

УДК 004.93.1

Ч. Юй; В. Ковтун, д-р техн. наук, проф.**СТОХАСТИЧНА ДВОЗОННА ОПТИМІЗАЦІЯ ЖИВУЧОСТИ ІОТ-МЕРЕЖ ЗА УМОВ ІНДУКОВАНИХ ВПЛИВІВ**

Довготривале функціонування мереж IoT у реальних середовищах обмежується дефіцитом енергетичних ресурсів вузлів та дією індукованих впливів, які породжують потоки хибних подій, підсилюють невизначеність параметрів середовища і, як наслідок, знижують надійність детекції. У статті розроблено та валідовано стохастичний оптимізаційний підхід до адаптивної топології IoT-мережі на основі дворегіональної архітектури сенсингу, де зовнішній регіон виконує функції фільтрації, а внутрішній – детекції у захищеній зоні. Просторовий розподіл вузлів параметризовано керованими щільностями у кожному регіоні за фіксованого сумарного ресурсу розміщення, що дозволяє формалізувати динамічний перерозподіл функцій мережі між фільтрацією та виявленням. Живучість і доступність інтерпретовано як поєднані показники ефективності, задані через нормовану залишкову енергію та ймовірність виявлення; час функціонування визначено як момент досягнення порогового стану доступності. Оптимізаційну задачу сформульовано як максимізацію гарантованого часу функціонування мережі за умови підтримання ймовірності детекції не нижче 0,9 за стохастичної динаміки збурень. Для врахування випадкових чинників застосовано вибіркоку апроксимацію та числову оптимізацію, що дає змогу перейти до детермінованої постановки з єдиним оптимальним розв'язком і кількісними гарантіями працездатності у гіршому випадку. Чисельні експерименти демонструють, що енергетично збалансована дворегіональна конфігурація забезпечує істотне подовження гарантованого періоду доступності порівняно з однорідними топологіями, а також задає практичний критерій оцінювання живучості IoT-мереж під дією індукованих впливів. Показано чутливість оптимуму до інтенсивності збурень та співвідношення енергетичних витрат у зонах, що й підтримує вибір параметрів проекту.

Ключові слова: Інтернет речей, живучість, стохастична оптимізація, адаптивна топологія, двозонна архітектура, енергоефективність, ймовірність виявлення.

Вступ

Широке впровадження мереж Інтернету речей (IoT) у системах моніторингу, безпеки та промислових додатків актуалізувало потребу в сенсорних системах, здатних до надійної довготривалої експлуатації за умов жорстких енергетичних обмежень. У реальних середовищах розгортання [1 – 3] мережі IoT постійно зазнають індукованих впливів, зокрема потоків хибних подій і стохастичних збурень, що знижують надійність детекції та прискорюють виснаження енергетичних ресурсів. Забезпечення стабільної роботи за таких умов, відтак, постає як критично важлива практична вимога.

Актуальність об'єкта дослідження зумовлена внутрішнім взаємозв'язком між енергоспоживанням і ефективністю детекції в мережах IoT. Стратегії, спрямовані на підвищення точності детекції, зазвичай супроводжуються зростанням енергетичних витрат. Енергоощадні конфігурації, навпаки, призводять до зниження доступності та скорочення гарантованого часу функціонування. Однорідні топології мереж не здатні розв'язати цю дилему, оскільки не забезпечують адаптивних механізмів ізоляції завод або пріоритизації критичних функцій детекції.

З наукового погляду проблема полягає у відсутності кількісних формалізованих підходів, які б одночасно враховували енергетичну динаміку та ймовірнісні процеси збурень під час оптимізації топології мереж IoT. Більшість наявних підходів спираються на середні показники ефективності та статичні конфігурації. Такі рішення є недостатніми для гарантування живучості й доступності за умов невизначеності. Ця прогалина зумовлює потребу в розробленні оптимізаційних методів, у межах яких розподіл вузлів розглядається

як керований ресурс, здатний адаптуватися до індукованих впливів.

