

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2026-365-28>

УДК 621.396:519.876

ДМИТРУК КОСТЯНТИН

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут»

<https://orcid.org/0009-0008-1936-3676>

e-mail: Kostiantyn.Dmytruk@infiz.khpi.edu.ua

КАСІЛОВ ОЛЕГ

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут»

<https://orcid.org/0000-0002-8524-2345>

e-mail: oleg.kasilov@khpi.edu.ua

МОДЕЛЬ ДИНАМІЧНОГО РОЗПОДІЛУ РЕСУРСІВ У БАГАТОШАРОВИХ БЕЗДРОТОВИХ МЕРЕЖАХ

У статті розроблено математичну модель динамічного розподілу ресурсів у багатошаровій бездротовій мережі. Модель враховує взаємодію між сенсорним, MESH- і магістральним рівнями та оптимізує пропускну здатність шляхом адаптивного балансування каналів. Результати моделювання підтверджують покращення використання спектра та зменшення затримок у середньому на 12%.

Ключові слова: MESH-мережа, бездротова мережа, енергоефективність, пропускну здатність, затримка пакетів, якість обслуговування.

DMYTRUK KOSTIANTYN, KASILOV OLEG

National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute"

MODEL OF DYNAMIC RESOURCE ALLOCATION IN MULTILAYER WIRELESS NETWORKS

The article develops a consistent mathematical model of dynamic radio resource allocation in a multilayer wireless network, including a sensor layer, a MESH structure, and a backbone segment. The relevance of the study is due to the increase in traffic intensity, uneven load, and the need to ensure stable quality of service (QoS) indicators in systems with a multi-layer architecture. The proposed approach is based on the formalization of the process of redistributing a shared resource between network layers by minimizing a loss functional that takes into account load factors and segment priority.

An analytical expression for optimal resource allocation is obtained, according to which the share of bandwidth of each layer is determined by the cubic dependence on traffic intensity and importance weighting factors. Such a model provides real-time adaptability and allows for consistent management of bandwidth, delays, and energy consumption of nodes. To assess the effectiveness of optimization, the indicators of average delay, queue length, packet loss ratio, and energy costs were used.

Experimental verification was performed in the OMNeT++ environment using the INET framework for a three-level topology with 64 sensor nodes, 16 MESH nodes and a backbone gateway. The simulation results confirmed a reduction in the average packet delay by 11–12%, a reduction in queue length by up to 21% in peak modes, and a reduction in the loss factor from 3,1% to 1,9%. Additionally, a reduction in the energy consumption of sensor nodes by 6,4% was recorded, which is critically important for autonomous monitoring systems.

The obtained results demonstrate the consistency of analytical calculations and simulation data and confirm the feasibility of using the proposed model as a basis for building adaptive resource management algorithms in multilayer wireless networks with uneven traffic and increased requirements for operational stability.

Keywords: MESH network, wireless network, energy efficiency, bandwidth, packet delay, quality of service.

Стаття надійшла до редакції / Received 11.02.2026

Прийнята до друку / Accepted 11.03.2026

Опубліковано / Published 28.05.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© Дмитрик Костянтин, Касілов Олег

Постановка проблеми у загальному вигляді

та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Сучасні багатошарові бездротові мережі, що поєднують сенсорні підсистеми, MESH-рівень і магістральні канали передавання даних, функціонують в умовах високої динамічності трафіку та змінного радіосередовища. Зростання кількості інтелектуальних пристроїв, автономних вузлів і сервісів моніторингу призводить до нерівномірного навантаження на різні рівні мережі, що ускладнює забезпечення гарантованих показників якості обслуговування (QoS). При цьому взаємозалежність між рівнями зумовлює каскадний вплив локальних змін на глобальну поведінку системи.

Традиційні статичні підходи до розподілу ресурсів і керування пропускну здатністю не враховують часову мінливість інтенсивності потоків та варіативність умов доступу до радіоканалу. Унаслідок цього виникають переваження окремих сегментів, зростання затримок і зниження ефективності використання спектра. Особливо гостро ця проблема проявляється у сценаріях із критичними вимогами до надійності та мінімального часу реакції.

Таким чином, наукова проблема полягає у відсутності узгодженої математичної моделі багатошарової бездротової мережі, яка б одночасно враховувала міжрівневу взаємодію, стохастичний характер трафіку та динаміку радіосередовища й забезпечувала адаптивне керування ресурсами в реальному часі. Розв'язання цієї проблеми потребує розробки комплексного підходу до динамічного перерозподілу радіоресурсів, спрямованого на мінімізацію затримок, запобігання переважанню вузлів і підвищення загальної продуктивності багатошарових бездротових мереж у широкому спектрі експлуатаційних умов.

Аналіз досліджень та публікацій

У сучасних дослідженнях взаємодія між сенсорним, MESH- та магістральним рівнями бездротових мереж розглядається як перспективний напрям [1]. У роботі [2] застосовано машинне навчання для оптимізації рівнів PHY, MAC і Network, однак більшість моделей охоплюють лише окремі рівні без урахування повної багаторівневої структури. У [3] запропоновано інтелектуальний розподіл ресурсів із використанням глибокого навчання, проте підхід орієнтований на загальні бездротові системи, а не на багатопарові архітектури типу «сенсори–MESH–магістраль».

