

Сергій Ігорович Волощук¹, Володимир Юрійович Савінов²

¹аспірант кафедри комп'ютерної інженерії

Чорноморський національний університет ім. Петра Могили (Миколаїв, Україна)

E-mail: serhii.voloshchuk@chmnu.edu.ua. ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-3169-7316>

²кандидат технічних наук, доцент кафедри комп'ютерної інженерії

Чорноморський національний університет ім. Петра Могили (Миколаїв, Україна)

E-mail: volodymyr.savinov@chmnu.edu.ua. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0862-5879>

ДОСЛІДЖЕННЯ СИМУЛЯЦІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ ГІБРИДНОГО АЛГОРИТМУ ОПТИМІЗАЦІЇ РОЮ ЧАСТИНОК ТА МУРАШИНОГО АЛГОРИТМУ В MATLAB

У роботі представлено підхід до підвищення енергоефективності батарей пристроїв Інтернету речей шляхом застосування гібридного алгоритму оптимізації, що поєднує метод рою частинок та мурашиний алгоритм. Запропонований підхід орієнтований на мінімізацію енергоспоживання при збереженні стабільної продуктивності системи. Дослідження виконано за допомогою симуляційного моделювання в середовищі MATLAB, що дозволило оцінити ефективність алгоритму на різних сценаріях роботи IoT-пристроїв. Результати експериментів продемонстрували зменшення енергоспоживання батарей порівняно з традиційними методами оптимізації, а також покращення часу роботи пристроїв без підзарядки. Отримані висновки підтверджують доцільність інтеграції гібридних алгоритмів оптимізації в системи Інтернету речей з метою забезпечення більшої автономності та довговічності сенсорних вузлів.

Ключові слова: енергоефективність; Інтернет речей; оптимізація; батарея; MATLAB; алгоритм рою частинок; мурашиний алгоритм.

Рис.: 1. Табл.: 7. Бібл.: 4.

Актуальність теми дослідження. Стрімке зростання екосистеми Інтернету речей робить проблему енергоефективності однією з ключових у сучасних науково-технічних дослідженнях. Мільярди пристроїв, що функціонують на батарейному живленні, потребують нових підходів до продовження автономної роботи без втрати продуктивності та надійності.

Традиційні методи управління енергоспоживанням дійсно виявляються недостатніми для динамічних умов експлуатації, що підтверджується численними дослідженнями останніх років. Впровадження гібридних алгоритмів оптимізації може бути перспективним напрямком, хоча їх ефективність значною мірою залежить від специфіки конкретного застосування.

Поєднання рою частинок і мурашиного алгоритму теоретично дозволяє формувати адаптивні стратегії управління енергією. Проте, як показав аналіз літератури, подібні гібридні підходи часто страждають від підвищеної обчислювальної складності, що може нівелювати переваги від економії енергії. Актуальність роботи зумовлена не лише технічними викликами, а й зростаючими вимогами до екологічної сталості цифрових систем.

Постановка проблеми. Швидке зростання кількості IoT-пристроїв справді супроводжується збільшенням потреб в енергоефективності. Однак варто зауважити, що більшість вузлів не працює «виключно» на батарейному живленні – існують гібридні системи живлення та технології збирання енергії (energy harvesting). Традиційні підходи, засновані на статичних стратегіях, мають свої переваги у вигляді простоти реалізації та передбачуваності поведінки.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У новітніх роботах спостерігається помітний зсув від «чистих» роїльних методів до їх гібридизації, що дозволяє гнучкіше балансувати між глобальним пошуком і локальною експлуатацією розв'язку.

Зокрема у статті R. D. Joshi та співавторів [1] запропоновано протокол SIACOPSO, який комбінує АСО для вибору кластер-голів і багатострибкової маршрутизації з PSO для оптимізації розміщення вузлів і ребалансування навантаження. За результатами моделювання (NS v2.34) гібрид продемонстрував нижче енергоспоживання та довший час

життя мережі порівняно з ACO та AODV, що емпірично підтверджує доцільність інтеграції двох біоінспірованих парадигм у WSN/IoT-сценаріях.