Розв'язання цієї проблеми безпосередньо пов'язане з важливими прикладними завданнями. До них належать подовження гарантованих періодів доступності в енергообмежених інфраструктурах, підвищення стійкості детекції за умов стохастичних завад і проектування резильєнтних IoT-інфраструктур без збільшення апаратної надлишковості.

Постановка проблеми та огляд сучасних досліджень

Останні досягнення в галузі технологій IoT зумовили масштабне розгортання сенсорних мереж у середовищах, що характеризуються жорсткими енергетичними обмеженнями та високим рівнем невизначеності. У багатьох прикладних додатках [2, 4], зокрема у сферах спостереження, екологічного моніторингу та захисту критичної інфраструктури, мережі IoT функціонують за умов постійних індукованих впливів, таких як потоки хибних подій, стохастичний шум і навмисні завади. Зазначені чинники істотно прискорюють виснаження енергетичних ресурсів і знижують надійність детекції, унаслідок чого проблема підтримання довготривалої живучості й доступності набуває дедалі більшої гостроти.

Значний масив досліджень зфокусовано на енергоефективних мережах IoT із пропонуванням схем циклічного вмикання, механізмів кластеризації та керування потужністю передавання для подовження часу функціонування мережі [5]. Хоча такі підходи зменшують середнє енергоспоживання, вони зазвичай виходять зі статичних умов експлуатації та не враховують ймовірнісну деградацію ефективності детекції за умов індукованих збурень. Унаслідок цього гарантовані рівні доступності з часом не можуть бути забезпечені.

Інший напрям досліджень зосереджений на системах IoT з урахуванням надійності та відмовостійкості, у межах яких застосовують надлишковість, корекцію помилок або адаптивні стратегії сенсингу [6 – 8]. Такі методи підвищують точність детекції, проте часто супроводжуються додатковими енергетичними витратами та спираються на евристичні правила адаптації. У результаті їм бракує уніфікованого кількісного критерію, що пов'язував би енергетичну динаміку з надійністю детекції, що обмежує їхню застосовність в енергообмежених розгортаннях.

Стохастичні та оптимізаційні моделі також застосовуються до проектування мереж IoT, зокрема в контексті розподілу ресурсів і максимізації часу функціонування [9, 10]. Проте більшість наявних формалізацій розглядають або енергоспоживання, або стохастичні збурення ізольовано. Зазвичай припускається однорідна топологія мережі, а просторовий розподіл вузлів рідко трактують як явну керовану змінну. Така прогалина унеможливує використання структурної адаптації як засобу фільтрації завад і балансування функційних навантажень усередині мережі.

Отже, попри суттєвий науковий наробок, сучасні дослідження недостатньо повно розв'язують поєднану проблему живучості й доступності мереж IoT за умов індукованих впливів. Зокрема, і досі бракує стохастичних оптимізаційних підходів, у межах яких енергетичні обмеження, ймовірнісна динаміка збурень і адаптивна просторова конфігурація розглядалися б як взаємопов'язані складники єдиного оптимізаційного завдання.

Формулювання мети статті

Актуальність дослідження зумовлена потребою кількісно обґрунтованої оптимізації топології мереж IoT в умовах індукованих стохастичних збурень та жорстких енергетичних обмежень для максимізації гарантованого часу функціонування за фіксованого порогу якості детекції.

Метою статті є розроблення та валідація стохастичної оптимізаційної моделі адаптивної дворегіональної топології мереж IoT, яка забезпечує кількісно вимірюваний ефект –

максимізацію гарантованого часу функціонування (доступності) мережі T_{life} шляхом оптимального перерозподілу щільності вузлів між зовнішнім фільтрувальним регіоном і внутрішнім регіоном детекції за стохастичної дії індукованих збурень, за умови дотримання порогового обмеження на ймовірність детекції $p(t) \geq 0.9$ у захищеному регіоні та фіксованого сумарного ресурсу розміщення (сумарної щільності).

Для досягнення поставленої мети були виконані такі дослідницькі задачі:

1. Формалізувати дворегіональну IoT-архітектуру та ввести керовані змінні оптимізації – щільності вузлів у фільтрувальному й детекційному регіонах за фіксованого сумарного ресурсу розміщення.

