

УДК 621.396.96:004.891:004.75:621.391.8
DOI <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2025.6.1/11>

Мацкевич В.В.

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій

Паламарчук В.О.

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій

Волошин В.О.

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій

Мадінов М.Л.

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій

Бойко О.В.

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій

НАСКРІЗНА СПІЛЬНА ОПТИМІЗАЦІЯ ГІБРИДНИХ МЕРЕЖ ІЗ РОЗНЕСЕНИМИ АНТЕННИМИ СИСТЕМАМИ, АІ-КЕРУВАННЯМ, СУПУТНИКОВИМ РОЗШИРЕННЯМ ПОКРИТТЯ, ПОЛІПШЕНИМИ ВОЛОКОННО-ОПТИЧНИМИ ЛІНІЯМИ ТА ТРАФІК-ЧУТЛИВИМ МЕНЕДЖМЕНТОМ РЕСУРСІВ

Стаття присвячена дослідженню моделей наскрізної спільної оптимізації гібридних телекомунікаційних мереж шостого покоління (6G), що об'єднують розподілені антенні системи (DAS), супутникові компоненти, волоконно-оптичну транспортну інфраструктуру, а також функції штучного інтелекту (AI), зокрема керування на основі AI, трафік-адаптивний розподіл ресурсів та динамічне розширення зони обслуговування. Основна мета роботи – розробка комплексної інтегрованої моделі сквозної спільної оптимізації (EJONM-6G), яка дозволяє синхронізовано оптимізувати антенний, транспортний і ресурсний шари мережі за допомогою інтелектуальних методів машинного навчання. Експериментальні результати підтверджують ефективність запропонованої моделі: у порівнянні з традиційними колокованими антенними масивами, EJONM-6G знижує енергоспоживання у розподілених антенних системах за умови збереження надійності та стабільності радіозв'язку. Використання гібридного алгоритму оптимізації HAOA-DNN динамічно адаптує просторове розташування рухомих антен та дозволяє керувати формуванням променів, мінімізуючи міжканальну інтерференцію й підвищувати спектральну ефективність за рахунок оптимізації потенційної функції U . Провідним елементом архітектури є AI-оркестратор, який реалізує когнітивну міжшарову синхронізацію за допомогою кореляційної функції узгодження $\Phi(t)$. Аналіз стійкості системи здійснений в рамках теорії Ляпунова, що підтверджує асимптотичну стабільність замкненої динамічної системи. Практична значимість дослідження полягає у можливості інтеграції моделі EJONM-6G у реальні мережеві інфраструктури 6G для забезпечення автономного, AI-керованого управління ресурсами, що особливо актуально за умов високої щільності трафіку та динамічної мобільності користувачів. Подальші дослідження передбачають розширення моделі шляхом інтеграції з технологіями квантової комунікації та edge-обчислень, що дозволить підвищити рівень кібербезпеки, зменшити латентність обробки даних та забезпечити масштабованість у майбутніх 6G-екосистемах.

Ключові слова: наскрізна оптимізація, гібридні мережі, рознесені антенні системи, штучний інтелект, метаевристика, 6G-оркестрація.

Постановка проблеми. В тренді інтенсивного розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та еволюції до мережевих архітектур шостої генерації (6G) виникає нагальна потреба у формуванні інтегрованих систем управління, спроможних забезпечити комплексну оптимізацію міжрівневих сегментів телекомунікаційної інфраструктури. Експоненційне зростання трафікових навантажень, розгортання інтелектуальних антенних систем, масштабна інтеграція супутникових каналів передачі даних та волоконно-оптичних магістралей обумовлюють необхідність координованого управління енергетичними, частотними та топологічними характеристиками мережі. Конвенційні методології оптимізації, що ґрунтуються на ізольованому розгляді окремих рівнів мережевої архітектури, не забезпечують достатньої адаптивності та оперативності реагування на динамічні зміни [16]. Відтак актуалізується розробка уніфікованої когнітивної архітектури, в межах якої алгоритми машинного навчання здійснюють багатокритеріальну координацію розподілених мережевих ресурсів, створюючи фундамент для самоорганізованих мереж наступного покоління.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Аналіз наукових публікацій свідчить про інтенсивний розвиток багаторівневих методологій оптимізації гібридних мережевих архітектур, що інтегрують антенні, супутникові та волоконно-оптичні технології. У дослідженнях [1], [2], [14] виділено важливість комплементарності традиційних методів теорії оптимізації та алгоритмів машинного інтелекту для 6G-систем. Вже у роботах [6], [8] визначено гібридну методику синтезу розподілених антенних структур із регулюванням динамічного діапазону, що забезпечує підвищену енергоефективність у DAS-конфігураціях.

