

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2026-63-33>

УДК 004.72

Катюха Богдан Миколайович, магістрант

<https://orcid.org/0009-0006-3919-0173>

Клятченко Ярослав Михайлович, к. т. н, доцент

<https://orcid.org/0000-0003-4236-4059>

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», м. Київ, Україна

ПІДВИЩЕННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ МАРШРУТИЗАЦІЇ В ІОТ ШЛЯХОМ ВПРОВАДЖЕННЯ БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНОЇ ОПТИМІЗАЦІЇ ТА MESH-СТРУКТУР

Катюха Б.М., Клятченко Я.М. Підвищення енергоефективності маршрутизації в ІоТ шляхом впровадження багатокритеріальної оптимізації та Mesh-структур. Стрімке розгортання сучасних екосистем Інтернету речей (ІоТ) загострює проблему автономності бездротових сенсорних мереж (WSN) через обмежений запас енергії елементів живлення. Робота охоплює етапи аналітичного моделювання енерговитрат вузлів на основі радіоенергетичної моделі, формалізацію метрик живучості мережі та розробку власної математичної моделі. Для вирішення цієї задачі пропонується гібридний підхід до організації передачі даних під назвою Adaptive S-Mesh PSO-LEACH (ASMPLEACH). Використано апарат нечіткої логіки для оцінки шансів вузлів стати лідерами кластерів та алгоритм рою частинок для глобальної оптимізації топології. Наукова новизна підходу полягає у використанні результатів нечіткого виведення як вагових коефіцієнтів для ініціалізації частинок у рої, що дозволяє прискорити знаходження глобального оптимуму та уникнути потрапляння алгоритму в локальні екстремуми. Створена інтелектуальна сітчаста магістраль між головними вузлами дозволяє замінити енергоємні прямі передачі на віддалену базову станцію послідовною ретрансляцією через проміжні вузли. Математична модель методу інтегрує фактор прогностичної стабільності, що базується на аналізі дисперсії енерговитрат вузлів, що дозволяє завчасно ідентифікувати найбільш навантажені ділянки мережі. Імітаційне моделювання підтвердило ефективність розробленого рішення: момент виходу з ладу першого вузла у запропонованого методу настає пізніше порівняно з класичними ієрархічними алгоритмами маршрутизації, а сумарна кількість доставлених пакетів даних зростає. Отримані результати дозволяють створювати масштабовані та надійні системи Інтернету речей з подовженням терміном автономної роботи, забезпечуючи рівномірне розрядження енергоресурсів системи.

Ключові слова: енергоефективна маршрутизація, роєвий інтелект, нечітка логіка, бездротові сенсорні мережі, Інтернет речей, Mesh-магістраль, життєвий цикл мережі, кластерна ієрархія.

Katiukha B., Klyatchenko Y. Efficiency Improvement for IoT Routing by Implementing Multi-Objective Optimization and Mesh Structures. The rapid deployment of modern Internet of Things (IoT) ecosystems exacerbates the autonomy challenge in Wireless Sensor Networks (WSNs) due to the limited energy capacity of their power sources. This paper encompasses analytical modeling of node energy consumption based on a radio energy model, the formalization of network lifetime metrics, and the development of an original mathematical model. To address this issue, we propose a hybrid data transmission approach named Adaptive S-Mesh PSO-LEACH (ASMPLEACH). Fuzzy logic is utilized to evaluate the probability of nodes becoming cluster heads, alongside a Particle Swarm Optimization algorithm for global topology optimization. The scientific novelty of this approach lies in applying fuzzy inference results as weight coefficients for swarm particle initialization, which accelerates convergence to a global optimum and prevents the algorithm from getting trapped in local extrema. The established intelligent mesh backbone between cluster heads allows energy-intensive direct transmissions to a remote base station to be replaced by multi-hop relaying through intermediate nodes. The method's mathematical model integrates a predictive stability factor based on the variance analysis of node energy consumption, enabling early identification of highly congested network areas. Simulation results confirmed the effectiveness of the developed solution: the moment of the first node's failure occurs significantly later compared to classical hierarchical routing algorithms, while the total number of delivered data packets has increased. The obtained results facilitate the creation of scalable and reliable IoT systems with an extended autonomous operational lifespan, ensuring uniform energy depletion across the network.

Keywords: energy-efficient routing, swarm intelligence, fuzzy logic, wireless sensor networks, Internet of Things, mesh backbone, network lifetime, cluster hierarchy.

Постановка наукової проблеми. Сучасний етап розвитку цифрової інфраструктури характеризується впровадженням Інтернету речей (Internet of Things – ІоТ) в різноманітні сфери, що передбачає об'єднання автономних пристроїв у єдину мережу для автоматизованого збору та обміну даними. Технологічною основою цієї екосистеми є бездротові сенсорні мережі (Wireless Sensor Networks – WSN), які виконують функції обробки та передачі даних. Завдяки здатності до самоорганізації, бездротові сенсорні мережі знайшли широке застосування в інтелектуальних транспортних системах, моніторингу критичної інфраструктури та автоматизації промислових об'єктів. Проте, попри значні успіхи в галузі мікроелектроніки, основною проблемою для розгортання таких систем залишається обмеженість енергетичних ресурсів сенсорних вузлів. Більшість пристроїв працюють від автономних джерел живлення з фіксованою ємністю, заміна або перезарядка яких у важкодоступних зонах є технічно неможливою або економічно недоцільною.

Аналіз сучасного стану проблеми свідчить, що основна частина енергії сенсорного вузла WSN витрачається не на обчислювальні операції, а на бездротову передачу даних. Впровадження інтелектуальних методів маршрутизації в мережах IoT є необхідним для адаптації до динамічних змін топології та мінімізації втрат при передачі [1]. Архітектурні стратегії побудови мереж повинні відходити від класичних жорстких моделей на користь гнучких ієрархічних структур, які дозволяють ефективно розподіляти енергетичне навантаження [2].

Актуальність теми дослідження зумовлена тим, що створення масштабованих WSN в системах IoT залежить від показників енергоефективності методів маршрутизації. Одним з ключових викликів залишається проблема «енергетичної діри», коли одні вузли виснажуються значно швидше за інші. Це призводить до передчасного руйнування цілісності мережі, навіть якщо інші вузли мають значний запас енергоресурсу.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасний стан досліджень свідчить, що оптимізація маршрутизації в IoT потребує комплексного бачення проблеми. Важливе місце у цьому напрямі посідають методи багатокритеріального аналізу, оскільки вони дозволяють враховувати неоднорідність мережевих ресурсів. Було запропоновано інтегрований підхід, що поєднує методи багатокритеріального прийняття рішень (Multi-Criteria Decision Making — MCDM) для досягнення збалансованого споживання енергії [3]. У контексті глибокого навчання, розроблено протокол DL-NEED, у якому вперше використано графові нейронні мережі для контекстно-залежного вибору головних вузлів кластерів (Cluster Heads — CH), що забезпечує високу адаптивність у неоднорідних мережах [4]. З метою подолання дилеми між енергоспоживанням та затримкою передачі даних, у дослідженні Також було представлено підхід, що базується на двофазних алгоритмах машинного навчання. Цей метод дозволяє досягти високої пропускну здатності без критичного виснаження енергетичного ресурсу вузлів [5]. Дослідження наголошують на важливості штучного інтелекту для моделювання процесів агрегації даних, що дозволяє суттєво подовжити загальний термін життя мережі шляхом зменшення обсягу надлишкової інформації [6].

