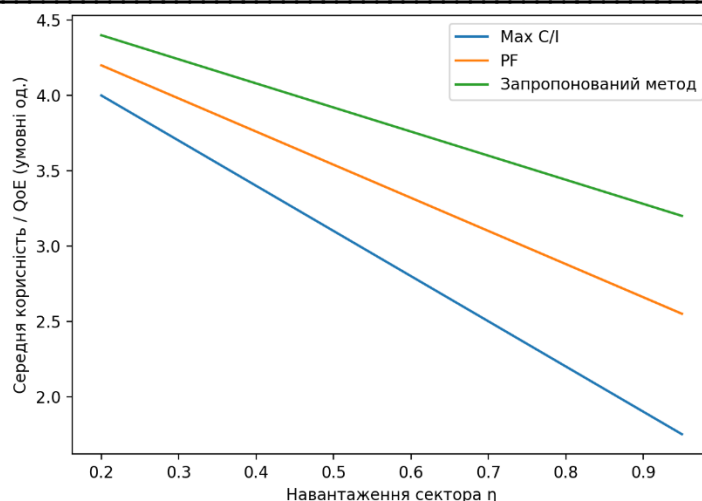


Рис. 3. Залежність середньої QoE від навантаження для різних алгоритмів

На рисунку 3 показано зміну середньої корисності (QoE) як функції навантаження сектора η для трьох алгоритмів планування. Крива, що відповідає алгоритму Max C/I, демонструє різке погіршення QoE при зростанні навантаження, що пов'язано з тим, що цей підхід орієнтується виключно на користувачів із найкращим каналом, ігноруючи затримки та втрати інших абонентів. Пропорційно-справедливий планувальник (PF) забезпечує більш плавне зниження QoE, оскільки балансує поточну та середню пропускну здатність, проте не враховує обмеження на затримку.

Запропонований метод демонструє найвищі значення QoE в усьому діапазоні навантажень. Особливо помітна різниця в зоні високих навантажень ($\eta > 0,7$), де QoE для класичних підходів різко падає, тоді як запропонований метод підтримує прийнятний рівень якості завдяки врахуванню затримки, джиттера та втрат у функції корисності. Це підтверджує, що включення QoS-параметрів у цільову функцію дозволяє підтримувати суб'єктивну якість сервісу навіть у режимах, близьких до перевантаження.

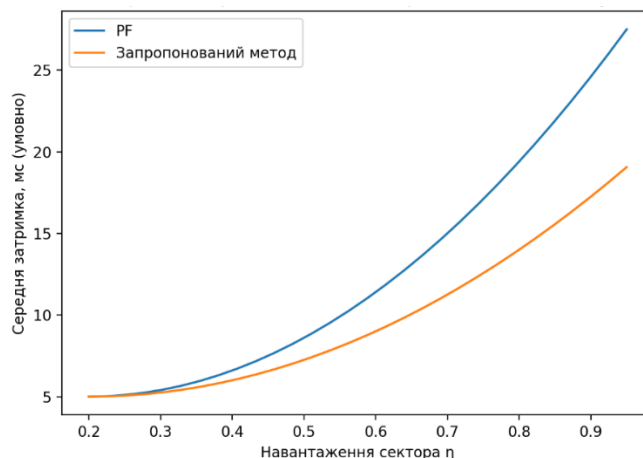


Рис. 4. Середня затримка для PF та запропонованого методу

Рисунок 4 ілюструє залежність середньої затримки пакетів від навантаження для пропорційно-справедливого планувальника та запропонованого методу. Видно, що для алгоритму PF затримка зростає значно швидше при наближенні навантаження до критичних значень ($\eta \rightarrow 1$), що відображає типову поведінку черг у системі масового обслуговування, коли $\lambda \rightarrow \mu$. У такій ситуації навіть невелике збільшення навантаження призводить до різкого збільшення середнього часу очікування.

У випадку запропонованого методу крива зростання затримки є більш пологою: алгоритм активно обмежує виділення ресурсу тим користувачам і потокам, які наближаються до граничних значень D_i^{max} , тим самим запобігаючи входженню системи у режим вибухового росту черг. Це підтверджує, що включення сервісних обмежень у механізм планування дозволяє утримувати мережу в стабільному робочому режимі й уникати деградації якості обслуговування при високих навантаженнях.