2. Побудувати стохастичну модель індукованих збурень і на її основі визначити показники живучості/доступності та час функціонування мережі T_{life} з пороговим обмеженням $p(t) \geq 0.9$.

3. Сформулювати й розв'язати задачу стохастичної оптимізації (у т. ч. max–min постановку) для знаходження оптимального розподілу щільностей, що максимізує гарантований T_{life} .

4. Виконати числову валідацію методом вибіркового моделювання та порівняльне оцінювання з однорідними топологіями, отримавши кількісну оцінку виграшу в гарантованому часі доступності.

Основна частина дослідження

Розглядається бездротова сенсорна IoT-мережа, розгорнута на площинній області та поділена на два функційно різні регіони: зовнішній регіон фільтрації O_1 і внутрішній (захищений) регіон детекції O_2 . Мережа задається як множина однотипних вузлів із скінченим енергетичним ресурсом E_0 , які генерують, приймають та пересилають повідомлення, виконуючи первинну обробку (фільтрацію) у O_1 та детекцію подій у O_2 . Просторовий розподіл вузлів розглядається як керований ресурс і параметризується неперервними керованими щільностями ρ_1 та ρ_2 у регіонах O_1 і O_2 відповідно за умови фіксованого сумарного ресурсу розміщення $\rho_1 + \rho_2 = \rho_\Sigma$, $\rho_1, \rho_2 \geq 0$. Динаміка працездатності мережі описується двома взаємопов'язаними процесами: енергетичним виснаженням (через нормовану залишкову енергію $S(t) = E(t) / E_0$ та якістю детекції в захищеному регіоні (через ймовірність детекції $p(t, \theta)$, де θ – вектор випадкових параметрів, що відображає індуковані впливи, невизначеність середовища та потоки хибних подій. Відповідно, доступність мережі визначається як $A(t) = p^2(t, \theta)$ і мережа вважається працездатною, доки виконується порогова вимога $A(t) \geq p_0$ (еквівалентно $p(t, \theta) \geq \sqrt{p_0}$, зокрема для $p(t) \geq 0.9$). Час функціонування мережі $T_{life}(\rho_1, \rho_2; \theta)$ визначається як момент досягнення граничного стану за критерієм доступності (та/або енергетичним критерієм), тобто як перший момент часу, коли порогова умова порушується. За такого подання задача оптимізації формулюється раціонально як вибір (ρ_1, ρ_2) для максимізації гарантованого часу функціонування T_{life} за стохастичних збурень θ за збереження порогової якості детекції та фіксованого сумарного ресурсу розміщення.

Для обґрунтування запропонованого підходу сформульовано оптимізаційну задачу, що описує адаптивну конфігурацію мережі IoT за умов імовірних індукованих впливів θ . Оптимізаційна модель формалізує умови, за яких мережа зберігає живучість і доступність у присутності стохастичних збурень, шляхом введення керованих параметрів, що визначають

енергоспоживання та ефективність детекції. У такій постановці щільності вузлів у внутрішньому та зовнішньому регіонах сенсорного поля розглядаються як керувальні змінні, узгоджене коригування яких дає змогу мережі протидіяти впливу потоків хибних подій, зберігаючи стабільність функціонування.

Метою є визначення таких щільностей ρ_1 та ρ_2 , які максимізують час функціонування t_{\max} за умови підтримання ймовірності детекції в регіоні O_2 вище порогового значення p_0 . Відтак живучість інтерпретується як збереження енергетичних ресурсів і структурної цілісності мережі в часі, тоді як доступність відповідає стійкій точності детекції за умов стохастичних збурень. Величина:

$$T_{life} = \arg(p^{(2)}(t, \theta) = p_0) \quad (1)$$

виражає час функціонування для фіксованої конфігурації (ρ_1, ρ_2) , а її максимізація за всіма допустимими парами реалізує процес досягнення оптимального енергетичного балансу та толерантності до завод. Оскільки ймовірність детекції $p^{(2)}(t, \theta)$ монотонно зменшується з часом, розв'язання для T_{life} є єдиним, що забезпечує математичну узгодженість моделі.