Інтеграція метаевристичних алгоритмів залишається одним із найперспективніших напрямів. Було обґрунтовано переваги гібридного протоколу SIACOPSO, що поєднує алгоритм оптимізації частинок у рої (Particle Swarm Optimization — PSO) та алгоритм мурашиної колонії (Ant Colony Optimization — ACO) для формування стабільної топології [7]. Авторами [8] запропоновано алгоритм Modified Ant Colony Optimization Algorithm (MACOA), який демонструє здатність до динамічної реконфігурації кластерів у реальному часі. Розробка таких протоколів стикається з викликами обмеженої обчислювальної потужності вузлів, адже, попри зменшення енерговитрат на маршрутизацію, ускладнення алгоритмів створює додаткове обчислювальне навантаження, що вимагає розробки оптимізованих рішень [9]. Порівняльний аналіз підтверджує, що навіть перевірені часом ієрархічні структури потребують глибокої інтелектуалізації для виживання в сучасних умовах Інтернету речей [10]. Класичні протоколи, такі як Low-Energy Adaptive Clustering Hierarchy (LEACH), використовують імовірнісний підхід до вибору лідерів, що часто призводить до призначення виснажених пристроїв CH. Це створює потребу в розробці методів, які б поєднували стратегічне планування на рівні базової станції з локальною адаптивністю самих вузлів.

Мета статті. Дослідження підвищення показників енергоефективності та тривалості функціонування WSN у системах IoT та створення гібридного інтелектуального методу маршрутизації, що базується на поєднанні ройового інтелекту та динамічних Mesh-структур. Провести порівняльні дослідження розробленого методу з існуючими аналогами.

Виклад основного матеріалу дослідження. Основою для математичного опису процесів у WSN виступає радіоенергетична модель першого порядку. Вона детально формалізує механізми споживання енергії при прийомі та передачі інформації. Витрати енергії на передачу k -бітного пакета на відстань d залежать від порогу розповсюдження сигналу [11]. У контексті IoT, де вузли можуть бути розташовані на різних відстанях один від одного, це набуває важливого значення. Математична формалізація витрат на передачу E_{Tx} виглядає наступним чином:

$$E_{Tx}(k, d) = \begin{cases} k \cdot E_{elec} + k \cdot \epsilon_{fs} \cdot d^2, & d < d_0 \\ k \cdot E_{elec} + k \cdot \epsilon_{mp} \cdot d^4, & d \geq d_0 \end{cases} \quad (1)$$

де E_{elec} — питома енергія на роботу вузла; ϵ_{fs} — коефіцієнт підсилення для моделі вільного простору; ϵ_{mp} — коефіцієнт для моделі багатопроменевого згасання, порогова відстань d_0 :

$$d_0 = \sqrt{\frac{\epsilon_{fs}}{\epsilon_{mp}}} \quad (2)$$

Енергія прийому пакета E_{Rx} є лінійною функцією його обсягу:

$$E_{Rx}(k) = k \cdot E_{elec} \quad (3)$$

У межах ієрархічної структури голови кластерів (СН) додатково витрачають енергію на агрегацію даних від m вузлів-членів:

$$E_{agg}(k, m) = m \cdot k \cdot E_{DA} \quad (4)$$

де E_{DA} — коефіцієнт питомих витрат на обробку одного біта інформації

Загальні витрати СН за один раунд включають прийом даних від усіх членів кластера, їх стиснення та передачу до наступного вузла або BS. Таке моделювання демонструє, чому кластеризація є вигідною: вона дозволяє замінити довгі дистанції прямої передачі до базової станції серією коротких трансляцій всередині кластера [12].

Для оцінки ефективності методів у даній роботі використано систему метрик, що характеризують життєвий цикл мережі. Виділяють наступні ключові часові показники:

1. First Node Dies (FND): Момент виходу з ладу першого вузла. Цей показник визначає період стабільної роботи та повного покриття зони спостереження.
2. Half of Nodes Die (HND): Раунд, у якому 50% вузлів вичерпують заряд. Метрика вказує на стійкість топології та здатність зберігати зв'язність при деградації системи.
3. Last Node Dies (LND): Час повної енергетичної смерті мережі.

Особливо важливим показником є значення FND, оскільки протоколи, які максимізують період стабільності, є найбільш надійними для критичних IoT-систем.

Паралельно аналізуються функціональні метрики:

- Кількість доставлених пакетів до BS
- Середнє споживання енергії на пакет
- Енергія на біт: кількість енергії, витраченої на успішну доставку одного біта корисної інформації до кінцевого споживача.

У плоских структурах всі вузли рівноправні, що призводить до надмірності даних та «лавинного» ефекту, тому було запропоновано метод LEACH. Він став основним базовим ієрархічним протоколом, де вибір СН базується на імовірнісній пороговій функції $T(n)$:

$$T(n) = \begin{cases} \frac{P}{1 - P \cdot \left(r \bmod \frac{1}{P}\right)}, & n \in G \\ 0, & \text{в іншому випадку} \end{cases} \quad (5)$$

де P — бажаний відсоток СН; r — номер раунду. Проте випадковість вибору в LEACH не враховує залишкову енергію, що може призвести до швидкого виходу з ладу вузлів з низьким зарядом [13].

Протокол Hybrid Energy-Efficient Distributed clustering (HEED) впровадив гібридний критерій вибору СН, що базується на залишковій енергії та вартості зв'язку всередині кластера [4]. У HEED імовірність того, що вузол стане головним, визначається як:

$$CH_{prob} = C_{prob} \cdot \frac{E_{res}}{E_{max}} \quad (6)$$

де C_{prob} — початкова імовірність, E_{max} — початкова енергія вузла, E_{res} — залишкова енергія вузла.

Більш досконалі підходи використовують методи ройового інтелекту. Алгоритм Particle Swarm Optimization (PSO) моделює пошук оптимального набору СН як рух частинок у

багатовимірному просторі. Кожна частинка оновлює свій стан за формулами швидкості (7) та позиції (8) [14].

$$v_i(t + 1) = \omega \cdot v_i(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot (pbest_i - x_i(t)) + c_2 \cdot r_2 \cdot (gbest - x_i(t)) \quad (7)$$

$$x_i(t + 1) = x_i(t) + v_i(t + 1) \quad (8)$$

Використання PSO дозволяє мінімізувати суму квадратів відстаней між вузлами та центрами кластерів, забезпечуючи оптимальне покриття.