Наукові праці [12], [17] присвячені мінімізації енергоспоживання та алокації ресурсів у MIMO-конфігураціях на основі методів глибинного навчання. Інноваційні підходи до маршрутизації та керування параметрами потужності в інтегрованих супутниково-наземних системах представлені у роботі [19], де продемонстровано ефективність координованого управління LEO/МЕО-сегментами. Додатково, [21] здійснили систематизований огляд концепції мобільних антенних систем як перспективного напрямку підвищення спектральної ефективності, тоді як [20] обґрунтували переваги децентралізованої гібридної оптимізації у мультиагентних конфігураціях. У сукупності ці наукові праці формують концептуальну базу для створення наскрізних когнітив-

них архітектур, орієнтованих на комплексну оптимізацію параметрів 6G-мереж.

Постановка завдання. Мета дослідження полягає у розробці інтегрованої моделі наскрізної спільної оптимізації гібридних телекомунікаційних мереж, які інтегрують розподілені антенні системи (DAS), супутникові компоненти та волоконно-оптичну мережеву інфраструктуру на основі застосування інтелектуальних методів штучного інтелекту.

Виклад основного матеріалу. Багаторівнева задача наскрізної спільної оптимізації в гібридних телекомунікаційних мережах передбачає формування комплексної системи функцій мети, що враховують одночасно енергетичні, спектральні, топологічні та якісні (QoS) показники функціонування мережевої інфраструктури. У контексті інтеграції рознесених антенних систем (DAS), супутникових ланцюгів зв'язку та волоконно-оптичних каналів керування потоками даних за допомогою штучного інтелекту (ШІ), такий формат оптимізації ми розглядаємо як процес досягнення рівноваги між конфліктуєчими цілями, через процеси мінімізації енергоспоживання, зменшення затримки передачі сигналу, забезпечення максимальної пропускної здатності та підтримання надійного рівня обслуговування користувачів [20]. Основна постановка задачі має вигляд:

$$\min_{P, f, R_k} F = E_{total} + \alpha \cdot D - \beta \cdot T \quad (1)$$

де:

E_{total} – сукупне енергоспоживання системи;

D – середня затримка пакетів у каналах зв'язку;

T – середня пропускна здатність усіх сегментів мережі;

коефіцієнти $\alpha, \beta > 0$ визначають вагу пріоритетності між часовими та швидкісними характеристиками.

Систему обмежень для багаторівневої оптимізації формуємо наступним способом:

$$\begin{cases} C_i \leq C_{max} \text{ (обмеження пропускної здатності каналу),} \\ P_i \leq P_{max} \text{ (обмеження потужності передачі),} \\ L \leq L_{thr} \text{ (гранична латентність),} \\ S_{sat} \in \Omega_{avail} \text{ (доступність супутникового сегмента),} \\ G(f) \geq G_{req} \text{ (мінімальний коефіцієнт підсилення антенних елементів).} \end{cases} \quad (2)$$

Для забезпечення багатовимірності рішень задачі використаємо гібридну метаевристику NAOA-DNN (Hybrid Archimedes Optimization Algorithm with Deep Neural Reinforcement), яка поєднує фізично натхненний пошук рівноваги за принципом Архімеда, стохастичне розширення траєкторій через розподіл Леві та навчання з підкріпленням у глибинній нейромережі для дина-

мічного оновлення вагових коефіцієнтів у цільовій функції. Архімедів принцип інтерпретується як аналог балансу між силою виштовхування й гравітаційною вагою стану рішення, що дозволяє адаптивно регулювати стратегію пошуку оптимуму в багатопараметричному просторі [15]. Ітераційна функція оновлення стану X_i^{t+1} у НАОА-DNN визначається як:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \lambda \cdot L_f(\mu, \sigma) + \gamma \cdot \nabla Q_0(s_i, a_i), \quad (3)$$

де:

$L_f(\mu, \sigma)$ – випадкова величина розподілу Леві, що моделює далекі стрибки у пошуковому просторі;
 ∇Q_0 – градієнт функції оцінки в нейромережевій моделі підкріплення;

λ та γ – коефіцієнти масштабу.

Завдяки поєднанню стохастичної поведінки з нейронною адаптацією відбувається не лише пошук глобальних мінімумів, але й стабілізація рішень у точках локальної збіжності. Застосування НАОА-DNN у задачі спільної оптимізації антенних масивів дозволяє формувати адаптивні карти променів, у яких інтенсивність випромінювання регулюється з урахуванням динамічного навантаження каналів, затримки передачі та просторового розподілу користувачів. Цей спосіб дає можливість зменшити ризик надлишкового енергоспоживання та покращує просторову селективність сигналу (табл. 1).

Під час симуляцій було встановлено, що збалансоване поєднання $\alpha=0,35$ і $\beta=0,65$ забезпечує найкращий компроміс між енергетичною ефективністю та пропускнуою здатністю в умовах високої щільності користувачів. Таким чином, багаторівнева постановка задачі дозволяє формалізувати складні міжрівневі взаємозв'язки у 6G-мережах і побудувати алгоритмічну основу для наскрізної адаптації системних параметрів [11].