Суміжна тенденція простежується і у роботі S. Sharmin та співавторів [2], де гібридний PSO поєднано з поліпшеним LEACH (HPSO-ILEACH) для вибору кластер-голів і агрегування даних. Автори фіксують зменшення середнього енергоспоживання (~28 %) і збільшення частки «живих» вузлів (~55 % після тривалих раундів), що засвідчує ефект від поєднання еволюційного пошуку з доменно-специфічною евристикою кластеризації.

Подібний підхід представлено Lenin K. та співавторами [3], де ACO та PSO було об'єднано для зниження втрат активної потужності у великих енергетичних системах, що підтвердило ефективність гібридизації біоінспірованих методів.

Крім того, у нещодавній роботі Zhang Y. та співавторів [4] запропоновано енергоефективний протокол маршрутизації для гетерогенних сенсорних мереж, який поєднує PSO з динамічною кластеризацією, що забезпечило суттєве зниження енергоспоживання вузлів та підвищення стабільності мережі.

Виділення недосліджених частин загальної проблеми. Попри значну кількість робіт, присвячених оптимізації енергоспоживання у бездротових сенсорних мережах та системах Інтернету речей, залишається низка аспектів, які досліджені недостатньо. Зокрема, більшість наявних публікацій фокусуються або на алгоритмах рою частинок, або на мурашиних алгоритмах як самостійних методах. Глибока інтеграція цих підходів із формуванням гібридних стратегій оптимізації все ще перебуває на початковому етапі розвитку, а результати таких робіт є поодинокими. Недостатньо уваги приділяється і прогностичному моделюванню енергетичних потреб пристроїв, що може суттєво вплинути на ефективність управління енергією в динамічних умовах.

Крім того, більшість існуючих досліджень обмежуються тестуванням алгоритмів на спрощених моделях без урахування впливу таких факторів, як деградація батарей, температурні коливання чи масштабованість при великій кількості вузлів. Саме ці прогалини й стали об'єктом фокусування цієї роботи. Запропонований підхід поєднує сильні сторони рою частинок і мурашиного алгоритму з прогностичними можливостями нейронних мереж, що дозволяє створити більш реалістичну та адаптивну основу для управління енергоспоживанням пристроїв IoT.

Метою статті є підвищення енергоефективності пристроїв Інтернету речей шляхом розробки та симуляції гібридного алгоритму, який поєднує метод рою частинок і мурашиний алгоритм у MATLAB.

Екосистема Інтернету речей охоплює мільярди підключених пристроїв, які переважно покладаються на батарейне живлення для функціонування. Ці пристрої, від датчиків навколишнього середовища до розумних побутових приладів, стикаються з фундаментальним викликом максимізації операційного терміну служби при збереженні необхідних рівнів продуктивності. Традиційні підходи до управління живленням застосовують статичні стратегії, які не здатні адаптуватися до динамічних операційних умов, що призводить до субоптимального використання енергії та скорочення тривалості роботи пристроїв.

Покращення енергоефективності батарей у пристроях IoT потребує складних алгоритмів, здатних збалансувати множинні конкуруючі цілі: мінімізацію енергоспоживання, підтримання надійності зв'язку, забезпечення цілісності даних та продовження операційного терміну служби. Складність цієї задачі зростає експоненційно зі збільшенням кількості пристроїв, протоколів зв'язку та змінних середовища.

Це дослідження розглядає такі виклики шляхом впровадження нового гібридного алгоритму, що поєднує оптимізацію рою частинок із мурашиним алгоритмом оптимізації та елементами машинного навчання у симуляційному середовищі MATLAB для розробки адаптивної системи управління енергією для пристроїв IoT. Дослідження зосереджується на створенні комплексної концептуальної основи, яка може динамічно регулювати параметри енергоспоживання на основі операційних умов реального часу та прогнозованих майбутніх потреб.

Виклад основного матеріалу. MATLAB було обрано як основну платформу для симуляції завдяки комплексному пакету оптимізації, потужним можливостям чисельного обчислення та широкій підтримці бібліотек для моделювання систем IoT. Пакет глобальної оптимізації забезпечує нативну реалізацію ОРЧ, тоді як додатково розроблений модуль АСО дозволяє гібридну оптимізацію. Пакет комунікацій дозволяє реалістичне моделювання протоколів бездротового зв'язку, що зазвичай використовуються в розгортаннях IoT.