Алгоритм Ant Colony Optimization (ACO) використовує імовірнісний підхід на основі накопичення віртуального феромону для знаходження енергоефективних маршрутів до базової станції [15]. Ймовірність вибору наступного вузла j вузлом i розраховується як:

$$P_{i,j} = \frac{[\tau_{i,j}]^\alpha \cdot [\eta_{i,j}]^\beta}{\sum_{l \in allowed} [\tau_{i,l}]^\alpha \cdot [\eta_{i,l}]^\beta} \quad (9)$$

де τ — інтенсивність феромону, η — видимість (обернена до вартості шляху), а α та β регулюють баланс між накопиченим досвідом та миттєвою вигодою [16].

Дворівневу оптимізацію реалізує гібридний протокол SIACOPSO: PSO використовується для самоорганізації вузлів у кластери та забезпечення оптимального покриття, тоді як ACO відповідає за динамічне знаходження маршрутів між головами кластерів. Таке поєднання дозволяє не лише мінімізувати енергію всередині кластерів, а й оптимізувати багатострибкову (multi-hop) передачу даних до базової станції [17]. У SIACOPSO вибір голови кластера базується на оцінці придатності:

$$H_s = \alpha \cdot \frac{E_{res}}{E_{init}} + \beta \cdot Density + \gamma \cdot \frac{1}{d(CH, BS)} \quad (10)$$

Функція враховує не лише поточний рівень енергії, а й положення вузла відносно сусідів та BS [7].

Запропонований метод ASMPLEACH базується на дворівневій гібридній архітектурі, яка поєднує стратегічне планування топології на основі нечіткої логіки та динамічну побудову Mesh-магістралі для передачі даних. На першому етапі використовується система нечіткого виведення для розрахунку ймовірності кожного вузла стати лідером. Модель використовує апарат нечіткої логіки для оцінки трьох параметрів [14]:

- Residual Energy (RE): Поточний заряд відносно початкового.
- Distance to BS (DistBS): Евклідова відстань вузла до базової станції.
- Neighbor Density (Density): Кількість активних вузлів у радіусі передачі.

Значення ймовірності $P_{CH}(i)$ розраховується методом центру площі:

$$P_{CH}(i) = \frac{\int x \cdot \mu_{out}(x) dx}{\int \mu_{out}(x) dx} \quad (11)$$

Отримане значення $P_{CH}(i)$ не використовується як фінальне рішення, а подається на вхід алгоритму PSO як ваговий коефіцієнт ініціалізації частинок. Це дозволяє прискорити збіжність PSO, оскільки частинки відразу концентруються в «енергетично вигідних» зонах, враховуючи їхні характеристики, це допомагає запобігти вибору елементів з критично малою енергією на етапі раннього відсіву.

Основа протоколу ASMPLEACH базується на інтегральному показнику якості рішень, який формалізується через багатокритеріальну функцію придатності (Fitness Function):

$$Fitness = \alpha \cdot F_{energy} + \beta \cdot F_{mesh} + \gamma \cdot F_{dist} + \delta \cdot F_{stab} \quad (12)$$

Компоненти функції (12) включають:

- F_{energy} — стимулює вибір вузлів з найбільшим залишком заряду.
- F_{mesh} — накладає штраф на ізольовані СН.
- F_{dist} — мінімізує суму відстаней від рядових вузлів до СН.
- F_{stab} — фактор прогностичної стабільності.
- $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ — вагові коефіцієнти.

Оскільки компоненти функції придатності (12) мають різну фізичну природу та розмірності, для вирішення цієї проблеми у методі ASMPLEACH коефіцієнти $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ визначаються як динамічні функції. Кожен коефіцієнт розраховується для поточного раунду і складається з двох множників:

- пріоритетної ваги ω_i (де $\sum \omega_i = 1$). Ваги ω_i можуть бути обрані довільно в залежності від пріоритетів, головне що б їх сума дорівнювала 1.
- адаптивного масштабного множника, який нормує фізичну розмірність і враховує поточний стан топології мережі.

Оскільки задача пошуку оптимальної множини СН належить до класу NP-складних задач комбінаторної оптимізації, функція придатності повинна не просто визначати кращі рішення, а й виконувати умови збіжності рою частинок до глобального оптимуму [18].

Компонент формули (12) F_{energy} відповідає за максимізацію сумарного енергетичного ресурсу обраних лідерів кластерів. На відміну від імовірнісних підходів до вибору лідерів, ASMPLEACH пропорційно оцінює відносну "вагу" кожного кандидата:

$$F_{energy} = \sum_{i=1}^k \frac{E_{res,i}}{E_{init,i}} \quad (13)$$

де k — кількість обраних СН у даній частині PSO, $E_{res,i}$ — поточна енергія i -го вузла, $E_{init,i}$ — його початкова ємність.

Оскільки F_{energy} (13) є сумою k безрозмірних часток, коефіцієнт нормалізує цей показник відносно теоретично оптимальної кількості кластерів k_{opt} : $\alpha = \omega_1 \cdot \frac{1}{k_{opt}}$

Це дозволяє системі адаптувати вагу залишкової енергії залежно від того, наскільки поточна кількість згенерованих лідерів відрізняється від еталонного значення для даної площі.

Базова станція використовує цей фактор для відсікання конфігурацій, де роль СН призначається виснаженим вузлам. Це гарантує, що найбільш енергоємні операції (агрегація та ретрансляція) виконуватимуться лише тими пристроями, які мають достатній запас ходу. Максимізація цього фактору дозволяє відтермінувати момент смерті першого вузла, забезпечуючи рівномірне розрядження акумуляторів по всій топології [19].

Фактор F_{mesh} у формулі (12) виконує роль топологічного регулятора, накладаючи математичний штраф на конфігурації, що не здатні забезпечити ретрансляцію :

$$F_{mesh} = \frac{1}{1 + Count(Isolated CHs)} \quad (14)$$

$Count(Isolated CHs)$ — кількість обраних лідерів, у радіусі яких немає жодного іншого СН для формування магістралі до базової станції.

F_{mesh} за своєю природою є безрозмірним і обмеженим діапазоном (0,1). Тому він не потребує розмірного масштабування: $\beta = \omega_2$

Під час ітерацій PSO частинки, що пропонують "ізолювані" кластери, отримують низьке значення фітнесу. Це змушує рій шукати такі позиції СН, які б утворювали безперервний Mesh-ланцюг від периферії до центру, що забезпечує теоретичну масштабованість системи. Використання Mesh-магістралі перетворює енергетичну складність з $O(d^4)$ на серію кроків з вартістю $O(d_{hop}^2)$, що знижує витрати СН у мережах великого радіусу [20].

Енергоефективність рядових вузлів залежить від відстані до їхнього СН. Фактор F_{dist} мінімізує суму квадратів евклідових відстаней, що відповідає фізичній моделі вільного простору $O(d^2)$:

$$F_{dist} = \frac{1}{\sum_{i=1}^k \sum_{n \in Cluster_i} d(n, CH_i)^2} \quad (15)$$

де $d(n, CH_i)$ — відстань між членом кластера n та його лідером CH_i .

(15) має розмірність $1/M^2$, для компенсації та адаптації до мережі, просторовий множник спирається на квадрат зони розгортання M та поточну кількість активних вузлів N_{active} : $\gamma = \omega_3 \cdot (N_{active} \cdot M^2)$. Такий підхід автоматично зменшує вплив фактора відстані на пізніх етапах життєвого циклу мережі коли N_{active} падає, дозволяючи алгоритму концентруватися на енергетичному виживанні залишку мережі, а не на геометричній ідеальності кластерів.