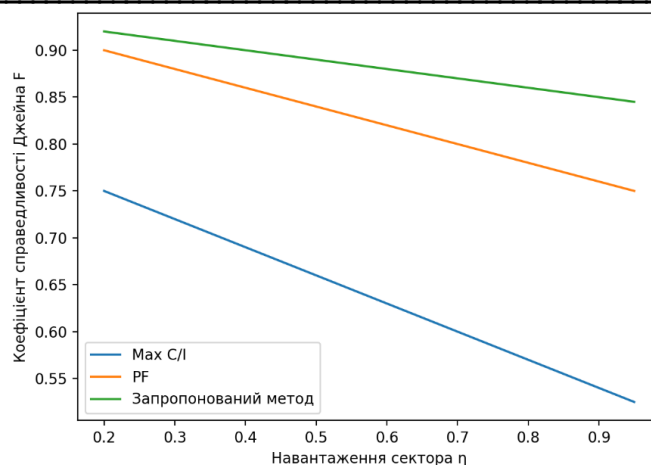


Рис. 5. Справедливість розподілу ресурсу для різних алгоритмів

На рисунку 5 наведено коефіцієнт справедливості Джейна F для різних алгоритмів планування. Для Max C/I спостерігається найнижчий рівень справедливості, особливо за високих навантажень, що пояснюється орієнтацією цього алгоритму на користувачів із найкращими радіоканалами та практичним «ігноруванням» абонентів у гірших умовах. Для класичного PF коефіцієнт справедливості є суттєво вищим, оскільки цей підхід забезпечує баланс між поточною та середньою пропускну здатністю.

Запропонований метод забезпечує найвищі значення коефіцієнта Джейна в усьому діапазоні навантажень. Це зумовлено тим, що модифікований критерій $QPF_i(t)$ поєднує пропорційну справедливість з урахуванням затримки та втрат: користувачі з погіршеними QoS-параметрами автоматично отримують підвищений пріоритет, що не дозволяє їм «випасти» з обслуговування. Таким чином, алгоритм не лише підвищує загальну QoE, а й забезпечує більш рівномірний розподіл ресурсу між абонентами.

Таблиця 3

Порівняння методів планування радіоресурсів

Критерій оцінювання	Max C/I	PF	Запропонований метод
Орієнтація	Максимум миттєвої пропускну здатності	Баланс пропускну здатності	QoE-орієнтоване планування
Затримка (контроль)	Відсутній $\rightarrow$ експоненційне зростання при $\eta \rightarrow 1$	Частково контролюється (через усереднення)	Жорсткі обмеження через D_i^{max}
Джиттер	Найбільший	Середній	Мінімізований
Втрати пакетів	Різке зростання	Середні значення	Найнижчі
Fairness (Джейна F)	Дуже низька	Добра	Найкраща
Поведінка при низькому SINR	Користувачів «витісняє»	Підтримує частково	Гарантує мінімальний рівень
Придатність для eMBB	Ідеальна	Висока	Висока
Придатність для VoIP / URLLC	Незадовільна	Нестабільна при $\eta > 0.7$	Підтримує SLA
Стійкість при високих η	Нестабільна	Погіршується	Стабільна
Обчислювальна складність	Низька	Низька	Помірна (градієнт + евристика)
Сумісність із ML/SO	Немає сенсу	Часткова	Повна + можливість прогнозу QoE
6G-готовність	Немає	Обмежена	Висока

