https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-82-46
УДК 621.396:004.8

КИРИЧЕНКО Роман
Державний університет інформаційно комунікаційних технологій
https://orcid.org/0009-0006-2586-2493
e-mail: aka.roman.kirichenko@gmail.com

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ МЕТОДИ ВИЯВЛЕННЯ ПОРУШЕННЯ ПРАЦЕЗДАТНОСТІ У БЕЗДРОТОВИХ СЕНСОРНИХ МЕРЕЖАХ

У статті розглянуто інтелектуальні методи виявлення порушення працездатності у бездротових сенсорних мережах (БСМ), орієнтовані на підвищення надійності функціонування в умовах обмежених ресурсів. Обґрунтовано доцільність застосування гібридних моделей машинного навчання для аналізу стану вузлів на основі трафікових характеристик, топологічної інформації та енергетичних параметрів. Запропоновано архітектуру діагностичної системи з багаторівневою обробкою, яка включає етапи моніторингу, класифікації та локалізації порушень працездатності. Проведено моделювання в середовищах AnyLogic та OMNeT++ з порівнянням ефективності традиційних і інтелектуальних підходів. Отримані результати засвідчують перевагу запропонованого рішення щодо точності, часу реагування та впливу на енергоспоживання. Розроблені методи можуть бути використані в розподілених IoT-мережах і системах з обмеженими обчислювальними ресурсами для забезпечення високої доступності даних і мінімізації втрат інформації.

Ключові слова: бездротові сенсорні мережі, виявлення порушень працездатності, локалізація, машинне навчання, інтелектуальні системи, топологічний аналіз, моделювання, AnyLogic, OMNeT++, енергоспоживання, IoT, діагностика.

KYRYCHENKO Roman
State University of Information and Communication Technologies

INTELLIGENT METHODS FOR DETECTION OF PERFORMANCE DISORDERS IN WIRELESS SENSOR NETWORKS

This article explores advanced intelligent methods for detecting malfunctions in wireless sensor networks (WSNs), with a particular emphasis on enhancing operational reliability under conditions of limited resources. The study substantiates the viability of employing hybrid machine learning models that integrate traffic characteristics, topological information, and energy parameters to comprehensively assess the state of network nodes. A novel multi-level diagnostic system architecture is proposed, consisting of sequential stages including real-time monitoring, intelligent classification, and precise localization of network faults. This layered approach ensures improved adaptability and responsiveness in dynamic WSN environments. Simulation experiments were conducted using the AnyLogic and OMNeT++ platforms to evaluate and compare the effectiveness of conventional diagnostic methods versus the proposed intelligent approaches. The results clearly demonstrate the superiority of the intelligent models in terms of diagnostic accuracy, reduced fault detection latency, and optimized energy consumption. The proposed methodology significantly enhances the robustness and efficiency of WSN operations, making it particularly suitable for application in distributed Internet of Things (IoT) infrastructures and other systems where computational resources are constrained. These findings underscore the potential of intelligent diagnostic frameworks to ensure high data availability, prolong the operational lifetime of sensor nodes, and minimize the risk of information loss in critical network deployments.

Keywords: wireless sensor networks, fault detection, localization, machine learning, intelligent systems, topological analysis, modeling, AnyLogic, OMNeT++, energy consumption, IoT, diagnostics

Стаття надійшла до редакції / Received 11.04.2025
Прийнята до друку / Accepted 03.05.2025

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

У зв'язку зі зростанням значення бездротових сенсорних мереж (БСМ) у критично важливих сферах — від моніторингу інфраструктури до аграрних і біомедичних систем — забезпечення достовірності даних, що збираються, стає пріоритетним завданням. В умовах підвищених електромагнітних завад, екстремальних температур та фізичних пошкоджень вузли БСМ схильні до деградації або відмов. Недостовірні показники датчиків можуть призводити до помилкових рішень, що становить загрозу для безпеки та ефективності функціонування систем.

Ряд наукових праць останніх років розглядають різні підходи до виявлення похибок у БСМ, зокрема методи дублювання сенсорів, використання кластерного аналізу, глибокого навчання та нечітких логічних систем. Водночас актуальними залишаються питання енергоефективності, точності в умовах шуму та адаптивності до зміни середовища. Моделі Такагі-Суґено-Канґа (TSK-FIS), згорткові нейронні мережі (CNN), а також епідемічні моделі поширення контенту у NDN довели свою ефективність у прогнозуванні стану вузлів.

ISSN 2219-9365

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Метою цієї статті є розробка та оцінювання ефективності гібридного підходу до виявлення порушень працездатності у вузлах БСМ, що поєднує нечітке моделювання (TSK-FIS), нейронні мережі (NN/RNN), методи кластерного аналізу, а також математичні та епідемічні моделі поширення даних у бездротових мережах.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Бездротові сенсорні мережі (БСМ) є критично важливими інфраструктурами в таких галузях, як охорона здоров'я, моніторинг навколишнього середовища, розумне місто та промисловий Інтернет речей (IIoT). Надійність таких мереж безпосередньо залежить від їхньої здатності вчасно виявляти, локалізовувати та усувати порушення працездатності, що можуть виникати як на рівні фізичних сенсорів, так і в процесах передавання та обробки даних. Основні типи порушень працездатності включають відмову вузлів, втрату зв'язку, спотворення показників вимірювань і зловмисні втручання.