F_{dist} у (12) змушує PSO обирати СН таким чином, щоб вони знаходилися у геометричному центрі щільних груп сенсорів. Близько розташовані вузли, будуть об'єднані в компактні кластери з мінімальним радіусом передачі [21].

Фактор F_{stab} , впроваджує елементи предиктивної аналітики для формули (12). Проблема традиційних методів полягає у виборі СН за миттєвим залишком енергії, що ігнорує динаміку трафіку. Фактор стабільності базується на аналізі дисперсії енерговитрат за змінне значення кількості раундів W :

$$F_{stab} = \sum_{i=1}^m \frac{1}{\sigma_i + \epsilon} \quad (16)$$

де m — кількість вузлів, що беруть участь у розрахунку, ϵ — мала константа для запобігання діленню на нуль, σ_i — стандартне відхилення споживання енергії вузлом i , розраховане за формулою:

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{W} \cdot \sum_{t=T-W}^T (e_{i(t)} - \bar{e}_i)^2} \quad (17)$$

де W — часове вікно за яке проводиться аналіз, T — раунд симуляції $e_i(t)$ — енергія, витрачена вузлом у раунді t , \bar{e}_i середнє арифметична значення $e_i(t)$ за W [22].

Формула (16) має розмірність $1/\text{Дж}^2$. Для зведення його до безрозмірної величини використовується середній квадрат залишкової енергії активних вузлів: $\delta = \omega_4 \cdot \frac{\sum_{i=1}^{N_{active}} E_{res,i}^2}{N_{active}}$. Це гарантує, що фактор стабільності коректно масштабується, пропорційно до загального виснаження енергоресурсів системи у кожному новому раунді.

Важливим аспектом ASMPLEACH є відмова від прямої передачі СН до BS. Вибір наступного вузла здійснюється шляхом мінімізації функції вартості шляху:

$$C_{path} = w_1 \cdot Dist(CH_i, CH_{next}) + w_2 \cdot \frac{1}{E_{res,next}} \quad (18)$$

де $Dist(CH_i, CH_{next})$ — відстань між поточним СН та потенційним наступним CH_{next} , $E_{res,next}$ — залишкова енергія наступного вузла w_1 та w_2 вагові коефіцієнти відстані та енергії відповідно. Для нормалізації коефіцієнтів використовувалася описані вище ваги для фітнес функції, для w_1 використовувалася розрахунок як для α в формулі (12) і відповідно значення w_2 дорівнює γ . Це дозволяє розбити велику відстань на серію коротких стрибків. Оскільки стан каналів зв'язку та завантаженість сусідніх вузлів постійно змінюються, агент повинен автономно приймати рішення про вибір наступного ретранслятора без звернення до BS [23].

Алгоритм PSO динамічно регулює кількість СН (k). Теоретично оптимальна кількість голів кластерів k_{opt} , яка мінімізує сумарну дисипацію енергії в мережі з N вузлів на площі $M \times M$:

$$k_{opt} = \sqrt{\frac{N}{2\pi}} \cdot \sqrt{\frac{\epsilon_{fs}}{\epsilon_{mp}}} \cdot \frac{M}{d_{toBS}^2} \quad (19)$$

де d_{toBS} — середня відстань до базової станції [11]. Це дозволяє адаптувати k у реальному часі.

Згідно з Рис. 1, алгоритм працює ітеративно. Життєвий цикл раунду розпочинається зі збору даних (RE, DistBS, Density), які обробляються методами нечіткої логіки для обчислення ймовірності $P_{CH}(i)$. Отримане ймовірності передається на алгоритм PSO як початковий ваговий коефіцієнт ініціалізації часток для подальшого пошуку найкращих топологічних параметрів мережі. Завершальна фаза ітерації охоплює формування кластерів, внутрішньокластерну агрегацію даних та їх багатокрокову передачу до базової станції (BS). Описаний процес повторюється до повного вичерпання енергетичного ресурсу всіх вузлів мережі.

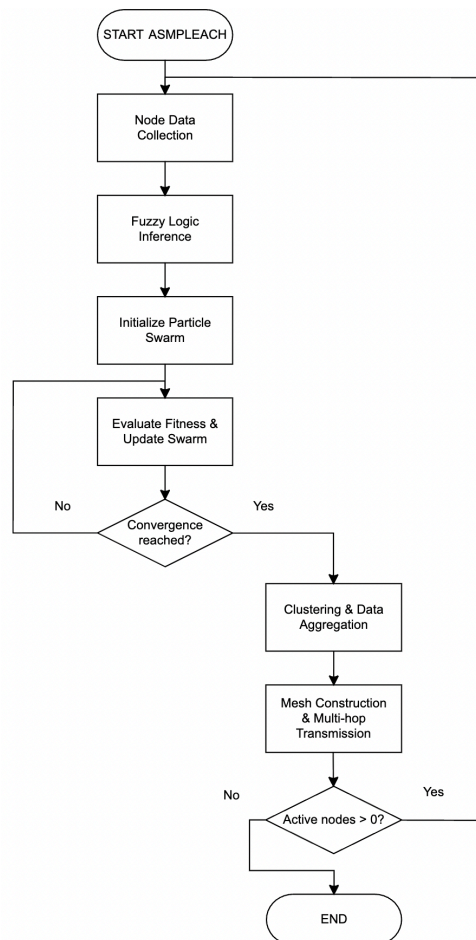


Рис 1. Блок-схема алгоритму життєвого циклу ASMPLEACH

Результати. Для отримання результатів розроблено модель WSN, враховуючи значні ресурсні обмеження вузлів, параметри моделювання мережі було обрано відповідно до значень, наведених у таблиці 1. Конфігурація поля та кількість вузлів створюють умови середньої щільності мережі, де важливим стає баланс між локальною обробкою даних у кластерах та мінімізацією витрат на передачу до віддаленої базової станції. Оскільки система IoT, в більшості випадків, складається з різноманітних за параметрами елементами, для імітації реалістичних умов WSN розподіл початкової енергії відбувався випадковим чином, 80% вузлів отримували початкову енергію в діапазоні 0.4 - 0.6 Дж а інші 20% — 1 - 1.5 Дж. Максимальна кількість раундів симуляції підбиралась так, що б для кожного з досліджуваних протоколів маршрутизації було визначено LND.