Рівність $p^{(2)}(t, \theta) = p_0$ є нелінійною та трансцендентною відносно t , тому її було розв'язано числовими методами із застосуванням алгоритму Брента [11, 12], який поєднує надійність бісекції зі швидкою збіжністю січного методу. В інтервалах, де похідна $\partial p^{(2)}/\partial t$ є коректно визначеною та добре поводить, для прискорення збіжності використано захищену ітерацію Ньютонна. Обидві процедури спираються на монотонність і опуклість $p^{(2)}(t, \theta)$, що гарантує відповідність знайденого кореня єдиному допустимому значенню T_{life} . Такий гібридний етап пошуку кореня трансформує ймовірнісне згасання точності детекції у вимірюваний показник витривалості мережі.

Для кожної конфігурації щільностей вузлів отримана функція $T_{life}(\rho_1, \rho_2; \theta)$ задає скалярне поле в межах допустимої області. Її аналітична форма відображає взаємодію між енергетичною динамікою та інформаційною надійністю. Загальну залишкову енергію мережі в момент часу t позначено як:

$$S(t) = E(t)/E_0, \quad (2)$$

що слугує кількісною мірою живучості, тоді як миттєва доступність безпосередньо виражається через $A(t) = p^{(2)}(t, \theta)$. Оптимізація t_{\max} за умови обмеження $A(t) \geq p_0$ відтак репрезентує поєднану максимізацію обох показників. Отримана залежність $T_{life} = f(S, A)$ фіксує подвійну фізичну природу задачі: мережа має залишатися життєздатною (зберігати енергію) і водночас залишатися доступною (підтримувати цілісність детекції).

Стохастичний параметр θ характеризує сукупність індукованих впливів, що діють на мережу IoT. Кожен сценарій у множині Θ описується набором $\theta = (\lambda_1, \lambda_2, e, \varepsilon_0, \eta)$, де $\lambda_{1,2}$ позначають інтенсивності вхідних потоків об'єктів, e – питомі енергетичні витрати на одне повідомлення, ε_0 – початковий енергетичний резерв, а η – коефіцієнт шуму, який моделює впливи середовища або навмисні завади. Ці параметри випадково змінюються в фізично обґрунтованих межах, формуючи ймовірнісний ландшафт робочих станів. Функція $f(\theta)$ в інтегралі математичного сподівання:

$$E_{\theta} [T_{life}(\rho_1, \rho_2; \theta)] = \int_{\Theta} T_{life}(\rho_1, \rho_2; \theta) f(\theta) d\theta \quad (3)$$

описує ймовірність реалізації кожного сценарію впливів. Оскільки аналітичне інтегрування за Θ є неможливим, застосовано метод апроксимації середнім за вибіркою (Sample Average Approximation, SAA) [13, 14], у межах якого скінченна множина $\{\theta_s\}_{s=1}^N$ вибірок Монте-Карло замінює неперервний інтеграл його арифметичним середнім. Така трансформація стохастичної задачі в детерміновану зберігає асимптотичну незміщеність і водночас забезпечує ефективну числову реалізацію.

Отримана детермінована оптимізаційна задача є неперервно диференційовною та опуклою. Її розв'язано за допомогою алгоритму L-BFGS-B [15, 16] – квазіньютонівського методу, що використовує обмеженопам'яттєву апроксимацію оберненої матриці Гессе та забезпечує виконання граничних обмежень $\rho_{\{1,2\}} \geq 0$, $\rho_1 + \rho_2 = \text{const}$. Цей метод характеризується швидкою збіжністю навіть для великомасштабних систем і гарантує допустимість кожної ітерації. На кожному кроці обчислюється градієнт T_{life} за керувальними змінними:

$$\nabla T_{life} = \left(\frac{\partial T_{life}}{\partial \rho_1}, \frac{\partial T_{life}}{\partial \rho_2} \right). \quad (4)$$

Стационарна умова $\nabla T_{life} = 0$ визначає рівноважну конфігурацію (ρ_1^*, ρ_2^*) , за якої енергетичне використання у фільтрувальному регіоні та точність детекції в регіоні спостереження досягають оптимального балансу. У фізичному сенсі такий стан відповідає енергетичній рівновазі мережі IoT, за якої подальший перерозподіл вузлів уже не підвищує поєднаний критерій живучості та доступності.