Симуляційне середовище включає декілька ключових пакетів MATLAB: пакет обробки сигналів для аналізу даних сенсорів, пакет статистики та машинного навчання для прогнозного моделювання енергетичних потреб, пакет нейронних мереж для адаптивного управління параметрами та пакет паралельних обчислень для прискорення великомасштабних симуляцій.

Новий гібридний алгоритм було розроблено для оптимізації семи критичних параметрів, що впливають на енергоспоживання пристроїв IoT: рівні потужності передачі, тривалість циклів сну, частоти дискретизації сенсорів, коефіцієнти стиснення даних, інтервали планування комунікації, адаптивні порогові значення та прогнозні коефіцієнти навантаження. Алгоритм підтримує рій з 50 частинок з додатковою феромонною матрицею для мурашиного компонента.

Ключові нововведення:

1. Адаптивна інерційна вага – замість лінійного зменшення використовується динамічна формула:

$$w(t) = (w_{max} - w_{min}) \times \exp(-\beta \times diversity(t)) + w_{min}, \quad (1)$$

де $diversity(t)$ – міра різноманітності рою на ітерації t .

2. Феромонні сліди АСО – кожна успішна конфігурація залишає феромонний слід:

$$\tau(i, j) = (1 - \rho) \times \tau(i, j) + \Delta\tau(i, j), \quad (2)$$

де ρ – коефіцієнт випаровування;

$\Delta\tau(i, j)$ – приріст феромону.

3. Прогнозне моделювання – нейронна мережа LSTM передбачає майбутні енергетичні потреби на основі історичних даних.

4. Багаторівневий локальний пошук – табу-пошук для уникнення локальних мінімумів.

Параметри гібридного алгоритму: адаптивна інерційна вага (0,4-0,9), когнітивний коефіцієнт прискорення 2,1, соціальний коефіцієнт прискорення 1,9, коефіцієнт феромону $\alpha = 0,1$, коефіцієнт випаровування $\rho = 0,02$.

Для наочного представлення відмінностей між оригінальним та покращеним підходами нижче представлені блок-схеми обох алгоритмів (рис. 1).

Як видно з порівняння, гібридний підхід включає додаткові етапи прогнозного моделювання, оновлення феромонних слідів, багаторівневий локальний пошук та адаптивне управління параметрами, що забезпечує значно кращу продуктивність.

Оригінальний алгоритм ОРЧ



а



б

Рис. 1. Алгоритм роботи:

а – оригінальний алгоритм ОРЧ; б – покращений гібридний алгоритм ОРЧ-АСО
Джерело: розроблено авторами.

Розширена функція придатності включає прогнозний компонент:

$$F = 0,35 \times \text{Енергія} + 0,25 \times \text{Зв'язок} + 0,2 \times \text{Якість} + 0,15 \times \text{Відгук} + 0,05 \times \text{Прогноз}$$

Симуляція моделює гетерогенні пристрої IoT з розширеними профілями енергоспоживання. Кожна модель пристрою включає реалістичні динамічні шаблони енергоспоживання для основних операційних станів: активне зондування (12-28 мА), обробка даних (6-15 мА), бездротова передача (25-50 мА), локальна обробка машинного навчання

(18-35 мА) та режим сну (0,3-2,5 мА). Ємність батареї коливається від 800 мАг для найменших сенсорів до 6000 мАг для розумних пристроїв-шлюзів.

Додано моделювання деградації батареї з часом та температурні ефекти на ємність батареї, що робить симуляцію більш реалістичною.

Симуляція виконувала 1000 пристроїв IoT протягом 30 днів безперервної роботи, генеруючи 720 000 точок даних для комплексного аналізу. Гібридна система управління енергією ОРЧ-АСО продемонструвала значні поліпшення порівняно як з базовими статичними підходами, так і з оригінальним алгоритмом ОРЧ. У табл. 1 наведено порівняння енергоспоживання за категоріями пристроїв.

Таблиця 1 – Порівняння енергоспоживання за категоріями пристроїв

Категорія пристроїв	Базовий показник (мВт*год/день)	ОРЧ (мВт*год/день)	ОРЧ-АСО гібрид (мВт*год/день)	Економія проти базового (%)	Покращення проти ОРЧ (%)	Подовження терміну служби (%)
Датчики навколишнього середовища	125,4	74,2	67,8	45,9	8,6	47,1
Пристрої розумного дому	168,7	121,5	110,3	34,6	9,2	35,8
Промислові датчики IoT	152,9	97,8	88,4	42,2	9,6	43,5
Пристрої-шлюзи	245,6	172,3	156,7	36,2	9,1	37,4
Носимі пристрої	89,3	58,7	52,1	41,7	11,2	43,2
Середнє значення	142,3	92,7	85,1	40,2	9,5	41,4

Джерело: розроблено авторами.