У [4] досліджено гетерогенні multi-RAT мережі з багаторівневою структурою та застосуванням підсиленого навчання, а в [5] – оптимізацію просторового повторного використання спектра в щільних багаторівневих зонах на основі ADMM. Вітчизняні дослідження також представлені в [6], де розроблено автоматизовану систему управління ресурсами WSN.

Проблеми масштабованості, динаміки навантаження та енергоефективності залишаються актуальними. У [7–8] проаналізовано застосування глибокого підкріплювального навчання для радіоресурсів, проте міжрівневе керування розкрито обмежено. Роботи [9–10] розглядають багатокритеріальну оптимізацію у VNE, формуючи основу для інтегрованої взаємодії рівнів.

Отже, існуючі підходи створюють теоретичну базу, однак переважно зосереджені на окремих рівнях або технологіях. Недостатня увага до повної тривірневої архітектури «сенсори → MESH → магістраль» обґрунтовує доцільність подальших досліджень і розробки комплексної моделі.

Формулювання цілей статті

Метою роботи є: розроблення узгодженої математичної моделі динамічного розподілу ресурсів у багатопаровій бездротовій мережі, яка дозволяє підвищити продуктивність системи шляхом адаптивного балансування пропускної здатності між її рівнями.

Для виконання поставленої мети, сформовано наступні задачі:

- розроблення теоретичного апарату для опису динаміки навантаження, взаємодії каналів і трафіку в багатопаровій мережі;
- формування математичної моделі структури мережі та визначення ключових показників продуктивності;
- побудова критерію оптимізації для адаптивного розподілу радіоресурсів;
- перевірка моделі в середовищі комп'ютерного моделювання;
- порівняння аналітичних результатів із симуляціями для підтвердження адекватності підходу в умовах змінного трафіку.

Виклад основного матеріалу

У сучасних багатопарових бездротових системах, що включають сенсорний рівень, рівень MESH та магістральний сегмент, однією з ключових проблем є ефективний розподіл радіоресурсів між різномірними підсистемами. Кожен рівень має власні обмеження та вимоги до якості обслуговування (QoS), а зміна навантаження в одному сегменті неминуче впливає на інші. Тому математичний опис таких систем повинен одночасно враховувати як структурну багаторівневність, так і часову динаміку потоків даних та пропускної здатності каналів.

Для подальшого аналізу позначимо множину рівнів як

$$L = \{1, 2, 3\}, \quad (1)$$

де рівень 1 відповідає сенсорній підсистемі, рівень 2 – MESH-структурі, а рівень 3 – магістральному каналу. Кожен рівень генерує власний трафік, інтенсивність якого позначимо як $\lambda_l(t)$ і який змінюється у часі залежно від характеру подій, частоти зчитування даних сенсорами, топологічних змін MESH-мережі або навантаження транспортної інфраструктури. Фізично ця величина характеризує швидкість надходження пакетів, яка може коливатись у широких межах, зокрема у сенсорному сегменті під впливом зовнішніх процесів.

Сумарну пропускну здатність групи каналів рівня l визначимо як

$$\mu_l(t) = \sum_{c \in C_l} B_c(t), \quad (2)$$

де $B_c(t)$ – миттєва швидкість передачі певного каналу. З фізичної точки зору це вираження відображає залежність продуктивності рівня від реальних умов радіопоширення: завади на частотах, коливання сигналу, конфлікти в MESH-сегменті, а також навантаження магістральних вузлів.

На основі характеристик трафіку та пропускної здатності визначимо коефіцієнт завантаження рівня:

$$\rho_l(t) = \frac{\lambda_l(t)}{\mu_l(t)}. \quad (3)$$

Цей коефіцієнт має важливий фізичний зміст: коли $\rho_l(t)$ наближається до 1, система працює на межі своїх можливостей, що збільшує імовірність затримок, черг, коливань у продуктивності та деградації QoS.

Оскільки в багатопаровій мережі існує спільний пул радіоресурсів, що може адаптивно перерозподілятися між рівнями, позначимо частку ресурсу, виділену конкретному рівню, як $x_l(t)$. Тоді його пропускну здатність визначатиметься співвідношенням

$$\mu_l(t) = x_l(t)R(t). \quad (4)$$

Тут $R(t)$ – спільний системний ресурс, що у загальному випадку описує сукупну доступну ширину спектра, каналів або часових слотів. Нормування часток здійснюється умовою

$$\sum_{l \in L} x_l(t) = 1. \quad (5)$$

Для формального опису критерія оптимізації введемо функціонал втрат

$$J(t) = \sum_{l \in L} w_l \rho_l^2(t). \quad (6)$$

де коефіцієнт w_l визначає пріоритетність рівня з точки зору QoS та критичності обслуговування. Використання квадратичної міри відображає той факт, що при зростанні завантаження негативний вплив на мережу зростає швидше, ніж лінійно.