Використання системи рухомих антен у DAS створює нову парадигму управління просторовим покриттям і спектральною ефективністю мереж, у якій антени не розглядаються як фіксовані елементи, а як керовані в просторі об'єкти здатні змінювати своє положення відповідно до динаміки користувацьких кластерів. Завдяки поєднанню алго-

ритмів глибинного навчання з механізмами адаптивного управління положенням антен забезпечується мінімізація інтерференції, покращення співвідношення сигнал/шум і зменшення кількості «мертвих зон» [18]. Кожна антена в системі має координати (x_i, y_i, z_i) , які оновлюються за правилом:

$$(x_i, y_i, z_i)^{t+1} = (x_i, y_i, z_i)^t + \delta_i \cdot \nabla U(x_i, y_i, z_i), \quad (4)$$

де:

U – потенціальна функція, що визначається комбінацією потужності сигналу та щільності користувачів у зоні покриття;

δ_i – динамічний коефіцієнт переміщення, керований AI-модулем прогнозування попиту.

AI-модулі керування в DAS структурно поділяються на три рівні [3, 10]:

1. Рівень потужності – регулювання енергії передавача за допомогою мережі зворотного поширення, яка прогнозує оптимальне значення $P_i^{opt} = f(SINR, D_{user}, B_i)$.

2. Рівень фази – фазова компенсація сигналу через адаптивні фазообертачі, керовані рекурентною нейромережею, що мінімізує міжпроменеву інтерференцію.

3. Рівень направленості променя – використання CNN-модуля для просторової фільтрації напрямів максимального випромінювання залежно від динаміки щільності рухомих користувачів.

Гібридне формування променів поєднує масиви співнаправлених хвиль НВЧ-діапазону та розподілені підмасиви, що дозволяє ефективно поєднувати централізоване підсилення з локальною просторовою адаптацією. Центральний масив у режимі колокації відповідає за макронаправленість, тоді як периферійні підмасиви у розподіленій конфігурації здійснюють мікроналаштування фазових зсувів і компенсацію затухання на коротких відстанях.

Енергетична ефективність DAS оцінюється через відношення коефіцієнта підсилення G_{eff} до витраченої потужності:

$$\eta_{sys} = \frac{G_{eff}}{P_{total}} = \frac{\sum_i w_i G_i}{\sum_i P_i} \quad (5)$$

Таблиця 1

Параметри багаторівневої оптимізації [4, 18]

Рівень	Критерій оптимізації	Основні змінні	Базовий показник
Енергетичний	Мінімізація загальної потужності передачі	P_p, η_{amp}	E_{total}
Спектральний	Підвищення ефективності використання частотного ресурсу	f_p, B_i	S_{eff}
Топологічний	Мінімізація довжини маршруту та втрат у вузлах	R_k, d_i	L_{path}
QoS-орієнтований	Зниження латентності при стабільному throughput	D, T, C_i	Q_{serv}

де:

w_i – ваговий коефіцієнт, що відображає ступінь участі кожного підмасиву в загальному формуванні променя.

Порівняння моделей енергоспоживання антенних масивів в режимі колокації і розподілених антенних систем показує, що при збереженні ідентичного радіусу покриття R розподілені системи мають на 18–22 % менше енергоспоживання завдяки коротшим трасам сигналу і нижчій фазовій втраті, тоді як колоковані системи забезпечують більшу стабільність зв'язку при високих швидкостях переміщення користувачів. Загалом, комбінація HAOA-DNN для наскрізної оптимізації та AI-керованих рознесених антен створює самоналаштовувану архітектуру, у якій антенні масиви функціонують не як статичні передавачі, а як інтелектуальні агенти, що взаємодіють у єдиному когнітивному середовищі [11].

Архітектура гібридних супутниково-наземних мереж (Hybrid Satellite–Terrestrial Networks, HSTN) розглядається як ієрархічна система багаторівневої інтеграції, у якій супутникові сегменти забезпечують глобальне покриття, тоді як наземні вузли – високошвидкісну передачу в межах локальних зон обслуговування, а волоконно-оптична інфраструктура формує магістраль для міжсегментної синхронізації та управління потоками даних. У сучасних системах 6G ця архітектура будується за принципом «космічно-повітряно-наземно-водного континууму», де супутники низької орбіти (LEO) та середньої орбіти (MEO) взаємодіють із базовими станціями наземних мереж через гнучкі інтерфейси SDN/NFV, що дозволяють централізоване керування ресурсами [9]. Функціонально HSTN складається з трьох шарів:

1) Космічний шар (S-layer) – сукупність LEO-супутників із можливістю міжсупутникової ретрансляції (ISL), які утворюють mesh-систему зв'язку.