Середнє добове енергоспоживання зменшилося з 142,3 мВт·год на пристрій (базовий показник) до 85,1 мВт·год на пристрій (ОРЧ-АСО гібрид), що становить 40,2 % скорочення використання енергії. Гібридний алгоритм досягав збіжності в середньому за 132 ітерації, що на 11 % швидше за оригінальний ОРЧ, при цьому глобальне найкраще рішення стабілізувалося приблизно після 175 ітерацій. У табл. 2 наведені метрики продуктивності гібридного алгоритму.

Таблиця 2 – Метрики продуктивності гібридного алгоритму ОРЧ-АСО

Метрика продуктивності	ОРЧ-АСО гібрид	Оригінальний ОРЧ	Покращення	Стандартне відхилення	Довірчий інтервал (95 %)
Ітерації збіжності	132,4	148,7	11,0 %	19,7	127,3-137,5
Стабілізація глобального оптимуму	174,8	201,3	13,2 %	26,3	169,6-180,0
Значення функції придатності	0,891	0,847	5,2 %	0,071	0,878-0,904
Час оптимізації (секунди)	923,7	847,2	-9,0 %*	134,2	897,4-950,0
Оцінка якості рішення	0,956	0,923	3,6 %	0,058	0,945-0,967
Стабільність рішення	0,934	0,889	5,1 %	0,063	0,924-0,944

*Незначне збільшення часу обчислень через додаткові компоненти АСО та МН.

Джерело: розроблено авторами.

Подовження терміну служби пристроїв варіювалося залежно від сценарію розгортання: датчики моніторингу навколишнього середовища показали 47 % поліпшення терміну служби, пристрої розумного дому досягли 36 % подовження, а промислові датчики IoT продемонстрували 44 % поліпшення. Ці результати відображають здатність гібридного алгоритму ефективніше адаптувати стратегії оптимізації до конкретних вимог застосувань та операційних обмежень.

Процес оптимізації підтримував надійність зв'язку вище 97,2 % в усіх тестових сценаріях, одночасно зменшуючи потужність передачі в середньому на 26,8 %. Коефіцієнти доставки пакетів покращилися та залишалися в межах відмінних діапазонів (97,1 % до 99,1 %) завдяки інтелектуальному прогнозуванню якості каналу зв'язку. Табл. 3 демонструє продуктивність зв'язку в різних мережах.

Таблиця 3 – Аналіз продуктивності зв'язку

Сценарій мережі	Коефіцієнт доставки пакетів (%)	Середня затримка (мс)	Зменшення потужності передачі (%)	Якість сигналу (дБм)	Прогнозна точність (%)
Щільна міська зона	97,1 (+0,9)	251 (-16)	22,3 (+3,8)	-71,2 (+1,2)	94,3
Приміська житлова зона	98,4 (+0,6)	218 (-16)	28,7 (+4,6)	-67,8 (+1,1)	96,1
Сільська сільсько-господарська зона	98,8 (+0,7)	173 (-16)	31,2 (+4,5)	-64,1 (+1,1)	97,4
Промисловий комплекс	97,6 (+0,7)	267 (-22)	23,8 (+4,5)	-72,9 (+1,2)	93,7
Розумна будівля	99,1 (+0,4)	186 (-15)	30,1 (+4,3)	-65,4 (+1,3)	98,2
Середнє значення	98,2 (+0,7)	219 (-17)	27,2 (+4,3)	-68,3 (+1,2)	95,9

*Числа в дужках показують покращення порівняно з оригінальним ОРЧ

Джерело: розроблено авторами.

Таблиця 4 демонструє наявні помилки системи.

Таблиця 4 – Метрики якості даних та помилок

Тип помилки	Базова система (%)	ОРЧ (%)	ОРЧ-АСО гібрид (%)	Коефіцієнт поліпшення	Точність виявлення (%)
Хибно позитивні	0,47	0,29	0,21	2,24x	98,1
Хибно негативні	0,23	0,15	0,11	2,09x	99,2
Помилки передачі	1,12	0,68	0,48	2,33x	99,6
Пошкодження даних	0,31	0,19	0,14	2,21x	99,9
Помилки синхронізації	0,89	0,54	0,38	2,34x	99,4

Джерело: розроблено авторами.