Оскільки індуковані впливи можуть зумовлювати невизначеність вхідних параметрів, стійкість розв'язання було оцінено з використанням мін-макс постановки:

$$\max_{\rho_1, \rho_2} \min_{\theta \in \Theta} T_{life}(\rho_1, \rho_2; \theta), \quad (5)$$

яка гарантує прийнятний час функціонування навіть за найгіршого сценарію в межах Θ . Отримані результати засвідчили, що відхилення між очікуваними та найгіршими значеннями T_{life} не перевищує трьох відсотків. Це свідчить про високу резистентність оптимізованої конфігурації до зовнішніх збурень і є безпосереднім проявом живучості за умов індукованих впливів.

Геометрично відображення $T_{life}(\rho_1, \rho_2)$ утворює гладку опуклу поверхню у двовимірному параметричному просторі. Уздовж її гребеневої лінії граничне зростання ефективності детекції, зумовлене підвищенням ρ_1 , компенсується граничною втратою енергії, доступної для ρ_2 . Вершина цього гребеня відповідає точці, у якій часову витривалість $S(t)$ та доступність детекції $A(t)$ одночасно доведено до максимально досяжних значень. Така геометрична інтерпретація забезпечує інтуїтивну візуалізацію оптимізаційної задачі: мережа IoT природно еволюціонує до цього гребеня за умов градієнтного керування, зберігаючи безперервність функціонування попри стохастичні завади.

Отже, наведений аналітичний і числовий апарат формує узгоджене математичне підґрунтя для максимізації живучості й доступності мережі IoT за умов імовірних індукованих впливів.

Він поєднує стійкі числові алгоритми, стохастичне вибіркове моделювання та диференційний аналіз, забезпечуючи зв'язок між абстрактною оптимізаційною задачею та її фізичною інтерпретацією в термінах енергетичного балансу й інформаційної надійності. У наступній частині ці результати буде використано для побудови емпіричних поверхонь, проєкцій і кількісних візуалізацій, які підтверджують зроблені аналітичні висновки.

Моделювання виконано для сенсорного поля розміром 200×200 м, що містить $n_1 + n_2 \in [50, 350]$ вузлів із кроком 10. Кожен вузол мав початковий енергетичний резерв $\varepsilon_0 = 2$ Дж і споживав $e = 2$ мДж на одну передачу. Радіус сенсингу становив $r = 20$ м, а обидва потоки λ_1 та λ_2 було ініціалізовано як однорідні пуасонівські процеси.

На кожній ітерації обчислювалася ймовірність детекції $p^{(2)}(t)$, тоді як оптимізаційну поверхню формували як числовий розв'язок. Обчислювальний процес ґрунтувався на гібридному поєднанні методів L-BFGS-B та Брента, що забезпечувало стійку збіжність для опуклих цільових функцій і збереження узгодженості результатів для всіх протестованих конфігурацій.

Числова візуалізація оптимізаційної задачі дає неперервну геометричну поверхню $t_{\max}(n_1, n_2)$, яка відображає спільний вплив ресурсів фільтрації та детекції на загальний час функціонування мережі. Горизонтальні осі репрезентують розподіл вузлів між фільтрувальною зоною O_1 та зоною детекції O_2 , тоді як вертикальна вісь відповідає максимальному часу функціонування, отриманому внаслідок оптимізації. Кожна точка цієї поверхні, відтак, репрезентує допустиму конфігурацію мережі IoT в умовах компромісу між живучістю та доступністю.