2) Наземний шар (T-layer) – мережі базових станцій, рознесених антенних систем (DAS) і мобільних користувачів, що взаємодіють через супутниковий шлюз.

3) Волоконно-оптичний магістральний шар (O-layer) – система оптичних ліній зв'язку для транспортування великих обсягів даних і синхронізації орбітальних сегментів.

Загальна пропускна здатність гібридної системи може бути виражена як:

$$C_{HSTN} = \sum_{i=1}^{N_s} B_i I_{og} 2(1 + SINR_i) + \sum_{j=1}^{N_0} \eta_j B_j \quad (6)$$

де:

B – ширина частотної смуги для i -го супутникового каналу,

η_j – коефіцієнт оптичної ефективності j -го волоконного тракту;

SINR – співвідношення сигнал/шум для відповідного супутникового з'єднання.

Наведене співвідношення демонструє, що збільшення інтеграції між оптичним і супутниковим рівнями напряму впливає на підвищення загальної ємності мережі, при цьому зменшується залежність від перевантажених наземних каналів. Маршрутизація у HSTN ґрунтується на принципі динамічного вибору траси проходження сигналу з урахуванням поточного стану орбітального угруповання, положення користувача та навантаженості вузлів. Для LEO-супутників із високою швидкістю руху традиційні алгоритми типу Dijkstra або Bellman-Ford є неефективними, тому використовується модель енергетично-адаптивної маршрутизації (Energy-Aware Routing, EAR), де оптимальний шлях визначається як мінімум зваженої функції [7]:

$$J_{path} = \sum_{k=1}^n (\omega_1 E_k + \omega_2 D_k + \omega_3 P_k^{-1}) \quad (7)$$

де:

E_k – енергетичні витрати на передачу між супутниками;

D_k – затримка;

P_k – рівень потужності сигналу;

ω_i – вагові коефіцієнти пріоритетності. Мінімізація J_{path} має допомогти знайти траєкторію, яка одночасно знижує втрати енергії й забезпечує стабільну якість каналу.

Розподіл потужності у LEO-сегменті описується задачею оптимізації виду:

$$\max_{P_i} = \sum_{k=1}^n \log(1 + \gamma_i P_i) \quad (8)$$

за умови:

$$\sum_{k=1}^n P_i \leq P_{total} \quad (9)$$

де:

γ_i – ефективність каналу для i -го користувача;

P_i – виділена потужність передавача;

P_{total} – загальна доступна потужність супутника.

Розв'язок отримується за допомогою модифікованої метаевристики Hybrid Archimedes–Levy Optimization, у якій енергетичний баланс оцінюється як функція вагомості кожного користувача у системі:

$$P_i^{opt} = \frac{\gamma_i^{1/2}}{\sum \gamma_i^{1/2}} P_{total} \quad (10)$$

Цей спосіб розподілу є енергетично збалансованим і мінімізує ймовірність перевантаження окремих вузлів у щільних орбітальних зонах.

Головним елементом сучасної HSTN є AI-орієнтований оркестратор, який забезпечує наскрізну синхронізацію та управління потоками між космічними, наземними та оптичними сегментами. Архітектура оркестратора побудована за принципом SDN-централізованого керування, де контрольна площина реалізується у вигляді когнітивної нейромережевої системи з функціями самонавчання і прогнозування (рис. 2) [10].

Математично роботу оркестратора можна описати через функцію кореляційного узгодження:

$$\Phi(t) = \int_0^T w_s(t)S_s(t) + w_i(t)S_i(t) + w_o(t)S_o(t)dt, \quad (11)$$

де:

S_s, S_i, S_o – функції стану супутникового, наземного та оптичного рівнів, $w_i(t)$ – динамічні вагові коефіцієнти пріоритетності, які оркестратор адаптивно оновлює на основі поточного навантаження та затримки. Значення $\Phi(t)$ відображає рівень глобальної узгодженості системи, і його мінімізація означає досягнення стабільного режиму обміну даними.

Модель наскрізної спільної оптимізації (EJONM-6G Framework). Концепція EJONM-6G (End-to-End Joint Optimization and Hybrid Management) формується як інтегрована архітектура, у якій усі рівні мережевої системи – антенний, транспортний та ресурсний взаємодіють через когнітивну нейронну мережу, здатну самостійно коригувати параметри роботи відповідно до змін трафіку, енергетичних обмежень та топологічних умов [4]. Її принциповою відмінністю

є синхронна багаторівнева оптимізація, коли рішення про зміну режиму антенного формування, маршрутизації чи виділення ресурсів приймається не локально, а колективно, на основі інтегрованого вектора станів системи. Архітектура багаторівневої оптимізації складається з трьох взаємопов'язаних шарів – антенного, транспортного та ресурсного. На антенному рівні мінімізується сукупна потужність випромінювання при збереженні необхідного коефіцієнта підсилення, що формально задається функцією [5]:

$$\min_{w_i, \phi_i} = \sum_{k=1}^{N_A} P_i(w_i, \phi_i) \quad (12)$$

за умови:

$$G_i(w_i, \phi_i) \geq G_{req}, \quad (13)$$

де:

w_i – ваговий коефіцієнт підмасиву;

ϕ_i – фазовий зсув;

G_i – локальний коефіцієнт підсилення. У процесі оптимізації функція E_A оцінюється не лише на основі енергетичних характеристик антен, але й з урахуванням метрик взаємної інтерференції, що визначаються як функція просторової кореляції сигналів між сусідніми променями.