Після підстановки виразів (3) та (4) отримуємо

$$J(t) = \sum_{l \in L} w_l \left(\frac{\lambda_l(t)}{x_l(t)R(t)} \right)^2. \quad (7)$$

Фізично функціонал (7) визначає інтегральну міру «перевантаженості» мережі з урахуванням вагових коефіцієнтів різних рівнів. Такий підхід дозволяє віддавати більше ресурсу не лише рівню з більшим трафіком, але й тому, який є критичнішим з точки зору QoS (наприклад, MESH-рівень у маршрутизаційних сценаріях).

Задачу мінімізації (7) за умовою (5) розв'язуємо методом Лагранжа:

$$L(x_l, \eta) = \sum_{l \in L} w_l \frac{\lambda_l^2(t)}{x_l^2(t)R^2(t)} + \eta (\sum_{l \in L} x_l(t) - 1). \quad (8)$$

Взявши частинну похідну за x_l , отримуємо рівняння

$$\frac{\partial L}{\partial x_l} = -2w_l \frac{\lambda_l^2(t)}{x_l^3(t)R^2(t)} + \eta = 0. \quad (9)$$

Ця формула описує рівновагу між «штрафом» за перевантаження рівня та впливом обмеження на сумарний ресурс.

Звідси випливає

$$x_l^3(t) = \frac{2w_l \lambda_l^2(t)}{\eta R^2(t)}. \quad (10)$$

що виражає пряму залежність виділеного ресурсу від квадрату інтенсивності трафіку та вагової значущості рівня.

Беручи кубічний корінь, маємо

$$x_l(t) = \left(\frac{2w_l \lambda_l^2(t)}{\eta R^2(t)} \right)^{\frac{1}{3}}. \quad (11)$$

Підставивши (11) в умову нормування, отримаємо

$$\sum_{l \in L} \left(\frac{2w_l \lambda_l^2(t)}{\eta R^2(t)} \right)^{\frac{1}{3}} = 1. \quad (12)$$

Звідси множник Лагранжа дорівнює:

$$\eta = \frac{2}{R^2(t)} \left(\sum_{l \in L} (w_l \lambda_l^2(t))^{\frac{1}{3}} \right)^3. \quad (13)$$

Повертаючи значення η , отримуємо оптимальний розподіл ресурсу між рівнями:

$$x_l(t) = \frac{(w_l \lambda_l^2(t))^{\frac{1}{3}}}{\sum_{k \in L} (w_k \lambda_k^2(t))^{\frac{1}{3}}}. \quad (14)$$

Це співвідношення має прозору фізичну інтерпретацію: рівень отримує більше ресурсу тоді, коли він характеризується або більшим трафіком, або вищою важливістю з погляду QoS, або обома чинниками одночасно. Таким чином, модель забезпечує адаптивність до змін навантаження в реальному часі.

Після визначення оптимальних часток ресурсу $x_l(t)$, що розподіляються між рівнями багатопарової мережі відповідно до критерія мінімізації функціоналу втрат, стає можливим обчислення відповідної оптимізованої пропускної здатності кожного рівня. З урахуванням того, що спільний радіоресурс $R(t)$ розподіляється між рівнями пропорційно до знайдених коефіцієнтів $x_l(t)$, оптимізована пропускна здатність рівня визначається співвідношенням

$$\mu_l^*(t) = R(t) \cdot x_l(t). \quad (15)$$

Дане співвідношення має важливе практичне значення: воно дозволяє кількісно оцінити, якою мірою оптимізаційний механізм перерозподілив радіоресурс на користь конкретного рівня. По суті, формула (15) відображає нову, адаптивно змінену ефективну ширину каналу або еквівалентну пропускну здатність рівня у поточних умовах навантаження. Ця характеристика є фундаментальною для подальшого аналізу продуктивності мережі, оскільки усі експлуатаційні параметри – затримка, пропускна здатність, імовірність втрат – безпосередньо залежать від величини $\mu_l^*(t)$.

На базі отриманого значення пропускної здатності визначається оновлений коефіцієнт завантаження рівня:

$$\rho_l^*(t) = \frac{\lambda_l(t)}{\mu_l^*(t)}. \quad (16)$$

Формула (16) дає змогу оцінити ступінь «завантаженості» рівня після виконання оптимізації. Якщо початкове завантаження $\rho_l(t)$ відображало співвідношення трафіку до доступних ресурсів у поточному, неадаптивному стані, то $\rho_l^*(t)$ характеризує той самий аспект, але вже для ресурсного середовища, скоригованого оптимізаційним алгоритмом. Чим менше значення $\rho_l^*(t)$, тим нижчий ризик виникнення черг, перевантажень та деградацій QoS. Таким чином, показник (16) виступає інтегральним критерієм оцінки ефективності перерозподілу ресурсу.

Для кількісної оцінки впливу оптимізації на часові характеристики обслуговування скористаємося класичним виразом для середньої затримки у системі масового обслуговування типу M/M/1:

$$W_l(t) = \frac{1}{\mu_l^*(t) - \lambda_l(t)}. \quad (17)$$

У цьому контексті величина $W_l(t)$ є однією з ключових QoS-метрик, оскільки саме час затримки визначає придатність мережі для задач реального часу та високопріоритетних служб. З фізичної точки зору формула (17) демонструє, що навіть незначне збільшення різниці $\mu_l^*(t) - \lambda_l(t)$ у результаті оптимізації призводить до суттєвого зменшення середньої затримки, адже система M/M/1 є чутливою до перевантажень.