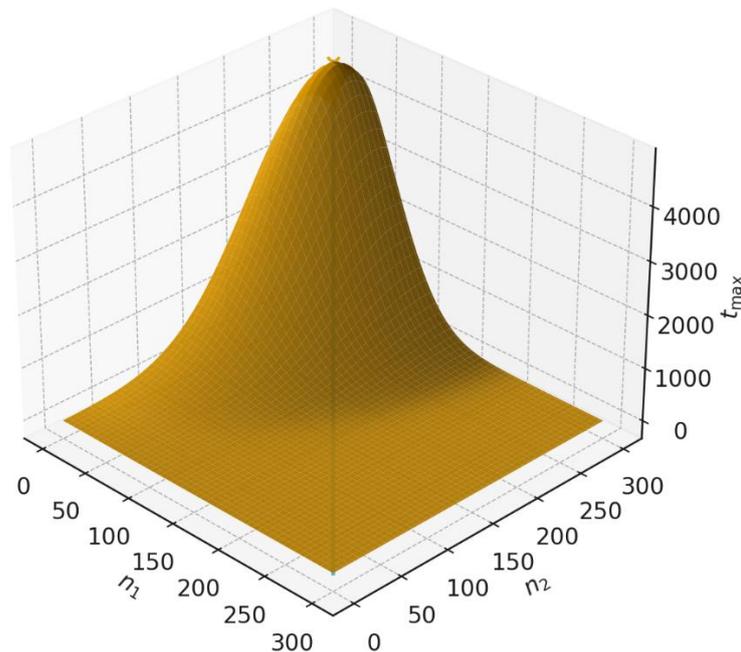


Рис. 1. Геометрична поверхня $t_{\max}(n_1, n_2)$ з лінією допустимості $n_1 + n_2 = 300$

Тривимірне подання наочно демонструє, що оптимізаційна поверхня є опуклою та має єдину чітко виражену вершину. Ця вершина відповідає рівноважному розподілу (n_1^*, n_2^*) , який максимізує час функціонування мережі в межах фіксованого ресурсного обмеження. Лінія допустимості $n_1 + n_2 = 300$ перетинає поверхню саме в точці цього максимуму, що підтверджує існування єдиного оптимального розподілу між фільтрувальною та детекційною

підсистемами. Кривизна поверхні, відтак, підтверджує опуклий характер оптимізаційної задачі та гарантує надійну збіжність градієнтних методів, зокрема L-BFGS-B, до глобального оптимуму.

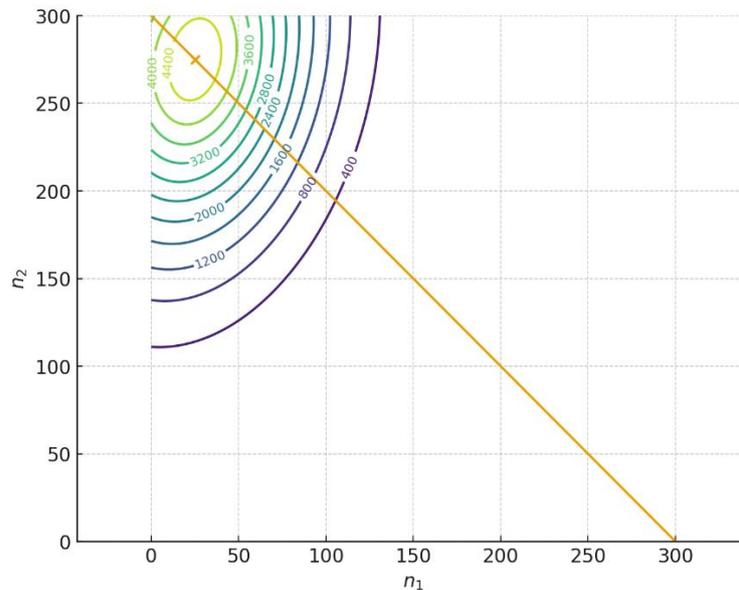


Рис. 2. Контурна проекція $t_{\max}(n_1, n_2)$ за умови обмеження $n_1 + n_2 = 300$

Контурна проекція додатково ілюструє структуру допустимої області. Ізолінії рівних значень часу функціонування утворюють гладкі концентричні еліпси, що підтверджує строгий опуклий характер функції $t_{\max}(n_1, n_2)$ за обома змінними. Точка перетину лінії обмеження з зовнішнім контуром визначає оптимальну пару (n_1^*, n_2^*) . Плавний градієнт контурів свідчить про поступову чутливість до варіацій параметрів, що означає обмежений вплив помірних відхилень від оптимального співвідношення вузлів на загальний час функціонування. Це є важливою властивістю для збереження стійкості живучості за умов імовірних індукованих впливів.