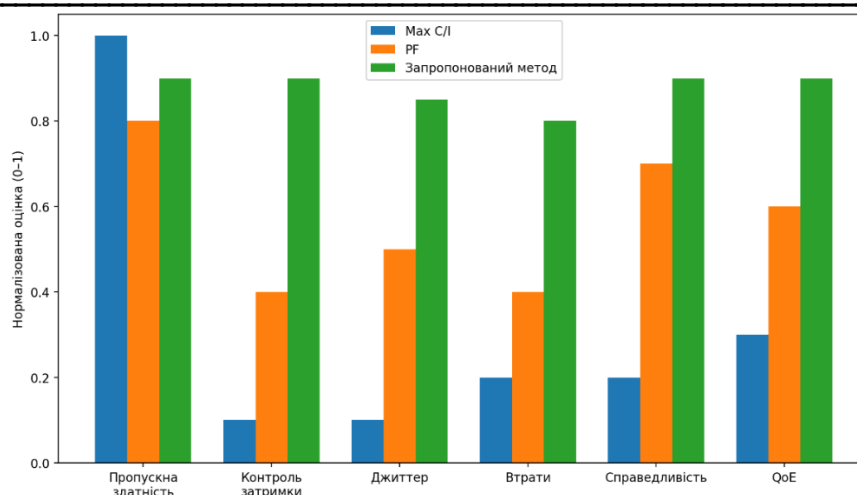


Рис. 6. Порівняння методів планування за критеріями

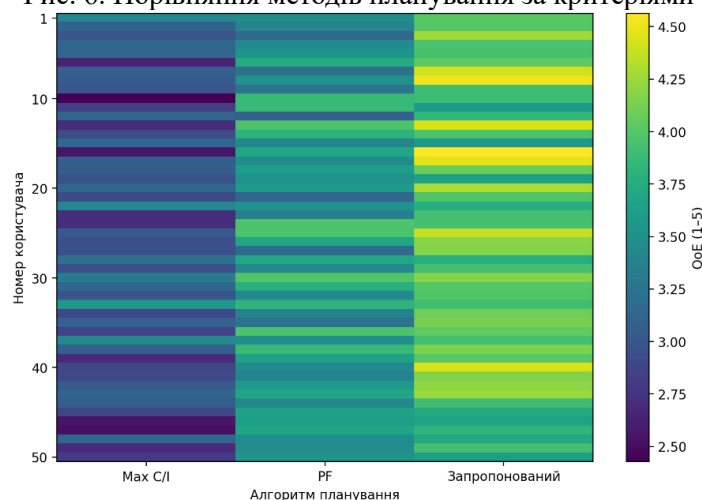


Рис. 7. Розподіл QoE для 50 користувачів і трьох алгоритмів планування

На рисунку 6 подано груповану стовпчикову діаграму для шести критеріїв порівняння. Класичний алгоритм Max C/I демонструє максимум пропускної здатності, проте характеризується найнижчими значеннями за показниками QoS та QoE. Алгоритм PF забезпечує компроміс, однак не стабілізує затримку при високих навантаженнях. Запропонований метод формує найвищі значення за більшістю критеріїв — зокрема, забезпечує зниження джиттера, контроль втрат пакетів та зростання справедливості, що у підсумку призводить до найкращого значення QoE.

На цій тепловій карті по вертикалі відкладено користувачів (1...50), по горизонталі - алгоритми планування (Max C/I, PF, Запропонований метод). Колір відповідає значенню QoE у шкалі 1-5.

Добре видно, що для Max C/I трапляються значні області «холодних» (темніших) значень QoE, особливо для користувачів із гіршими радіоумовами. Алгоритм PF частково вирівнює картину, але все одно зберігаються користувачі з низькою суб'єктивною якістю. Для запропонованого методу більшість клітинок переходять у «теплу» зону (вищі QoE), причому кількість користувачів із низькою якістю істотно менша. Це наочно показує, що алгоритм підвищує не лише середню, а й індивідуальну якість обслуговування.

5. Висновки та перспективи подальших досліджень

У статті розглянуто актуальну науково-прикладну задачу оптимізації процесів планування й контролю радіоресурсів у системах мобільного зв'язку п'ятого покоління та перспективних мережах 6G. Показано, що традиційні підходи до планування, орієнтовані переважно на показники QoS та максимізацію пропускної здатності, не забезпечують стабільної якості сервісів реального часу в умовах високого та стохастичного навантаження, що зумовлює необхідність переходу до QoE-орієнтованих методів управління мережею.

Отримані результати експериментального дослідження підтверджують ефективність запропонованого QoE-орієнтованого методу планування радіоресурсів. У всіх сценаріях навантаження спостерігається вищий рівень середньої корисності порівняно з алгоритмами Max C/I та PF, а також

кращий контроль затримки й справедливості. Особливо помітні переваги в області високих навантажень, де класичні схеми втрачають стабільність, тоді як запропонований підхід зберігає прийнятні значення QoE та QoS-параметрів.