Таблиця 1. Параметри моделювання мережі WSN

Позначення	Значення	Опис
N	250	Загальна кількість вузлів у мережі
$M \times M$	150×150	Розмір зони розгортання (площа поля)

(x_s, y_s)	(100, 250)	Координати базової станції
E_{TX}	50 нДж/біт	Енерговитрати електроніки на передачу 1 біта
E_{RX}	50 нДж/біт	Енерговитрати електроніки на прийом 1 біта
ϵ_{fs}	10 пДж/біт/м ²	Коефіцієнт підсилювача моделі вільного простору d^2
ϵ_{mp}	0.0013 пДж/біт/м ⁴	Коефіцієнт підсилювача багатошляхової моделі d^4
E_{DA}	5 нДж/біт/сигнал	Енергія на агрегацію (обробку) даних у СН
E_{init}	0.4 - 1.5 Дж	Початкова енергія вузлів
L	4000 біт	Довжина пакета даних
P	0.1	Ймовірність обрання вузла як СН

Під час моделювання ASMPLEACH для функції придатності (12) було встановлено вагові коефіцієнти ω_i для $\alpha, \beta, \gamma, \delta$: 0.4 для формули (13), для (14) (15) (16) використано значення 0.2. Оскільки робота полягає в забезпеченні енергоефективності, тому було прийнято рішення пріоритезувати (13) відносно інших компонентів функції придатності (12). Для розрахунку F_{stab} за формулою (17) розмір часового вікна W було встановлено рівним 5. Аналіз п'яти попередніх раундів є достатнім для ефективного впливу на значення фітнес-функції (12) без суттєвого зростання алгоритмічної складності.

Для порівняння ASMPLEACH з існуючими методами маршрутизації було обрано вибірку алгоритмів. Першим став класичний протокол LEACH. Наступний рівень порівняння забезпечують алгоритми HEED та Improved Energy Efficient LEACH (IEE-LEACH), які представляють еволюцію класичних ієрархічних методів. HEED було обрано через аналіз залишкової енергії вузлів при виборі СН, що дозволяє оцінити, наскільки м'яка логіка та ройовий інтелект перевершують жорстко задані математичні умови. У свою чергу, IEE-LEACH виступає прикладом оптимізації LEACH.

Для перевірки якості побудови маршрутів та топологічної стійкості було залучено метод Routing-Efficient Adaptive Clustering Hierarchy (REACH), який фокусується на ефективності самої структури передачі даних. Це дозволяє виокремити та оцінити внесок компонента Mesh-магістралі у загальну продуктивність алгоритму. Найбільш критичним є зіставлення з SIACOPSO — прямим конкурентом у сфері алгоритмів ройового інтелекту. Використання SIACOPSO, що базується на комбінації ACO та PSO, створює умови для реального порівняння складних AI-систем. Це дозволить оцінити здатність ASMPLEACH конкурувати з іншими гібридними алгоритмами [24].

Графічний аналіз результатів моделювання динаміки життєвого циклу мережі (Рис. 2) демонструє різницю в ефективності розподілу енергетичного ресурсу між протоколами.

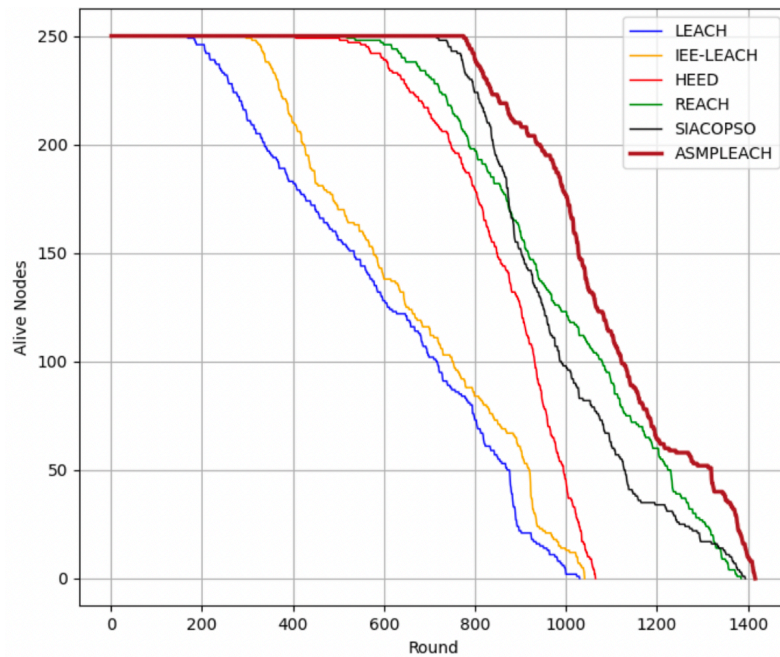


Рис 2. Динаміка життєвого циклу мережі для різних протоколів маршрутизації

Класичний LEACH та його вдосконалена версія IEE-LEACH показують найгірші результати: деградація топології починається вже після 300-го раунду, що зумовлено неефективним характером вибору головних вузлів та відсутністю врахування їхнього реального розташування. Протокол HEED проявляє вищу стійкість завдяки використанню залишкової енергії як основного параметра, проте він все одно значно поступається сучасним інтелектуальним рішенням. Найвищу ефективність демонструє група алгоритмів на базі інтелектуальної оптимізації — REACH, SIACOPSO та запропонований ASMPLEACH. Хоча REACH та SIACOPSO показують конкурентні результати, саме ASMPLEACH забезпечує найоптимальніше виснаження мережі, утримуючи максимальну кількість активних вузлів протягом найдовшого періоду. Це досягається завдяки предиктивному аналізу стабільності та S-Mesh архітектури, яка ефективно балансує навантаження між вузлами. Можна зробити висновок, що інтеграція багатокритеріальної оптимізації у поєднанні з меш-структурою дозволяє не лише відтермінувати момент виходу з ладу перших вузлів, а й підтримувати працездатність мережі довше на всьому проміжку життя системи.

Кількісні показники (Таблиця 2) підтверджують графічну динаміку: найбільш показовим є індикатор FND, який у протоколі ASMPLEACH досягає 776 раунду, що у 4,5 раза перевищує показник класичного LEACH. Таке відтермінування моменту першої відмови є критично важливим для систем моніторингу в реальному часі, де вихід з ладу одного сенсора може спричинити появу «сліпих зон». Показники HND (1066 раундів) та LND (1416 раундів) також свідчать про здатність алгоритму підтримувати зв'язність мережі довше за аналоги.

Таблиця 2. Порівняння ключових часових метрик WSN

Часові показники	LEACH	IEE-LEACH	HEED	REACH	SIACOPSO	ASMPLEACH
FND	169	297	406	519	716	776
HND	608	649	900	985	950	1066
LND	1030	1041	1065	1385	1394	1416

Математична перевага ASMPLEACH над сучасними алгоритмами, як REACH та SIACOPSO, зумовлена структурою його цільової функції придатності. На відміну від REACH, який фокусується переважно на геометричній близькості, та SIACOPSO, що комбінує стандартні метаевристики, ASMPLEACH інтегрує фактор предиктивної стабільності $F_{stab}(16)$ через аналіз дисперсії енерговитрат σ_i (17). Це дозволяє алгоритму мінімізувати витрати енергії, запобігаючи швидкому виснаженню вузлів, які часто обираються як ретранслятори. Оптимізація Mesh-магістралі за критерієм $O(d^2)$ замість $O(d^4)$ дозволяє ASMPLEACH підтримувати стабільний

показник придатності частинок PSO у тих областях простору рішень, де REACH та SIACOPSO втрачають збіжність через зростання сумарної відстані до базової станції [25].