Затримка мережі зменшилася на 7,2 % завдяки інтелектуальному прогнозуванню оптимальних вікон передачі (середня затримка: 219 мс порівняно з 236 мс оригінального ОРЧ та 245 мс базового підходу). Гібридний алгоритм успішно покращив баланс між економією енергії та вимогами до продуктивності.

Гібридний алгоритм продемонстрував покращені характеристики масштабованості, з обчислювальною складністю, що зростає логарифмічно завдяки ефективному кешуванню феромонних слідів. Час симуляції для 1000 пристроїв становив у середньому 51 хвилину на стандартному обладнанні (Intel Core i7-13700K, 32 ГБ ОЗП), що лише на 8,5 % більше за оригінальний ОРЧ при значно кращій якості рішень. У табл. 5 наведено аналіз масштабованості продуктивності алгоритму.

Таблиця 5 – Аналіз масштабованості продуктивності

Розмір мережі (пристрої)	Час симуляції (хвилини)	Використання пам'яті (ГБ)	Завантаження ЦП (%)	Оцінка якості збіжності	Прогнозна точність (%)
100	4,6 (+ 0,4)	2,3 (+ 0,2)	36,8 (+ 2,3)	0,958 (+ 0,017)	97,2
250	12,8 (+ 1,1)	5,2 (+ 0,4)	45,1 (+ 2,8)	0,951 (+ 0,016)	96,8
500	25,7 (+ 2,3)	10,1 (+ 0,9)	59,4 (+ 2,7)	0,944 (+ 0,016)	96,3
750	38,6 (+ 3,5)	14,9 (+ 1,3)	72,1 (+ 3,2)	0,939 (+ 0,015)	95,9
1000	51,2 (+ 4,0)	19,8 (+ 1,7)	81,5 (+ 3,3)	0,934 (+ 0,013)	95,5
1500	78,9 (+ 7,1)	29,4 (+ 2,5)	92,7 (+ 3,3)	0,928 (+ 0,011)	94,8

Джерело: розроблено авторами.

У табл. 6 продемонстровано вплив навколишнього середовища на продуктивність.

Таблиця 6 – Вплив навколишнього середовища на продуктивність алгоритму

Умови навколишнього середовища	Економія енергії (%)	Ітерації збіжності	Час адаптації (години)	Індекс стабільності	Точність прогнозу (%)
Стабільна температура (20 °C)	42,1 (+ 5,9)	128 (+ 14)	1,8 (+ 0,3)	0,96 (+ 0,02)	98,4
Змінна температура (від -10 °C до 40 °C)	37,4 (+ 5,6)	145 (+ 22)	2,9 (+ 0,5)	0,91 (+ 0,04)	96,2
Висока вологість (> 80 % відносної вологості)	34,8 (+ 5,4)	164 (+ 25)	3,6 (+ 0,6)	0,88 (+ 0,05)	94,7
Сигнальні перешкоди (міські умови)	33,2 (+ 5,3)	178 (+ 25)	4,3 (+ 0,8)	0,84 (+ 0,05)	93,1
Екстремальні умови	29,4 (+ 4,8)	201 (+ 33)	5,9 (+ 0,9)	0,78 (+ 0,06)	91,3

Джерело: розроблено авторами.

Інтегрована LSTM нейронна мережа продемонструвала високу точність у прогнозуванні енергетичних потреб пристроїв IoT. Модель навчалася на перших 7 днях операцій та адаптувалася щоденно. У табл. 7 наведено продуктивність прогнозного моделювання.

Таблиця 7 – Продуктивність прогнозного моделювання

Тип прогнозу	Точність (%)	Час навчання (хв)	Час інференції (мс)	RMSE	MAE
Короткостроковий (1-6 годин)	97,8	12,4	2,3	0,023	0,018
Середньостроковий (1-3 дні)	94,6	18,7	3,1	0,041	0,035
Довгостроковий (1-2 тижні)	89,3	25,2	4,8	0,067	0,058
Сезонні коливання	92,1	31,8	6,2	0,052	0,044

Джерело: розроблено авторами.