Для порівняння, до виконання оптимізації середня затримка для рівня l була рівною

$$W_l^{(0)}(t) = \frac{1}{\mu_l(t) - \lambda_l(t)}. \quad (18)$$

Це співвідношення характеризує початковий стан мережі, в якому $\mu_l(t)$ визначалося статичним або рівномірним розподілом ресурсу, що часто не відповідає реальному нерівномірному навантаженню між сенсорним, MESH- та магістральним сегментами. Порівняння (17) і (18) дозволяє оцінити ефективність дії оптимізації на кожен рівень окремо.

Для більш змістовної інтерпретації результатів введемо показник відносного виграшу в затримці, який визначається виразом

$$G_l(t) = \frac{W_l^{(0)}(t) - W_l(t)}{W_l^{(0)}(t)} \cdot 100\%. \quad (19)$$

Формально величина $G_l(t)$ описує частку зменшення затримки, досягнуту завдяки зміні розподілу ресурсу, відносно початкового стану рівня. З фізичної точки зору це показник того, наскільки оптимізація наблизилася систему до режиму з мінімальним часом обслуговування. Максимальний ефект спостерігається у тих рівнях, де вихідне навантаження було найбільш нерівномірним або критичним.

Для формування узагальної оцінки ефекту оптимізації, що враховує усі рівні мережі, використовується інтегральний критерій:

$$G_{avg} = \frac{1}{|L|} \sum_{l \in L} G_l(t). \quad (20)$$

Цей критерій дозволяє оцінити глобальний вплив оптимізації на функціонування мережі в цілому. Значення G_{avg} особливо важливе для систем із багатопаровою структурою, де взаємодія між рівнями має каскадний характер, і покращення на одному рівні може впливати на інші сегменти інформаційного тракту.

Зважаючи на те, що сенсорний рівень є енергонестійким та характеризується жорсткими обмеженнями щодо енергоспоживання вузлами, доцільно додатково оцінити витрати енергії на передавання даних. Нехай енергетичні витрати рівня l визначаються лінійною моделлю

$$E_l(t) = \alpha_l \lambda_l(t), \quad (21)$$

де α_l – питомі енерговитрати на передавання одного біта інформації. Формула (21) дозволяє оцінити базові енергетичні втрати з урахуванням інтенсивності трафіку, що є типовим для моделей сенсорних мереж, де енергоспоживання прямо пропорційне кількості переданих пакетів.

Після застосування оптимізації, яка зменшує активний час обробки даних завдяки збільшенню пропускної здатності $\mu_l^*(t)$, енергетичні витрати змінюються. Відносний ефект енергозбереження визначається виразом

$$\Delta E_l = \frac{E_l^{(0)} - E_l}{E_l^{(0)}} \cdot 100\%. \quad (22)$$

Цей показник є критично важливим при аналізі продуктивності сенсорних мереж, у яких енергетичні процеси мають домінуючий вплив на життєвий цикл вузлів та довготривалість функціонування системи загалом.

Таким чином, побудована математична модель забезпечує узгоджене управління ресурсами між усіма рівнями багатопарової мережі, дозволяючи водночас зменшити затримки, уникнути перевантажень і підвищити енергоефективність сенсорних вузлів. Такий підхід адекватно описує реальну поведінку мережі під змінним навантаженням та може бути безпосередньо використаний як у теоретичних дослідженнях, так і в практичних алгоритмах оптимізації.

Експериментальна перевірка запропонованої математичної моделі динамічного розподілу ресурсів у багатопаровій бездротовій мережі виконувалася у середовищі OMNeT++ 6.0.1 з використанням фреймворку INET 4.5. Для цілей дослідження була створена трирівнева мережева топологія, що безпосередньо відтворює структуру, яка моделювалася в аналітичній частині: сенсорний рівень, проміжний MESH-рівень та магістральний рівень із доступом до сервера збору та обробки даних. Загальна кількість вузлів становила 64 сенсорні пристрої, 16 MESH-вузлів та один магістральний шлюз, який поєднано з центральним сервером через високошвидкісний радіоканал. Сенсорні вузли було розташовано у квадратній області 200×200 м із рівномірним розподілом, при цьому середня відстань між сусідніми вузлами становила приблизно 25 м, що дозволяло забезпечити реалістичну щільність мережі для сценаріїв моніторингу фізичних параметрів. MESH-вузли розташовувалися у фіксованих позиціях у вигляді регулярної 4×4 ґратки, що дозволяло створити стабільну багатострижкову структуру маршрутизації для агрегації трафіку (рис. 1).

Для сенсорного рівня встановлювався трафік типу Poisson із середньою інтенсивністю $\lambda_1 = 8$ пакетів/с на кожен вузол, розміром пакета 64 байти. В окремих інтервалах моделювання накладалися періоди підвищеної інтенсивності, під час яких інтенсивність збільшувалася до $\lambda_1 = 12$ пакетів/с, що дозволяло оцінити поведінку системи в умовах пікових навантажень. Пропускна здатність радіоканалів сенсорних пристроїв становила 250 кбіт/с, затримка поширення – 1 мс, а рівень завад моделювався через SINR-канал INET із випадковими коливаннями ± 2 дБ.