Результати кількісного аналізу доставлених пакетів (Табл. 3) демонструють пряму залежність між топологічною стійкістю мережі та її загальною інформативною здатністю. Протокол ASMPLEACH демонструє найвищу ефективність, такий результат пояснюється математичною моделлю фактора F_{dist} (15), яка змушує алгоритм PSO обирати голови кластерів у геометричних центрах щільних груп сенсорів. Це мінімізує внутрішньокластерні втрати енергії на передачу, що дозволяє вузлам генерувати та успішно доставляти більший обсяг даних до моменту виснаження перших елементів мережі.

Таблиця 3. Аналіз продуктивності передачі даних до BS за різними часовими етапами

Кількість отриманих пакетів BS для різних часових показників	LEACH	IEE-LEACH	HEED	REACH	SIACOPSO	ASMPLEACH
FND	39418	68983	98814	125894	170785	194249
HND	115919	129017	200979	216571	213764	250711
LND	139988	153175	210016	239624	234128	272745

Суттєва перевага розробленого методу стає найбільш очевидною на фінальному етапі моделювання (LND). У той час як у протоколах REACH та SIACOPSO спостерігається сповільнення темпів накопичення даних через розриви зв'язності та появу ізольованих вузлів, гібридна структура Mesh-backbone у ASMPLEACH забезпечує стабільну ретрансляцію навіть при критичному зменшенні активних сенсорів. Це підтверджує, що багатокритеріальна оптимізація подовжує життя окремих вузлів і підтримує пропускну здатність мережі в умовах динамічної деградації мережі.

Масштабованість запропонованого методу ASMPLEACH теоретично обґрунтована переходом від прямої передачі даних на базову станцію до Mesh-ретрансляції. Завдяки динамічному регулюванню кількості головних вузлів кластерів k відповідно до розрахованого значення k_{opt} (19), алгоритм зберігає енергетичну ефективність незалежно від фізичного розміру зони розгортання.

Практичний аспект масштабованості підтверджується роботою фактора F_{mesh} (14), який накладає математичний штраф на ізольовані конфігурації СН. На відміну від SIACOPSO, де зростання сумарної відстані до BS може призводити до розривів зв'язності на пізніх етапах, ASMPLEACH підтримує збіжність алгоритму PSO у всьому просторі рішень за рахунок автономного вибору наступного ретранслятора за функцією вартості шляху C_{path} (18).

Отримані результати підтверджують тезу про те, що гібридизація алгоритмів ройового інтелекту забезпечує формування більш стабільної топології мережі порівняно з ієрархічними методами попереднього покоління. ASMPLEACH демонструє вищу адаптивність завдяки впровадженню предиктивного фактора стабільності F_{stab} (16). Порівняльний аналіз із SIACOPSO показує, що використання нечіткої логіки для ініціалізації частинок PSO дозволяє уникнути потрапляння в локальні екстремуми на ранніх етапах ініціалізації кластерів [7].

Продуктивність ASMPLEACH узгоджується з [12], де обґрунтовано переваги кластеризації для заміни енергоємних прямих трансляцій серією коротких зв'язків. Це забезпечує не просто подовження життя окремих вузлів, а збереження високої пропускну здатності мережі до моменту LND, що підтверджує практичну цінність інтеграції Mesh-структур в IoT-середовища.

Висновки та перспективи подальшого дослідження. У роботі представлено результати розробки та дослідження гібридного інтелектуального методу маршрутизації ASMPLEACH, спрямованого на підвищення енергоефективності бездротових сенсорних мереж у системах IoT. У ході роботи було виконано комплексний аналіз сучасних ієрархічних протоколів та ідентифіковано ключові чинники, що призводять до передчасної деградації автономних систем. Основним результатом роботи став метод Adaptive S-Mesh PSO-LEACH, побудований на дворівневій гібридній архітектурі. Наукова новизна підходу полягає у використанні системи нечіткої логіки для предиктивної оцінки стану вузлів за параметрами залишкової енергії, відстані до базової станції та щільності оточення. Отримані значення ймовірності інтегровані в алгоритм оптимізації частинок у ролі вагові коефіцієнти ініціалізації частинок. Це дозволило суттєво прискорити збіжність алгоритму та уникнути його потрапляння в локальні екстремуми при пошуку глобального

оптимуму. Математичне обґрунтування масштабованості методу реалізовано шляхом впровадження динамічної Mesh-магістралі, яка замінює енергоємні прямі передачі на базову станцію серією коротких ретрансляцій між головами кластерів.

Імітаційне моделювання підтвердило перевагу ASMPLEACH над класичними протоколами LEACH і HEED, а також над сучасними інтелектуальними аналогами SIACOPSO та REACH. Кількісний аналіз часових показників продемонстрував, що момент виходу з ладу першого вузла у запропонованому методі настає пізніше порівняно з існуючими методами, що є важливим для забезпечення цілісності даних. Сумарна продуктивність мережі за обсягом доставлених пакетів зросла завдяки впровадженню фактора прогностичної стабільності, який дозволяє завчасно перерозподіляти трафік в обхід навантажених зон. Практична цінність роботи полягає у створенні гнучкого інструментарію для розгортання масштабованих систем IoT. Розроблений метод забезпечує рівномірне розрядження енергоресурсів та подовжує загальний термін життя мережі.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з адаптацією методу ASMPLEACH до умов високої мобільності сенсорних вузлів та автоматичної корекції вагових коефіцієнтів функції придатності в умовах змінного мережевого трафіку.