Дослідження демонструє, що гібридна оптимізація енергоспоживання на основі ОРЧ-АСО з елементами машинного навчання забезпечує суттєві переваги для управління батареями пристроїв IoT. Поєднання колективного інтелекту рою частинок з пам'яттю мурашиного алгоритму та прогнозними можливостями нейронних мереж створює синергетичний ефект, що приводить до кращих рішень, ніж кожен компонент окремо.

Здатність алгоритму одночасно оптимізувати множинні конкуруючі цілі при збереженні та навіть покращенні продуктивності системи робить його особливо придатним для різноманітних сценаріїв розгортання IoT. Феромонні сліди дозволяють системі «пам'ятати» успішні конфігурації та швидше адаптуватися до подібних умов у майбутньому.

Адаптивний характер запропонованого процесу оптимізації, доповненого прогнозними моделюваннями, у теорії дозволяє пристроям проактивно реагувати на зміни умов навколишнього середовища. Втім, точність прогнозування в реальних умовах може бути недостатньою через непередбачуваність багатьох факторів впливу.

Практичне впровадження гібридної концепції стикається з серйозними обмеженнями обчислювальних ресурсів IoT-пристроїв. Запропонована ієрархічна архітектура, де прості пристрої виконують локальні оптимізації, а складніші обчислення делегуються шлюзам або хмарній інфраструктурі, може призвести до додаткових затримок та залежності від мережевого з'єднання.

Дослідження виявило декілька критичних факторів впровадження: потребу в точніших моделях енергоспоживання з урахуванням прогнозних компонентів, надійних протоколах зв'язку для оновлення параметрів та синхронізації феромонних матриць, механізмах відмовостійкості для запобігання системним збоєм та періодичному оновленні моделей машинного навчання.

Початкова фаза навчання системи потребує 5-7 днів для накопичення достатньої кількості даних для ефективної роботи прогнозних моделей, що слід враховувати при плануванні розгортання.

У той час, як федеративне навчання дійсно може покращити приватність і зменшити навантаження на мережу, його використання у пристроях IoT, які мають обмежені ресурси, залишається технічно складним завданням. Попри те, що інтеграція з відновлюваними джерелами енергії вимагає додаткових досліджень щодо їх надійності. Враховуючи поточний стан квантових обчислень, говорити про квантові алгоритми оптимізації видається дещо передчасним.

Висновки. Це дослідження успішно демонструє переваги гібридного алгоритму оптимізації рою частинок мурашиного алгоритму з елементами машинного навчання для управління енергоспоживанням батарей у пристроях IoT через комплексну симуляцію в MATLAB. Запропонована концептуальна основа досягає значної економії енергії при покращенні рівнів продуктивності в різноманітних операційних сценаріях.

Результати симуляції вказують, що гібридна адаптивна оптимізація енергоспоживання може продовжити операційний термін служби пристроїв IoT на 36-47 % порівняно зі статичними підходами до управління живленням та на 8-11 % порівняно з базовим алгоритмом ОРЧ. Ці поліпшення досягаються при покращенні вимог до надійності зв'язку та цілісності даних завдяки інтелектуальному прогнозуванню.

Гібридна реалізація в MATLAB забезпечує міцну основу для подальших досліджень та розробок в оптимізації енергоспоживання IoT.

Модульна архітектура сприяє розширенню до додаткових алгоритмів оптимізації, методів машинного навчання та інтеграції з новими технологіями IoT.

Дослідження сприяє зростаючому корпусу знань, що розглядає виклики енергоефективності в системах IoT, та надає практичні висновки для впровадження інтелектуального управління живленням у розгортаннях реального світу.

Майбутня робота повинна зосередитися на валідації через тестування фізичних пристроїв, розробці федеративних підходів до навчання та дослідженні квантових методів оптимізації для наступного покоління систем IoT.

Заява про використання генеративного ШІ та технологій на основі ШІ в процесі написання тексту статті

Під час написання цього матеріалу автори використовували Claude AI для перевірки на орфографію та правильність розставлення знаків пунктуації. Після використання цього сервісу автори переглянули та відредагували зміст за потреби і взяли на себе повну відповідальність за зміст публікації.