Таким чином, експериментальні результати узгоджуються з теоретичними очікуваннями та демонструють, що включення QoS-показників у функцію корисності, використання модифікованого критерію $QPF_i(t)$ та градієнтного уточнення розподілу ресурсу забезпечує підвищення якості обслуговування користувачів і стабільність роботи системи мобільного зв'язку в умовах змінного й високого навантаження

Отримані результати можуть бути використані при розробці та модернізації механізмів планування й контролю в мережах 5G та 6G, а також у задачах мережевого slicing та Self-Optimizing Networks. Подальші дослідження доцільно спрямувати на експериментальну валідацію методу в реальних мережах, розширення моделі на багатосекторні сценарії та поглиблену інтеграцію методів глибинного навчання для довгострокового прогнозування навантаження та якості сервісу.

Список використаної літератури

1. Fiedler M., Hossfeld T., Tran-Gia P. A generic quantitative relationship between quality of experience and quality of service. *IEEE Network*. 2010. Vol. 24, no. 2. P. 36–41. URL: <https://doi.org/10.1109/mnet.2010.5430142> (date of access: 21.12.2025).
2. Hockessin. *Next Generation Wireless Access*. Hockessin Books, 2019.
3. Hofmann S. G., Otto M. W. Overall Description of Treatment Strategy. *Cognitive Behavioral Therapy for Social Anxiety Disorder*. 2017. P. 24–49. URL: <https://doi.org/10.4324/9781315617039-2> (date of access: 21.12.2025).
4. Kelly F. Charging and rate control for elastic traffic. *European Transactions on Telecommunications*. 1997. Vol. 8, no. 1. P. 33–37. URL: <https://doi.org/10.1002/ett.4460080106> (date of access: 21.12.2025).
5. Maleyeff J. Service quality performance metric development. *Quality Service Management*. New York, 2022. P. 35–45. URL: <https://doi.org/10.4324/9781003199014-4> (date of access: 21.12.2025).
6. Mo J., Walrand J. Fair end-to-end window-based congestion control. *IEEE/ACM Transactions on Networking*. 2000. Vol. 8, no. 5. P. 556–567. URL: <https://doi.org/10.1109/90.879343> (date of access: 21.12.2025).
7. Network Slicing-Based Customization of 5G Mobile Services / I. Afolabi et al. *IEEE Network*. 2019. Vol. 33, no. 5. P. 134–141. URL: <https://doi.org/10.1109/mnet.001.1800072> (date of access: 21.12.2025).
8. Network Slicing in 5G: Survey and Challenges / X. Foukas et al. *IEEE Communications Magazine*. 2017. Vol. 55, no. 5. P. 94–100. URL: <https://doi.org/10.1109/mcom.2017.1600951> (date of access: 21.12.2025).
9. Sutton R. S., Barto A. G. Reinforcement Learning: An Introduction. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 1998. Vol. 9, no. 5. P. 1054. URL: <https://doi.org/10.1109/tnn.1998.712192> (date of access: 21.12.2025).
10. What Will 5G Be? / J. G. Andrews et al. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*. 2014. Vol. 32, no. 6. P. 1065–1082. URL: <https://doi.org/10.1109/jsac.2014.2328098> (date of access: 21.12.2025).
11. QOS-QOE Energy Saving Optimization Model for Wireless Sensor Networks. *Journal of Sensor Technology and Application*. 2018. Vol. 06, no. 02. P. 50–57. URL: <https://doi.org/10.12677/jsta.2018.62006> (date of access: 21.12.2025).
12. V. Zhebka, et al., Stability Method of Connectivity Automated Calculation for Heterogeneous Telecommunication Network, in: *Workshop on Cybersecurity Providing in Information and Telecommunication Systems*, vol. 3188 (2021) 282–287.
13. P. Anakhov, et al., Evaluation Method of the Physical Compatibility of Equipment in a Hybrid Information Transmission Network, *J. Theor. Appl. Inf. Technol.* 100(22) (2022) 6635–6644.
14. P. Anakhov, et al., Protecting Objects of Critical Information Infrastructure from Wartime Cyber Attacks by Decentralizing the Telecommunications Network, in: *Workshop on Cybersecurity Providing in Information and Telecommunication Systems*, vol. 3050 (2023) 240–245.
15. P. Anakhov, et al., Increasing the Functional Network Stability in the Depression Zone of the Hydroelectric Power Station Reservoir, in: *Workshop on Emerging Technology Trends on the Smart Industry and the Internet of Things*, vol. 3149 (2022) 169–176.