Список бібліографічного опису

1. С. Тхакур, Н. І. Саркар, і С. Йончарон, "Маршрутизація з підвищеною енергоефективністю в IoT-орієнтованих бездротових сенсорних мережах на основі штучного інтелекту: комплексний огляд," *Sensors (Сенсори)*, т. 25, № 24, с. 7408, 2025. <https://doi.org/10.3390/s25247408>
2. Т. М. Бехера, У. Ч. Самал, С. К. Мохапатра, М. С. Хан, Б. Аппасані, Н. Бізон, і П. Тхонтхонг, "Енергоефективні протоколи маршрутизації для бездротових сенсорних мереж: архітектури, стратегії та продуктивність," *Електроніка*, т. 11, № 15, с. 2282, 2022. <https://doi.org/10.3390/electronics11152282>
3. С. Сен, Л. Саху, К. Тіварі, В. Симіч, і Т. Сенапаті, "Подовження життєвого циклу бездротової сенсорної мережі за допомогою K-medoids і методів багатокритеріального прийняття рішень в умовах невизначеності," *Applied Sciences (Прикладні науки)*, т. 13, № 5, с. 3196, 2023. <https://doi.org/10.3390/app13053196>
4. А. Джувайед і Л. Яцковська-Струмילו, "DL-HEED: підхід глибокого навчання до енергоефективної кластеризації в гетерогенних бездротових сенсорних мережах," *Applied Sciences (Прикладні науки)*, т. 15, № 16, с. 8996, 2025. <https://doi.org/10.3390/app15168996>
5. А. Джувайед, "ЕМО-PEGASIS: двофазний протокол машинного навчання для оптимізації енергії та затримки в WSN," *Sensors (Сенсори)*, т. 26, № 2, с. 611, 2026. <https://doi.org/10.3390/s26020611>
6. Р. А. Чакраварті, С. Сурешкумар, М. Арун, і М. Бхуванешварі, "Моделювання енергоефективної агрегації даних і протоколу маршрутизації на основі штучного інтелекту для максимізації часу життя бездротових сенсорних мереж, NDT (Неруйнівний контроль і тестування), т. 3, № 4, с. 22, 2025. <https://doi.org/10.3390/ndt3040022>
7. Р. Д. Джоші, С. Бану, і Б. Сатьянараяна, "Протокол оптимізації енергоспоживання на основі ройового інтелекту для гібридної маршрутизації в бездротових сенсорних мережах," *Engineering, Technology & Applied Science Research (Інженерія, технології та прикладні наукові дослідження)*, т. 15, № 3, с. 23177–23182, 2025. <https://doi.org/10.48084/etasr.10550>
8. М. А. Тавфік та ін., "Підвищення енергоефективності та надійності маршрутизації в бездротових сенсорних мережах із використанням модифікованого алгоритму мурашиної колонії," *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking (Журнал EURASIP з бездротових комунікацій і мереж)*, т. 2025, № 1, ст. 22, 2025. <https://doi.org/10.1186/s13638-025-02449-w>
9. Е. Х. Хуссейн та ін., "Метаевристичні алгоритми та їх застосування в бездротових сенсорних мережах: огляд, відкриті проблеми та виклики," *Cluster Computing (Кластерні обчислення)*, т. 27, 2024. <https://doi.org/10.1007/s10586-024-04619-9>
10. А. М. Шейх і С. Джоші, "Удосконалений інтелектуальний енергоорієнтований підхід до маршрутизації для IoT-мереж у вузлах бездротових сенсорних мереж," *Journal of Engineering and Applied Science (Журнал інженерії та прикладних наук)*, т. 71, 2024. <https://doi.org/10.1186/s44147-024-00435-5>
11. В. Хайнцельман, "Енергоефективний протокол зв'язку для бездротових мікросенсорних мереж," у працях 33-ї щорічної Гавайської міжнародної конференції з системних наук, 2000.
12. Г. Сіамантас, "Енергозбереження в бездротових сенсорних мережах за допомогою енергоефективних протоколів маршрутизації на основі LEACH," *Future Internet (Майбутній Інтернет)*, т. 15, № 2, 2024. <https://doi.org/10.3390/fi15020019>
13. С. Саху і Т. Амгот, "Протокол енергоефективної кластеризації бездротової сенсорної мережі на основі алгоритму рою частинок," *Applied Soft Computing (Прикладні м'які обчислення)*, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2020.102237>
14. [С. Заблоцький, В. Пограничний, А. Тарасенко, Р. Колодій, «Оптимізація процесу маршрутизації в розподілених мережах із використанням машинного навчання», *Інформаційні та комунікаційні технології, Електронна інженерія*, вип. 5, № 1, с. 64–74, 2025. <https://doi.org/10.23939/ictee2025.01.064>
15. А. Цзян і Л. Чжен, "Ефективний гібридний алгоритм маршрутизації в WSN: оптимізація мурашиною колонією в поєднанні з мінімізацією кількості переходів," *Сенсори*, т. 18, № 5, с. 1367, 2018. <https://doi.org/10.3390/s18041020>

16. X. Хан, "Оптимізація маршрутизації бездротової сенсорної мережі на основі вдосконаленого алгоритму мурашиної колонії в Інтернеті речей," Геліон, т. 9, e23577, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e23577>
17. Т. Б. Аммура, М. Кадді, і М. Омари, "Біоінспіровані підходи ройового інтелекту до оптимізації бездротових сенсорних мереж: інновації та застосування," у працях 5-ї Міжнар. конф. з прикладної автоматизації та промислової діагностики (ICAAID), 2025. <https://doi.org/10.1109/ICAAID68975.2025.11358151>
18. X. Хуан, Дж. Цю, і К. Рідль, "Про глобальну збіжність методів оптимізації рою частинок," Прикладна математика та оптимізація, т. 88, ст. 30, 2023. <https://doi.org/10.1007/s00245-023-09983-3>
19. М. Левандовський і Б. Плачек, "Алгоритм вибору голови кластера для подовження часу роботи останнього вузла в бездротових сенсорних мережах," Sensors (Сенсори), т. 25, № 11, с. 3466, 2025. <https://doi.org/10.3390/s25113466>
20. А. Чжен, З. Чжан, В. Лю, Дж. Лю, Ю. Сяо, і Ц. Лі, "Оптимізація подвійних голів кластерів у бездротових сенсорних мережах на основі багатокритеріальної оптимізації рою частинок," Sensors (Сенсори), т. 23, № 1, с. 231, 2023. <https://doi.org/10.3390/s23010231>
21. Л. К. Тьягі і А. Кумар, "OEE WCRD: оптимізація енергоефективності в бездротових сенсорних мережах через вибір голови кластера з використанням метрик залишкової енергії та відстані," EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems (Рекомендовані транзакції EAI з масштабованих інформаційних систем), т. 11, № 5, 2024. <https://doi.org/10.4108/eetsis.4268>
22. С. Гоел, К. П. Шарма, і Н. Міттал, "Енергоефективний протокол кластеризації в бездротових сенсорних мережах із використанням адаптивного гібридного алгоритму оптимізації," Scientific Reports (Наукові звіти), 2026. <https://doi.org/10.1038/s41598-026-36957-6>
23. С. М. Альтоваїджрі, "Ефективний вибір наступного вузла в багатоперехідній маршрутизації для IoT-орієнтованих бездротових сенсорних мереж," Future Internet (Майбутній Інтернет), т. 14, № 2, с. 35, 2022. <https://doi.org/10.3390/fi14020035>
24. Н. Т. Хаді, С. Супріянто, І. В. Р. Пінастава, і Р. Сетядінса, "REACH: протокол на основі навчання з підкріпленням для адаптивного вибору голови кластера в бездротових сенсорних мережах," Журнал технічної інформатики (JUTIF), т. 6, № 5, с. 3697–3706, 2025. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2025.6.5.4754>