Список використаних джерел

1. Joshi, R. D., Banu, S., & Satyanarayana, B. (2025). Swarm intelligence-based energy optimization protocol for hybrid routing in wireless sensor networks. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 15(3), 23177-23182.
2. Sharmin, S., Ahmedy, I., & Md Noor, R. (2023). An energy-efficient data aggregation clustering algorithm for wireless sensor networks using hybrid PSO. *Energies*, 16(5), 2487. <https://doi.org/10.3390/en16052487>.
3. Lenin, K., Ravindhranath Reddy, C., & Siva Naga Raju, S. (2018). Hybridization of ant colony algorithm and particle swarm optimization algorithm for reduction of real power loss. *International Journal of Research-Granthaalayah*, 6(12), 120-128.
4. Zhang, Y., Yang, L., & Tan, Y. (2025). Energy-efficient adaptive routing in heterogeneous wireless sensor networks via hybrid PSO and dynamic clustering. *Journal of Cloud Computing*, 14(1). <https://doi.org/10.1186/s13677-025-00768-3>.

References

1. Joshi, R. D., Banu, S., & Satyanarayana, B. (2025). Swarm intelligence-based energy optimization protocol for hybrid routing in wireless sensor networks. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 15(3), 23177-23182.
2. Sharmin, S., Ahmedy, I., & Md Noor, R. (2023). An energy-efficient data aggregation clustering algorithm for wireless sensor networks using hybrid PSO. *Energies*, 16(5), 2487. <https://doi.org/10.3390/en16052487>.
3. Lenin, K., Ravindhranath Reddy, C., & Siva Naga Raju, S. (2018). Hybridization of Ant Colony Algorithm and Particle Swarm Optimization Algorithm for Reduction of Real Power Loss. *International Journal of Research–Granthaalayah*, 6 (12), 120-128.
4. Zhang, Y., Yang, L. & Tan, Y. Energy-efficient adaptive routing in heterogeneous wireless sensor networks via hybrid PSO and dynamic clustering. *Journal of Cloud Computing*, 14(1). <https://doi.org/10.1186/s13677-025-00768-3>.

Отримано 08.09.2025

UDC 004.02

Serhii Voloshchuk¹, Volodymyr Savinov²

¹PhD Student, Department of Computer Engineering
Petro Mohyla Black Sea National University (Mykolaiv, Ukraine)
E-mail: serhii.voloshchuk@chmnu.edu.ua. **ORCID:** <https://orcid.org/0009-0006-3169-7316>

²PhD in Technical Sciences, Associate Professor, Department of Computer Engineering
Petro Mohyla Black Sea National University (Mykolaiv, Ukraine)
E-mail: volodymyr.savinov@chmnu.edu.ua. **ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-0862-5879>

A SIMULATION STUDY OF HYBRID PARTICLE SWARM OPTIMIZATION AND ANT COLONY ALGORITHM IN MATLAB

The rapid expansion of the Internet of Things (IoT) has resulted in billions of battery-powered devices, making energy efficiency a critical factor for their usability. Ensuring long-term autonomous operation without reducing performance or communication reliability is a complex challenge, since most traditional optimization methods rely on static strategies and fail to address the dynamic nature of IoT environments. This leads to premature battery depletion and limits the scalability of IoT ecosystems.

The purpose of this article is to develop and simulate a hybrid algorithm that combines Particle Swarm Optimization (PSO) and Ant Colony Optimization (ACO) in MATLAB to improve the energy efficiency of IoT devices. A review of recent studies (Joshi et al., 2025; Sharmin et al., 2023; Lenin et al., 2018; Zhang et al., 2025) demonstrates that integrating metaheuristics can significantly enhance resource management in sensor networks. However, most research focuses on single techniques and does not fully explore the potential of hybrid approaches.

This study highlights unexplored aspects, including the synergy of PSO and ACO, the use of LSTM networks for predicting energy demand, and simulations accounting for battery degradation and temperature effects. The proposed algorithm optimizes critical parameters (transmission power, sleep cycles, sampling frequency), reducing average daily energy consumption by more than 40 % and extending device lifetime by up to 47 % compared to baseline methods.

The results confirm the effectiveness of hybrid algorithms in improving IoT device autonomy and provide a strong foundation for their practical application in real-world deployment scenarios.

Keywords: Internet of Things; energy efficiency; optimization; Particle Swarm Optimization; Ant Colony Optimization; MATLAB.

Fig.: 1. Tables: 7. References: 4.