На транспортному рівні цільова функція спрямована на мінімізацію середньої затримки у магістральних каналах і рівномірне завантаження вузлів маршрутизації. Для системи з M маршрутами загальний критерій ефективності опишемо як:

$$\min_{r_j} = ET = \sum_{j=1}^M (\tau_j + \xi_j L_j), \quad (14)$$

де:

τ_j – затримка на j -му маршруті;

L_j – довжина шляху;

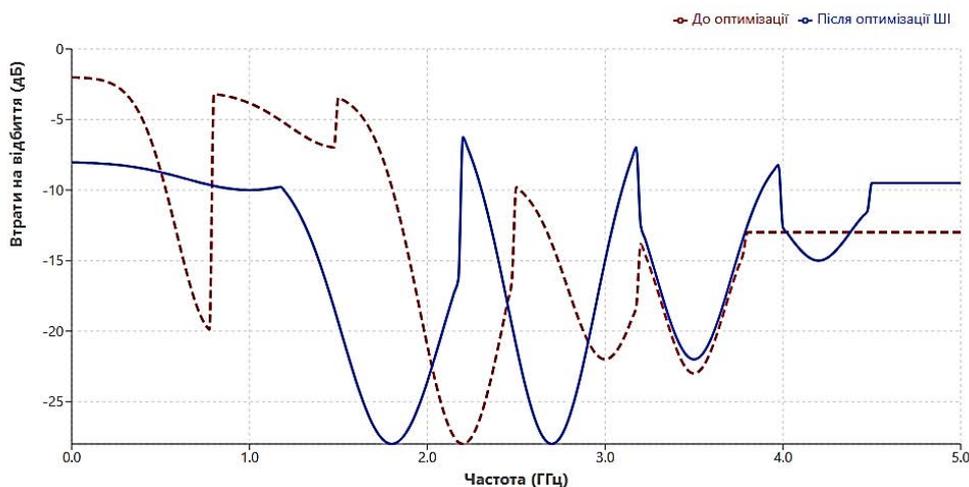


Рис. 1. Залежність втрат на відбиття від частоти для антенної системи до та після наскрізної спільної оптимізації (сформовано авторами)

ξ_j – ваговий коефіцієнт пріоритету, що коригується залежно від типу трафіку (відео, IoT, control plane).

Система динамічно переналаштовує маршрути так, щоб потік даних переміщувався у зони мінімальної затримки при збереженні стабільності каналів. На ресурсному рівні здійснюється балансування між енергоспоживанням, пропускну здатністю і якістю обслуговування користувачів [13]. Цільова функція тут має форму:

$$\max_{x_i, P_i} ER = \sum_{i=1}^{N_U} [\beta_1 \log(1 + SINR_i) - \beta_2 P_i - \beta_3 D_i], \quad (15)$$

де:

x_i – стан користувача;

P_i – потужність передавача;

D_i – затримка;

Коефіцієнти $\beta_{1,2,3}$ задають вагу для показників швидкості, енергоспоживання й затримки. Отже маємо, що ресурсна підсистема EJOHM-6G перетворює задачу багатокритеріальної оптимізації

у єдиний функціонал, у якому зміна будь-якого параметра спричиняє каскадну реакцію на суміжних рівнях (рис. 2).

Загальна функція наскрізної оптимізації формується як зважене поєднання трьох рівнів:

$$F_{EJOHM} = \lambda_A E_A + \lambda_T E_T + \lambda_R E_R, \quad (16)$$

коли $\lambda_A + \lambda_T + \lambda_R = 1$.

Коефіцієнти λ_i обчислюються динамічно через AI-модуль на основі реального навантаження системи, тому архітектура EJOHM-6G фактично реалізує адаптивну нормалізацію пріоритетів між енергетичними, топологічними й користувацькими параметрами [4].

Для забезпечення збіжності процесу в межах допустимого часу використовуються умови Ляпунова стабільності:

$$V'(t) = \frac{dV}{dt} = \nabla F_{EJOHM} \cdot \dot{X}(t) < 0, \quad (17)$$

що гарантуватиме асимптотичну стабільність усієї системи при зміні вхідних параметрів $X(t)$.