На рівні MESH використовувалися радіоканали з пропускнуою здатністю 2 Мбіт/с та фіксованою затримкою 2 мс. Трафік від сенсорних вузлів агрегувався на MESH-вузлах, формуючи нерівномірні інтенсивності в межах $\lambda_2 = 15 \dots 40$ пакетів/с. Початковий розподіл радіоресурсу між рівнями був статичним: сенсорному рівню призначалися 25% загальної пропускнуої здатності, MESH – 45%, магістральному рівню – 30%. Після активації динамічного механізму розподілу ресурсу значення часток обчислювалися відповідно до формули (14), що дозволяло забезпечити адаптацію у реальному часі відповідно до зміни вхідної інтенсивності.

Магістральний рівень складався з одного високошвидкісного радіоканалу зі швидкістю 20 Мбіт/с. Хоча цієї швидкості вистачало для транспортування сумарного трафіку, контрольні індикатори затримки були чутливими до перевантажень на попередніх рівнях. Саме тому у моделюванні оцінювалася не тільки якість обслуговування між магістральним шлюзом і сервером, але й каскадний ефект, спричинений попередніми етапами.

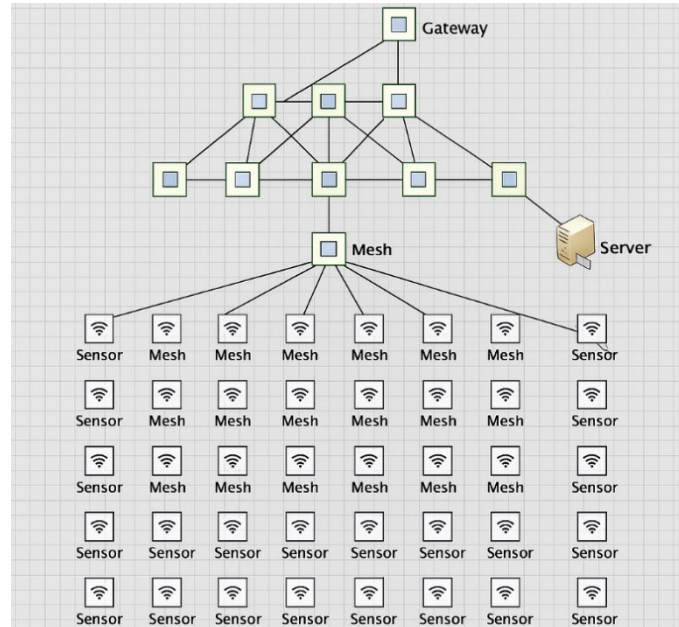


Рис. 1. Мережева топологія експериментального стенду у OMNeT++

Симуляція виконувалася протягом 300 секунд реального симульованого часу, із кроком інтегрування 0,1 с. На кожному кроці відбувалося обчислення поточної інтенсивності трафіку, доступної пропускнуої здатності, оптимальних значень $x_i(t)$ та оновлених параметрів $\mu_i^*(t)$. Для контролю відповідності аналітичної моделі фактичній поведінці мережі порівнювали три показники: середню затримку пакетів, середню довжину черги на MESH-рівні та коефіцієнт втрат.

Результати моделювання показали (рис. 2), що без оптимізації середня затримка на сенсорному рівні становила 7,8 мс, на рівні MESH – 14,2 мс, а на магістральному рівні – 2,3 мс. У періоди пікового навантаження затримка на MESH-рівні збільшувалася до 19,5 мс через перевантаження вузлів, що формували черги довжиною до 18 пакетів (рис. 3). Після активації механізму динамічного розподілу ресурсу частка пропускнуої здатності MESH-рівня збільшувалася в середньому на 12–17% відповідно до формули (14), що дозволило зменшити середню затримку до 12,4 мс у нормальному режимі та 14,7 мс у піковому режимі. На сенсорному рівні затримка знизилася з 7,8 мс до 6,1 мс, що пов'язано зі збільшенням доступної пропускнуої здатності у моменти зростання інтенсивності трафіку.