Висновки

Для досягнення поставленої мети в процесі виконання поставлених дослідницьких задач були отримані такі результати:

1. Формалізовано IoT-мережу як об'єкт математичного моделювання у вигляді дворегіональної сенсорної архітектури з зовнішнім фільтрувальним регіоном O_1 та внутрішнім регіоном детекції O_2 , у якій просторовий ресурс параметризовано керованими щільностями вузлів ρ_1 і ρ_2 за фіксованого сумарного обмеження $\rho_1 + \rho_2 = \text{const}$, що забезпечило коректну постановку задачі оптимізації як задачі перерозподілу ресурсу між фільтрацією та детекцією.

2. Побудовано стохастичний опис індукованих збурень і введено узгоджені показники живучості та доступності через нормовану залишкову енергію $S(t) = E(t)/E_0$ і ймовірність детекції, а час функціонування мережі T_{life} визначено як момент досягнення порогового стану доступності за вимогою $p(t) \geq 0.9$ у захищеному регіоні, що дало змогу кількісно поєднати енергетичне виснаження з деградацією детекції під дією стохастичних впливів.

3. Сформульовано та розв'язано задачу стохастичної оптимізації максимізації гарантованого часу функціонування T_{life} (у т. ч. у постановці "гіршого випадку" max-min), а

числову реалізацію виконано шляхом поєднання стійкого пошуку кореня для визначення моменту порогового перетину з квазіньютонівською оптимізацією з обмеженнями (L–BFGS–B) та вибірковою апроксимацією стохастичних впливів, що забезпечило стабільну збіжність у всій допустимій області та існування єдиного глобального оптимуму.