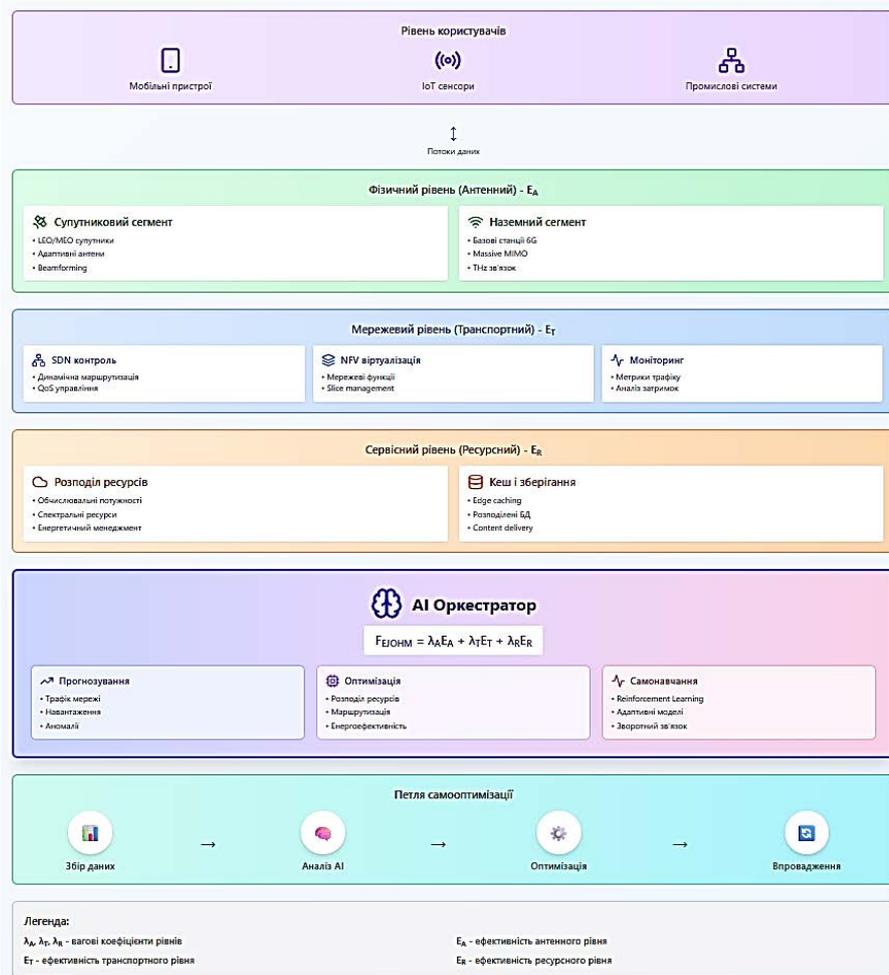


Рис. 2. Архітектура наскрізного інтелектуального оркестрування в конвергентних мережах (розроблено авторами)

Така конструкція робить модель EJOHM-6G не просто набором взаємопов'язаних підсистем, а динамічною рівновагою у просторі багатокритеріальних рішень. У результаті, EJOHM-6G Framework формує інтегровану когнітивну екосистему, в якій багаторівнева оптимізація та мультиагентне AI-керування створюють автономну модель мережевої еволюції [16]. Архітектурне рішення цілісно інтегрує аналітичну точність багатокритеріальних підходів із адаптивністю методів глибинного навчання, що забезпечує одночасну адаптацію параметрів антенного, транспортного та ресурсного рівнів у реальному часі – в автономному режимі, з мінімальною затримкою управління та максимальною стабільністю системного функціонування.

Висновки. За результатами проведеного дослідження встановлено, що впровадження багаторівневої моделі наскрізної комплексної оптимізації в архітектурі гібридних телекомунікаційних систем уможливує інтеграцію антенного, транспортного та ресурсного рівнів у єдину когнітивну структуру з динамічною міжпараметричною взаємодією. Визначено, що конструювання цільової функції забезпечує одночасне зменшення енергетичних витрат, мінімізацію затримок та максимізацію пропускнуєї спроможності мережі, тоді як застосування отриманих вагових коефіцієнтів формує оптимальне співвідношення між ефективністю функціонування та стабільністю сервісного обслуговування в умовах варіативного наванта-

ження, що становить фундамент для самоадаптивних систем 6G-генерації.

Обґрунтовано, що імплементація гібридної метаевристичної методології HAOA-DNN, яка синтезує фізично інспірований алгоритм Архімеда, стохастичний механізм Levy Flight та глибинне навчання з підкріпленням конститууюють інноваційний підхід до глобальної оптимізації у багатовимірних параметричних просторах. Така інтеграція уможливує не лише ідентифікацію глобальних мінімумів функції енергетичних витрат, а й гарантує стабільну конвергенцію у регіонах локальної стійкості. Запропонована методологія демонструє високу ефективність для адаптивного керування антенними структурами, де параметри амплітудних коефіцієнтів, фазових зсувів та більш потужних характеристик коригуються відповідно до поточного трафікового навантаження, що забезпечує редукцію інтерференційних завад та підвищення спектральної ефективності DAS-мереж.