References

1. С. Тхакур, Н. І. Саркар, і С. Йончарон, "Маршрутизація з підвищеною енергоефективністю в IoT-орієнтованих бездротових сенсорних мережах на основі штучного інтелекту: комплексний огляд," Sensors (Сенсори), т. 25, № 24, с. 7408, 2025. <https://doi.org/10.3390/s25247408>
2. Т. М. Бехера, У. Ч. Самал, С. К. Мохапатра, М. С. Хан, Б. Аппасані, Н. Бізон, і П. Тхонтхонг, "Енергоефективні протоколи маршрутизації для бездротових сенсорних мереж: архітектури, стратегії та продуктивність," Електроніка, т. 11, № 15, с. 2282, 2022. <https://doi.org/10.3390/electronics11152282>
3. С. Сен, Л. Саху, К. Тиварі, В. Сімич, і Т. Сенапати, "Подовження життєвого циклу бездротової сенсорної мережі за допомогою K-medoids і методів багатокритеріального прийняття рішень в умовах невизначеності," Applied Sciences (Прикладні науки), т. 13, № 5, с. 3196, 2023. <https://doi.org/10.3390/app13053196>
4. А. Джувайєд і Л. Яцковська-Струмילו, "DL-NEED: підхід глибокого навчання до енергоефективної кластеризації в гетерогенних бездротових сенсорних мережах," Applied Sciences (Прикладні науки), т. 15, № 16, с. 8996, 2025. <https://doi.org/10.3390/app15168996>
5. А. Джувайєд, "ЕМО-PEGASIS: двофазний протокол машинного навчання для оптимізації енергії та затримки в WSN," Sensors (Сенсори), т. 26, № 2, с. 611, 2026. <https://doi.org/10.3390/s26020611>
6. Р. А. Чакраварті, С. Сурешкумар, М. Арун, і М. Бхуванешварі, "Моделювання енергоефективної агрегації даних і протоколу маршрутизації на основі штучного інтелекту для максимізації часу життя бездротових сенсорних мереж, NDT (Неруйнівний контроль і тестування), т. 3, № 4, с. 22, 2025. <https://doi.org/10.3390/ndt3040022>
7. Р. Д. Джоші, С. Бану, і Б. Сатъянараяна, "Протокол оптимізації енергоспоживання на основі ройового інтелекту для гібридної маршрутизації в бездротових сенсорних мережах," Engineering, Technology & Applied Science Research (Інженерія, технології та прикладні наукові дослідження), т. 15, № 3, с. 23177–23182, 2025. <https://doi.org/10.48084/etasr.10550>
8. М. А. Тавфік та ін., "Підвищення енергоефективності та надійності маршрутизації в бездротових сенсорних мережах із використанням модифікованого алгоритму мурашиної колонії," EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking (Журнал EURASIP з бездротових комунікацій і мереж), т. 2025, № 1, ст. 22, 2025. <https://doi.org/10.1186/s13638-025-02449-w>
9. Е. Х. Хуссейн та ін., "Метаевристичні алгоритми та їх застосування в бездротових сенсорних мережах: огляд, відкриті проблеми та виклики," Cluster Computing (Кластерні обчислення), т. 27, 2024. <https://doi.org/10.1007/s10586-024-04619-9>
10. А. М. Шейх і С. Джоші, "Удосконалений інтелектуальний енергоорієнтований підхід до маршрутизації для IoT-мереж у вузлах бездротових сенсорних мереж," Journal of Engineering and Applied Science (Журнал інженерії та прикладних наук), т. 71, 2024. <https://doi.org/10.1186/s44147-024-00435-5>
11. В. Хайнцельман, "Енергоефективний протокол зв'язку для бездротових мікросенсорних мереж," у працях 33-ї щорічної Гавайської міжнародної конференції з системних наук, 2000.
12. Г. Сіамантас, "Енергозбереження в бездротових сенсорних мережах за допомогою енергоефективних протоколів маршрутизації на основі LEACH," Future Internet (Майбутній Інтернет), т. 15, № 2, 2024. <https://doi.org/10.3390/fi15020019>
13. С. Саху і Т. Амгот, "Протокол енергоефективної кластеризації бездротової сенсорної мережі на основі алгоритму рою частинок," Applied Soft Computing (Прикладні м'які обчислення), 2021. <https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2020.102237>

14. [С. Заблоцький, В. Пограничний, А. Тарасенко, Р. Колодій, «Оптимізація процесу маршрутизації в розподілених мережах із використанням машинного навчання», Інформаційні та комунікаційні технології, Електронна інженерія, вип. 5, № 1, с. 64–74, 2025. <https://doi.org/10.23939/ictee2025.01.064>
15. А. Цзян і Л. Чжен, “Ефективний гібридний алгоритм маршрутизації в WSN: оптимізація мурашиною колонією в поєднанні з мінімізацією кількості переходів,” Сенсори, т. 18, № 5, с. 1367, 2018. <https://doi.org/10.3390/s18041020>
16. Х. Хан, “Оптимізація маршрутизації бездротової сенсорної мережі на основі вдосконаленого алгоритму мурашиною колонії в Інтернеті речей,” Геліон, т. 9, е23577, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e23577>
17. Т. Б. Аммура, М. Кадді, і М. Омари, “Біоінспіровані підходи ройового інтелекту до оптимізації бездротових сенсорних мереж: інновації та застосування,” у працях 5-ї Міжнар. конф. з прикладної автоматизації та промислової діагностики (ICAAID), 2025. <https://doi.org/10.1109/ICAAID68975.2025.11358151>
18. Х. Хуан, Дж. Цю, і К. Рідль, “Про глобальну збіжність методів оптимізації рою частинок,” Прикладна математика та оптимізація, т. 88, ст. 30, 2023. <https://doi.org/10.1007/s00245-023-09983-3>
19. М. Левандовський і Б. Плачек, “Алгоритм вибору голови кластера для подовження часу роботи останнього вузла в бездротових сенсорних мережах,” Sensors (Сенсори), т. 25, № 11, с. 3466, 2025. <https://doi.org/10.3390/s25113466>
20. А. Чжен, З. Чжан, В. Лю, Дж. Лю, Ю. Сяо, і Ц. Лі, “Оптимізація подвійних голів кластерів у бездротових сенсорних мережах на основі багатокритеріальної оптимізації рою частинок,” Sensors (Сенсори), т. 23, № 1, с. 231, 2023. <https://doi.org/10.3390/s23010231>
21. Л. К. Тьягі і А. Кумар, “OEE WCRD: оптимізація енергоефективності в бездротових сенсорних мережах через вибір голови кластера з використанням метрик залишкової енергії та відстані,” EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems (Рекомендовані транзакції EAI з масштабованих інформаційних систем), т. 11, № 5, 2024. <https://doi.org/10.4108/eetsis.4268>
22. С. Гоел, К. П. Шарма, і Н. Міттал, “Енергоефективний протокол кластеризації в бездротових сенсорних мережах із використанням адаптивного гібридного алгоритму оптимізації,” Scientific Reports (Наукові звіти), 2026. <https://doi.org/10.1038/s41598-026-36957-6>
23. С. М. Альтоваїджрі, “Ефективний вибір наступного вузла в багатоперехідній маршрутизації для IoT-орієнтованих бездротових сенсорних мереж,” Future Internet (Майбутній Інтернет), т. 14, № 2, с. 35, 2022. <https://doi.org/10.3390/fi14020035>
24. Н. Т. Хаді, С. Супріанто, І. В. Р. Пінастава, і Р. Сетядінса, “REACH: протокол на основі навчання з підкріпленням для адаптивного вибору голови кластера в бездротових сенсорних мережах,” Журнал технічної інформатики (JUTIF), т. 6, № 5, с. 3697–3706, 2025. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2025.6.5.4754>

Історія статті:

Отримано: 06.05.2026 Доопрацьовано: 20.05.2026 Прийнято до друку: 23.05.2026 Опубліковано: 29.05.2026