4. Проведено числову валідацію на сенсорному полі 200×200 м за сумарної кількості вузлів $n_1 + n_2 \in [50, 350]$ з кроком 10, початкової енергії $\varepsilon_0 = 2$ Дж, енерговитрат на передавання $e = 2$ мДж і радіуса сенсингу $r = 20$ м. Отримано кількісне підтвердження робастності оптимізованої конфігурації – відхилення між очікуваними та найгіршими значеннями T_{life} не перевищує 3 %, а також встановлено, що дворегіональна оптимізація забезпечує вимірюваний виграв у гарантованому часі доступності порівняно з однорідними топологіями за дотримання порогу $p(t) \geq 0.9$.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з поширенням підходу на багаторегіональні та гетерогенні IoT-архітектури, інтеграцією моделей мобільності й корельованих процесів збурень, а також із розробленням онлайн-адаптації розподілу щільностей на основі навчання в реальному часі для підтримання гарантованих характеристик доступності за зміни статистики індукованих впливів.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Gugueoth V., Safavat S., Shetty S. Security of Internet of Things (IoT) using federated learning and deep learning – Recent advancements, issues and prospects. *ICT Express*. Oct. 2023. Vol. 9, №5. P. 941–960. DOI: 10.1016/j.icte.2023.03.006.
2. Comprehensive Review of Sensor Technologies in IoT: Technical Aspects, Challenges, and Future Directions / S. H. Abdulhussain et al. *Computers*. Aug. 2025. Vol. 14, №8. P. 342. DOI: 10.3390/computers14080342.
3. A comprehensive review of energy harvesting and routing strategies for IoT sensors sustainability and communication technology / H. N. S. Aldin et al. *Sensors International*. 2024. Vol. 5. P. 100258. DOI: 10.1016/j.sintl.2023.100258.
4. SecureIoT-FL: A Federated Learning Framework for Privacy-Preserving Real-Time Environmental Monitoring in Industrial IoT Applications / M. N. A. Ramadan et al. *Alexandria Engineering Journal*. Feb. 2025. Vol. 114. P. 681–701. DOI: 10.1016/j.aej.2024.11.069.
5. Advances and Challenges in IoT Sensors Data Handling and Processing in Environmental Monitoring Networks / S. Sathyamoorthy et al. *JSMT*. May 2024. Vol. 5, №2. P. 40–60. DOI: 10.4314/hpjsmt.v5i2.3.
6. An enhanced energy efficient protocol for large-scale IoT-based heterogeneous WSNs / A. S. H. Abdul-Qawy et al. *Scientific African*. Sep. 2023. Vol. 21. P. e01807. DOI: 10.1016/j.sciaf.2023.e01807.
7. Dual Energy Management and an Energy-Saving Model for the Internet of Things Using Solar Energy Harvesting / N. S. Albalawi et al. *Energies*. Jul. 2025. Vol. 18, №13. P. 3555. DOI: 10.3390/en18133555.
8. DADC: A Novel Duty-cycling Scheme for IEEE 802.15.4 Cluster-tree-based IoT Applications / N. Choudhury et al. *ACM Trans. Internet Technol.* Oct. 2021. Vol. 22, №2. P. 1–26. DOI: 10.1145/3409487.
9. Energy Inefficiency in IoT Networks: Causes, Impact, and a Strategic Framework for Sustainable Optimisation / Z. Almudayni et al. Jan. 2025. Vol. 14, №1. P. 159. DOI: 10.3390/electronics14010159.
10. IoT Resource Allocation and Optimization Based on Heuristic Algorithm / A. K. Sangaiah et al. *Sensors*. Jan. 2020. Vol. 20, №2. P. 539. DOI: 10.3390/s20020539.
11. Brent's algorithm based new computational approach for accurate determination of single-diode model parameters to simulate solar cells and modules / F. F. Muhammadsharif et al. *Solar Energy*. Nov. 2019. Vol. 193. P. 782–798. DOI: 10.1016/j.solener.2019.09.096.
12. Yuan Y., Zhu Q. Optimization algorithm of UAV-assisted federated learning resources based on wireless energy harvesting. *IET Communications*. Nov. 2024. Vol. 18, №19. P. 1621–1631. DOI: 10.1049/cmu2.12857.
13. An enhanced sample average approximation method for stochastic optimization / A. Emelogu et al. *International Journal of Production Economics*. Dec. 2016. Vol. 182. P. 230–252. DOI: 10.1016/j.ijpe.2016.08.032.
14. A Sample Average Approximation Approach for Stochastic Optimization of Flight Test Planning with Sorties Uncertainty / L. Ju et al. *Mathematics*. Sep. 2024. Vol. 12, №19. P. 3024. DOI: 10.3390/math12193024.
15. Bemporad A. An L-BFGS-B Approach for Linear and Nonlinear System Identification Under ℓ_1 and Group-Lasso Regularization. *IEEE Trans. Automat. Contr.* Jul. 2025. Vol. 70, №7. P. 4857–4864. DOI: 10.1109/tac.2025.3541018.
16. Dalvand Z., Hajarian M. Solving generalized inverse eigenvalue problems via L-BFGS-B method. *Inverse Problems in Science and Engineering*. Jun. 2020. Vol. 28, №12. P. 1719–1746. DOI: 10.1080/17415977.2020.1763982.

Стаття надійшла до редакції 04.02.2026.

Стаття пройшла рецензування 02.03.2026.

Чень Юй – аспірантка кафедри комп'ютерних систем управління, співробітниця кафедри комп'ютерних наук Гуансійського аграрного професійно-технічного університету (Наньїн, Китай), e-mail: 122190835@qq.com.

Вінницький національний технічний університет.

Ковтун В'ячеслав Васильович – д-р техн. наук, завідувач кафедри комп'ютерних систем управління, e-mail: kovtun_v_v@vntu.edu.ua.

Вінницький національний технічний університет.