Доведено, що розроблена модель EJOHM-6G Framework із інтегрованим AI-оркестратором та мультиагентною системою управління створює когнітивне середовище координації між антенними конфігураціями, супутниковими сегментами та волоконно-оптичними трактами. Вона забезпечує автоматизоване планування, безперервний моніторинг і самокорекцію мережевих параметрів у режимі реального часу, реалізуючи концепцію динамічної рівноваги між енергетичними, топологічними та QoS-характеристиками.

Список літератури:

1. Волошин В. О., Мадінов М. Л., Бойко О. В., Мацкевич В. Л., Паламарчук В. О. Інтелектуальні алгоритми корекції помилок у супутниково-оптичних мережах для високошвидкісних передач даних. Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2025. № 2 (36 (75)). С. 78–83. <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2025.2.1/12>
2. Галика К., Бойко О., Мадінов М., Волошин В., Галаган Н. Методи покращення стійкості та ефективності комунікаційних мереж у складних умовах. Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences. 2025. № 353 (3.2). С. 349–356. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-353-49>.
3. Abdelahy M. A., Youssef M., Madi G. A Hybrid Algorithm for the Synthesis of Distributed Antenna Arrays with Dynamic Range Ratio Control. Proceedings of the 2025 International Telecommunications Conference (ITC-Egypt). July 2025. <https://doi.org/10.1109/ITC-Egypt66095.2025.11186695>.
4. Adasme P., Dehghan Firoozabadi A., San Juan E. Bridging Classic Operations Research and Artificial Intelligence for Network Optimization in the 6G Era: A Review. Symmetry. 2025. Vol. 17. No. 8. p. 1279. <https://doi.org/10.3390/sym17081279>
5. Adegoke S. A., Sun Y., Wang Z., Oladipo S. Network Reconfiguration Using Hybrid Archimedes Optimization Algorithm for Multiobjective Functions. Journal of Electrical and Computer Engineering. 2024. Article ID 6682046. <https://doi.org/10.1155/jece/6682046>
6. Albeshr A. A. Mitigating Network Congestion in High-Density Areas Through Advanced Distributed Antenna Systems. Thesis. Rochester Institute of Technology; 2024. URL: https://repository.rit.edu/cgi/viewcontent.cgi?params=/context/theses/article/13150/&path_info=AAalbeshrThesis12_2024.pdf
7. Bagheri A., Bencivenni C., Glazunov A. A. Comparing 5G hybrid beamforming in indoor environments–collocated vs distributed mmWave arrays. Frontiers in Communications and Networks. 2024. Vol. 5. Article 1354628. <https://doi.org/10.3389/frcmn.2024.1354628>
8. Chabira C., Shayea I., Nurzhaubayeva G., Aldasheva L., Yedilkhan D., Amanzholova S. AI-Driven Handover Management and Load Balancing Optimization in Ultra-Dense 5G/6G Cellular Networks. Technologies. 2025. Vol. 13/ No. 7. p. 276. <https://doi.org/10.3390/technologies13070276>
9. Dewangan A., Rajagopal N. K., Bitar A. A., Velankanni T. Roseline. AI-Powered Optimization of Antenna Arrays: Enhancing Communication Performance Through Strategic Business Management. Proceedings

of the 2025 International Conference on Technology Enabled Economic Changes (InTech). February 2025. DOI: 10.1109/InTech64186.2025.11198392.

10. El-Hajj M. Enhancing Communication Networks in the New Era with Artificial Intelligence: Techniques, Applications, and Future Directions. Network. 2025. Vol. 5/ No. 1. p. 1. <https://doi.org/10.3390/network5010001>

11. Gajbhiye P. A., Singh S. P., Sharma M. K. A comprehensive review of AI and machine learning techniques in antenna design optimization and measurement. Discover Electronics. 2025. Vol. 2. Article 46. <https://doi.org/10.1007/s44291-025-00084-9>

12. Islam T., Hussain D., Alsunaydih F. N., Alsaleem F., Alhassoon K. Designing a Novel Hybrid Technique Based on Enhanced Performance Wideband Millimeter-Wave Antenna for Short-Range Communication. Sensors. 2024. Vol. 24(10). Article 3219. <https://doi.org/10.3390/s24103219>

13. Ji W., Ji W., Yun H., Shi X. Y., Yin P. The Distributed Antenna System and Wireless Positioning Mechanism Based on Optimized Radio-Over-Fiber Technology. 2022. December. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-2360888/v1>.