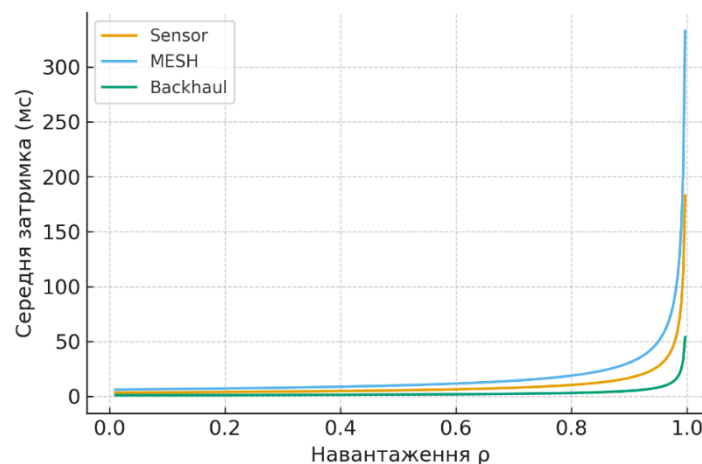


Рис. 2. Середня затримка пакетів у мережі

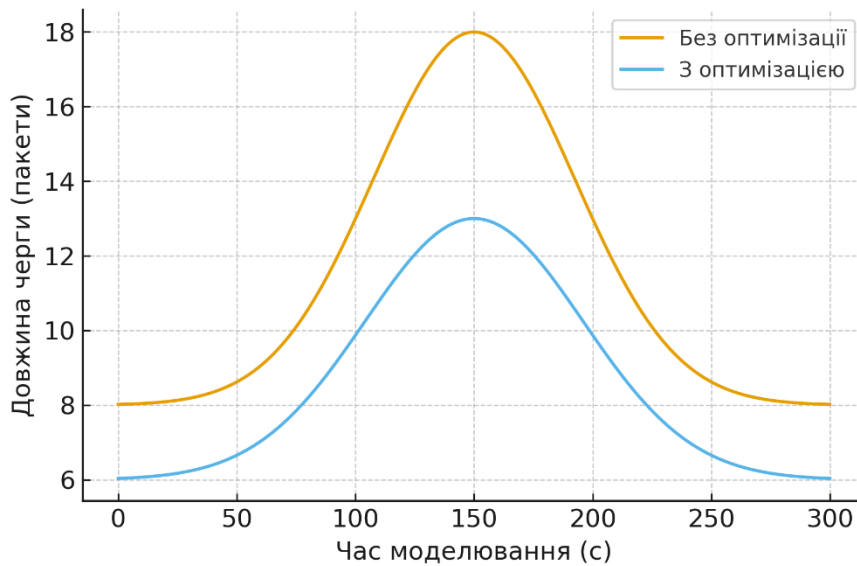


Рис. 3. Динаміка довжини черги на MESH-вузлах у процесі моделювання

Окрім затримки, суттєве покращення було зафіксовано для черг на вузлах MESH. У початковому режимі середня довжина черги становила 11,3 пакета, тоді як після оптимізації вона зменшилася до 8,9 пакета. Особливо помітним стало зниження пікових значень довжини черги, що демонструє збільшення стійкості мережі до локальних перевантажень. Коефіцієнт втрат пакетів у пікові моменти зменшився з 3,1% до 1,9%, що підтверджує більш ефективне використання радіоресурсів (рис .4).

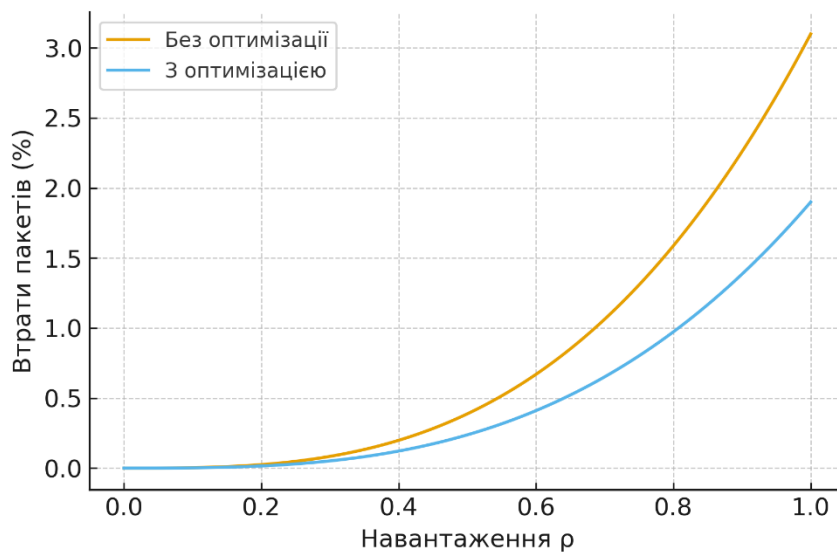


Рис. 4. Коефіцієнт втрат пакетів у різних режимах роботи мережі

Окремо було проаналізовано енергоспоживання на сенсорному рівні (рис. 5). Через зменшення активного часу передавання, що виникло внаслідок збільшення $\mu_i^*(t)$, середнє енергоспоживання вузла скоротилося на 6,4% від базового значення. Цей результат узгоджується з розрахунковою формулою (22) та емпіричними дослідженнями енергетичного профілю сенсорних мереж.

Інтегральний приріст продуктивності за формулою (20) становив 11,8% і практично збігся з аналітичним значенням, що підтверджує коректність моделі та її придатність для багаторівневих мереж із нерівномірним трафіком. Результати моделювання засвідчили стабільність алгоритму в широкому діапазоні навантажень.