14. Kamal M. M., Khan I., Al-Khasawneh M. A., et al. Hybrid optimization-based deep learning for energy efficiency resource allocation in MIMO-enabled wireless networks. Scientific Reports. 2025. Vol. 15. 31642. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-16571-8>

15. Kilzi A., Farah J., Abdel Nour C., Douillard C. New Power Minimization Techniques in Hybrid Distributed Antenna Systems with Orthogonal and Non-Orthogonal Multiple Access. IEEE Transactions on Green Communications and Networking. 2019. Vol. 3. No. 3. pp. 679–690. <https://doi.org/10.1109/TGCN.2019.2916325>

16. Makedon V., Budko O., Salyga K., Myachin V., Fisunen N. Improving Strategic Planning and Ensuring the Development of Enterprises Based on Relational Strategies. Theoretical And Practical Research In Economic Fields. 2024. Vol. 15. No. 4. pp. 798–811. [https://doi.org/10.14505/tpref.v15.4\(32\).02](https://doi.org/10.14505/tpref.v15.4(32).02)

17. Makedon V., Myachin V., Alohyna T., Cherniavska I., Karavan N. Improving the Readiness of Enterprises to Develop Sustainable Innovation Strategies through Fuzzy Logic Models. Economic Studies (Ikonomiccheski Izsledvania). 2025. Vol. 34, No. 5. pp. 165–179. URL: https://archive.econ-studies.iki.bas.bg/2025/2025_05/2025_05_09.pdf

18. Pervez F., Zhao L., Yang C. Joint User Association, Power Optimization and Trajectory Control in an Integrated Satellite-Aerial-Terrestrial Network. IEEE Transactions on Wireless Communications. 2022. Vol. 21. No. 5. pp. 3279–3290. <https://doi.org/10.1109/TWC.2021.3120264>

19. Singla A., Criscola F., Canales D., Fraire J. A., Calveras A., Ruiz-de-Azua J. A. Toward integrated satellite operations and network management: A review and novel framework. Technologies. 2025. Vol. 13(8). p. 312. <https://doi.org/10.3390/technologies13080312>

20. Tan Xue Gang., Yuan Yang., He Wang Li., Cao Jin De., Huang Ting Wen. Distributed hybrid optimization for multi-agent systems. Science China Technological Sciences. 2022. Vol. 65, No. 8. <https://doi.org/10.1007/s11431-022-2060-7>.

21. Zhu L., Ma W., Mei W., Zeng Y., Wu Q., Ning B., Xiao Z., Shao X., Zhang J., Zhang R. A Tutorial on Movable Antennas for Wireless Networks. IEEE Communications Surveys & Tutorials. 2025. <https://doi.org/10.1109/comst.2025.3546373>.

Matskevych V.V., Palamarchuk V.O., Voloshyn V.O., Madinov M.L., Boyko O.V.

END-TO-END JOINT OPTIMIZATION OF HYBRID NETWORKS WITH DISTRIBUTED ANTENNA SYSTEMS, AI CONTROL, SATELLITE COVERAGE EXTENSION, ENHANCED FIBER-OPTIC LINES, AND TRAFFIC-AWARE RESOURCE MANAGEMENT

The article focuses on studying end-to-end joint optimization models for sixth-generation (6G) hybrid telecommunication networks that integrate distributed antenna systems (DAS), satellite components, fiber-optic transport infrastructure, and artificial intelligence (AI) functions, including AI-based control, traffic-adaptive resource allocation, and dynamic service coverage extension. The main goal of the research is to develop a comprehensive integrated model of end-to-end joint optimization (EJOHM-6G), which enables synchronized optimization of antenna, transport, and resource layers of the network using intelligent machine learning methods. Experimental results confirm the effectiveness of the proposed model: compared to traditional collocated antenna arrays, EJOHM-6G reduces power consumption in distributed antenna systems while maintaining reliability and connection stability. The use of the hybrid optimization algorithm HAOA-DNN dynamically adapts the spatial positioning of movable antennas and manages beamforming, minimizing inter-channel interference and improving spectral efficiency through potential function optimization U . The core element of the architecture is an AI orchestrator that ensures cognitive cross-layer synchronization via the correlation matching function $\Phi(t)$. The Lyapunov stability analysis confirms the asymptotic stability of the closed dynamic system. The practical significance of the research lies in the ability to integrate the EJOHM-6G model into real 6G infrastructures to provide autonomous, AI-driven resource management—especially relevant under high-traffic density and dynamic user mobility. Future studies foresee integrating the model with quantum communication and edge computing technologies to enhance cybersecurity, reduce data-processing latency, and ensure scalability in emerging 6G ecosystems.

Key words: end-to-end optimization, hybrid networks, distributed antennas, artificial intelligence, metaheuristics, 6G orchestration.

Дата надходження статті: 10.11.2025

Дата прийняття статті: 02.12.2025

Опубліковано: 30.12.2025