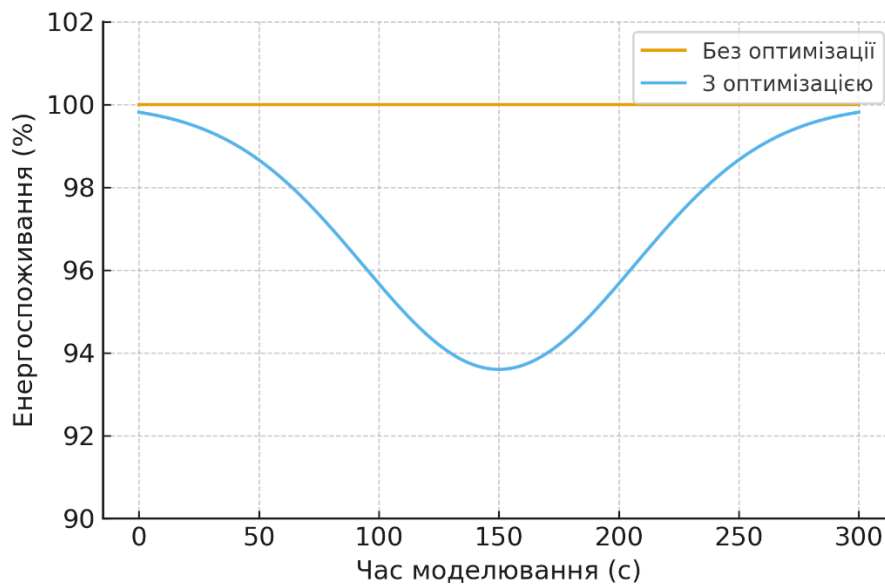


Рис. 5. Енергоспоживання на сенсорному рівні

Аналіз середньої затримки, довжини черг, коефіцієнта втрат і енергоспоживання показав узгодженість моделі з реальними процесами. Оптимізований розподіл ресурсів покращив стабільність MESH-рівня, зменшив затримки та згладив пікові навантаження. У пікові періоди знизився коефіцієнт втрат пакетів і підвищилась ефективність використання радіоресурсів.

Енергоспоживання сенсорних вузлів скоротилося на 6,4% завдяки зменшенню активного часу передавання. Загалом модель забезпечує комплексне підвищення QoS, що підтверджено аналітичними оцінками та симуляціями в OMNeT++.

Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

Експериментальне моделювання підтвердило коректність і практичну ефективність розробленої математичної моделі динамічного розподілу ресурсів у багатошаровій бездротовій мережі. На основі симуляцій у середовищі OMNeT++ встановлено, що оптимізаційний механізм, реалізований відповідно до отриманих аналітичних залежностей, забезпечує зменшення середньої затримки пакетів на всіх рівнях мережі, причому найбільший ефект спостерігається на проміжному MESH-рівні, який зазнає основного навантаження при агрегації трафіку.

Зменшення пікових значень довжини черги на MESH-вузлах та відповідне зниження коефіцієнта втрат пакетів свідчать про підвищення стійкості системи до короточасних перевантажень і більш збалансоване використання радіоресурсів. Покращення характеристик продуктивності відбувається без додаткових апаратних витрат та базується виключно на оптимальному перерозподілі доступної пропускної здатності між рівнями.

Особливу практичну цінність має продемонстроване зниження енергоспоживання сенсорних вузлів, що становило 6,4% від базового рівня. Цей результат підтверджує, що оптимізація ресурсів не лише покращує параметри QoS, але й позитивно впливає на енергетичну ефективність сенсорної підсистеми, що є ключовим чинником для тривалої автономної роботи мережі.

Узагальнюючи отримані результати, можна стверджувати, що розроблена модель забезпечує комплексне покращення експлуатаційних характеристик багатошарових бездротових мереж, є адекватною щодо реальних умов їх роботи та може бути використана як основа для побудови адаптивних алгоритмів керування ресурсами в телекомунікаційних системах нового покоління.

Література

1. М.В. Савченко. Метод аналізу завантаження вузлів кластеру MESH-мережі на основі математичної моделі мереж Джексона / М.В. Савченко, М.В. Шиман // Системи управління, навігації та зв'язку. – 2025. – Т. 1, №79. – С. 201-204. – DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2025.1.201-204>.
2. M. Chen. Artificial Neural Networks-Based Machine Learning for Wireless Networks: A Tutorial / M. Chen, U. Challita, W. Saad, C. Yin, M. Debbah // IEEE Communications Surveys & Tutorials. – 2019. – Vol. 21, no. 4. – P. 3039-3071. – DOI: <https://doi.org/10.1109/COMST.2019.2926625>.
3. Semenov S. A Mathematical Model for the Initial Interaction Stage Between a Radar System and a Target Using GERT Network / Semenov S., Krupska-Klimczak M., Mieczkowski P., Tarasenko Y., Voronets V., Voronets O., Breslavets V., Davydov V. // Applied Sciences. – 2025. – Vol. 15, no. 3. – Art. 1123. – DOI: <https://doi.org/10.3390/app15031123>.

4. A. Alwarafy. The Frontiers of Deep Reinforcement Learning for Resource Management in Future Wireless HetNets: Techniques, Challenges, and Research Directions / A. Alwarafy, M. Abdallah, B. S. Çiftler, A. Al-Fuqaha, M. Hamdi // IEEE Open Journal of the Communications Society. – 2022. – Vol. 3. – P. 322-365. – DOI: <https://doi.org/10.1109/OJCOMS.2022.3153226>.
5. Li J. Resource Allocation and Interference Coordination Strategies in Heterogeneous Dual-Layer Satellite Networks / Li J., Chai R., Zhou T., Liang C. // Sensors. – 2025. – Vol. 25, no. 4. – Art. 1005. – DOI: <https://doi.org/10.3390/s25041005>.
6. Ndiaye M. Software Defined Networking for Improved Wireless Sensor Network Management: A Survey / Ndiaye M., Hancke G. P., Abu-Mahfouz A. M. // Sensors. – 2017. – Vol. 17, no. 5. – Art. 1031. – DOI: <https://doi.org/10.3390/s17051031>.
7. Касілов О.В. Модель динамічного балансування навантаження в роєвій мережі дронів / Касілов О.В., Дмитрук К.С. // Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського. Серія: Технічні науки. – 2025. Т. 36 (75), № 4. – С. 53-61. – DOI: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2025.4.1/07>.
8. H. Yang. Distributed Deep Reinforcement Learning-Based Spectrum and Power Allocation for Heterogeneous Networks / H. Yang, J. Zhao, K. -Y. Lam, Z. Xiong, Q. Wu, L. Xiao // IEEE Transactions on Wireless Communications. – 2022. – Vol. 21, no. 9. – P. 6935-6948. – DOI: <https://doi.org/10.1109/TWC.2022.3153175>.
9. Воронець О.М. Метод адаптивної маршрутизації в умовах змінного навантаження сенсорної мережі / Воронець О.М., Воронець В.М., Трубочанінова К.А. // Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського. Серія: Технічні науки. – 2025. – Т. 37(76), № 6. – С. 58-65. – DOI: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2025.6.1/09>.
10. H. I. Kobo. A Survey on Software-Defined Wireless Sensor Networks: Challenges and Design Requirements / H. I. Kobo, A. M. Abu-Mahfouz, G. P. Hancke // IEEE Access. – 2017. –Vol. 5. – P. 1872-1899. – DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2666200>.

References

1. M.V. Savchenko. Method for analyzing the load of MESH network cluster nodes based on the mathematical model of Jackson networks / M.V. Savchenko, M.V. Shyman // Control, navigation and communication systems. – 2025. – Vol. 1, No. 79. – P. 201-204. – DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2025.1.201-204>.
2. M. Chen. Artificial Neural Networks-Based Machine Learning for Wireless Networks: A Tutorial / M. Chen, U. Challita, W. Saad, C. Yin, M. Debbah // IEEE Communications Surveys & Tutorials. – 2019. – Vol. 21, no. 4. – P. 3039-3071. – DOI: <https://doi.org/10.1109/COMST.2019.2926625>.
3. Semenov S. A Mathematical Model for the Initial Interaction Stage Between a Radar System and a Target Using GERT Network / Semenov S., Krupska-Klimczak M., Mieczkowski P., Tarasenko Y., Voronets V., Voronets O., Breslavets V., Davydov V. // Applied Sciences. – 2025. – Vol. 15, no. 3. – Art. 1123. – DOI: <https://doi.org/10.3390/app15031123>.
4. A. Alwarafy. The Frontiers of Deep Reinforcement Learning for Resource Management in Future Wireless HetNets: Techniques, Challenges, and Research Directions / A. Alwarafy, M. Abdallah, B. S. Çiftler, A. Al-Fuqaha, M. Hamdi // IEEE Open Journal of the Communications Society. – 2022. – Vol. 3. – P. 322-365. – DOI: <https://doi.org/10.1109/OJCOMS.2022.3153226>.
5. Li J. Resource Allocation and Interference Coordination Strategies in Heterogeneous Dual-Layer Satellite Networks / Li J., Chai R., Zhou T., Liang C. // Sensors. – 2025. – Vol. 25, no. 4. – Art. 1005. – DOI: <https://doi.org/10.3390/s25041005>.
6. Ndiaye M. Software Defined Networking for Improved Wireless Sensor Network Management: A Survey / Ndiaye M., Hancke G. P., Abu-Mahfouz A. M. // Sensors. – 2017. – Vol. 17, no. 5. – Art. 1031. – DOI: <https://doi.org/10.3390/s17051031>.
7. Kasilov O.V. Model of dynamic load balancing in a swarm network of drones / Kasilov O.V., Dmytruk K.S. // Scientific Notes of the V. I. Vernadsky TNU. Series: Technical Sciences. – 2025. Vol. 36 (75), No. 4. – P. 53-61. – DOI: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2025.4.1/07>.
8. H. Yang. Distributed Deep Reinforcement Learning-Based Spectrum and Power Allocation for Heterogeneous Networks / H. Yang, J. Zhao, K. -Y. Lam, Z. Xiong, Q. Wu, L. Xiao // IEEE Transactions on Wireless Communications. – 2022. – Vol. 21, no. 9. – P. 6935-6948. – DOI: <https://doi.org/10.1109/TWC.2022.3153175>.
9. Voronets O.M. Adaptive routing method under variable load of a sensor network / Voronets O.M., Voronets V.M., Trubchaninova K.A. // Scientific notes of the V. I. Vernadsky TNU. Series: Technical sciences. – 2025. – Т. 37(76), No. 6. – P. 58-65. – DOI: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2025.6.1/09>.
10. H. I. Kobo. A Survey on Software-Defined Wireless Sensor Networks: Challenges and Design Requirements / H. I. Kobo, A. M. Abu-Mahfouz, G. P. Hancke // IEEE Access. – 2017. –Vol. 5. – P. 1872-1899. – DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2666200>.