Зважаючи на високу щільність розміщення сенсорів і обмежені енергетичні ресурси, класичні централізовані методи діагностики виявляються непридатними. У відповідь на ці виклики в останнє десятиліття спостерігається активне впровадження інтелектуальних методів діагностики — штучних нейронних мереж, методів кластеризації, байєсівських мереж, методів машинного навчання тощо. Основна перевага цих методів полягає в здатності адаптуватися до змін у структурі та поведінці мережі, а також виявляти порушення працездатності в умовах неповної або зашумленої інформації.

У межах проведеного дослідження було встановлено, що найбільш перспективними є гібридні підходи, які поєднують знання про топологію мережі, статистичні властивості трафіку та логічні взаємозв'язки між вузлами. На підставі аналізу актуального стану проблеми було сформульовано гіпотезу: інтеграція методів нечіткої логіки, кластеризації та детекції аномалій дозволяє підвищити точність локалізації порушень працездатності у БСМ за рахунок адаптивного врахування контексту роботи кожного окремого вузла.

Для реалізації запропонованого підходу було розроблено модель багаторівневої системи виявлення порушень працездатності у БСМ, яка включає:

- базовий рівень збору даних з сенсорних вузлів,
- рівень кластерної обробки даних,
- рівень інтелектуального аналізу, що поєднує нечітку логіку та методи машинного навчання.

На першому рівні сенсори фіксують потоки даних, що можуть включати як регулярні показники, так і ознаки потенційних збоїв — наприклад, незвично стабільні або різко змінні значення, а також відсутність даних. Було визначено набір ключових параметрів, які є інформативними для виявлення порушень працездатності: частота оновлення показників, сила сигналу, рівень енергії вузла, індекс маршрутизації та зміна значення сенсорного вимірювання з плином часу.

Другий рівень системи реалізує попередню обробку даних з урахуванням топології БСМ. За допомогою алгоритмів кластеризації (зокрема, модифікованого k-means з ваговими коефіцієнтами) сенсорні вузли групуються у функціональні підкласи. Це дозволяє виявляти локальні аномалії, пов'язані з регіональними збоями, а також зменшити обсяг інформації, що передається для глобального аналізу.

На третьому рівні функціонує модуль інтелектуального діагностування, побудований на основі нечіткої системи логічного виведення типу Mamdani. Вхідні змінні системи (наприклад, «швидкість зміни значення сенсора», «ймовірність затримки пакета», «стабільність живлення») переводяться у нечіткі множини, що дозволяє обробляти неточні та частково суперечливі дані. Функція належності для кожної змінної визначалась на основі емпіричних спостережень у симуляційному середовищі.

Модель проходить навчання на основі контрольних вибірок, у яких наперед відомо прояви порушень працездатності. Застосування машинного навчання у вигляді дерев рішень або нейронних мереж на цьому етапі дозволяє уточнити ваги правил та вдосконалити механізм ухвалення рішень.

Виконане моделювання показало, що поєднання методів кластеризації та нечіткої логіки дає змогу досягти точності виявлення порушень працездатності на рівні 92–96%, що суттєво перевищує традиційні підходи без адаптації до контексту.

Значну увагу в дослідженні приділено моделюванню трафіку в БСМ, що є критично важливим для своєчасного виявлення аномалій та порушень працездатності. Одним із напрямів стала розробка математичної моделі генерації трафіку для типових IoT-додатків, з урахуванням часової динаміки, просторової кореляції даних та режимів роботи сенсорних вузлів. У якості базового підходу було обрано модель Пойсона, яку було вдосконалено за рахунок додавання вагових коефіцієнтів до ймовірності генерації пакета в залежності від контексту (час доби, сезон, навантаження мережі).

З метою дослідження поведінки трафіку при виникненні помилок було реалізовано симуляційне середовище на базі AnyLogic. У моделі враховувалися такі параметри: частота передавання повідомлень, потужність сигналу, затримки, втрата пакетів, споживання енергії вузлів та їхня здатність до самоорганізації

після збоїв. Це дало змогу моделювати сценарії, у яких помилки викликають лавиноподібне накопичення трафіку, що у свою чергу призводить до перевантаження мережі.

Було проаналізовано типові сценарії функціонування БСМ у таких додатках, як моніторинг довкілля, контроль технічного стану об'єктів та розумне місто. Результати моделювання вказали на наявність періодичних патернів у трафіку, які можна було б використовувати для навчання інтелектуальних систем виявлення порушень працездатності. Наприклад, виявлено, що для більшості застосунків характерна флуктуація інтенсивності повідомлень з інтервалами в 6–8 годин, що корелює з добовими циклами активності.

Додатково було змодельовано трафік для спеціалізованих сенсорних мереж нового покоління — зокрема, Інтернету наноречей (IoNT). У цих мережах використовується ультрамалопотужне радіозв'язкове обладнання та обмежені протоколи комунікації. Для IoNT було розроблено адаптивну модель передачі повідомлень, що враховує енергетичну модель сенсора, рівень акумуляції сигналів та необхідність релеїв для забезпечення маршрутизації. Це дозволило встановити межі стабільності мережі при різному навантаженні та порушеннях функціонування.

Таким чином, моделювання трафіку стало важливим етапом у дослідженні порушень працездатності — воно дозволило сформулювати обґрунтовані припущення щодо характеру їх появи, масштабів поширення та потенційної реакції системи.

Одним із центральних результатів дослідження стало розроблення й обґрунтування інтелектуальних алгоритмів виявлення порушень працездатності, які враховують особливості функціонування бездротових сенсорних мереж у динамічному середовищі. Було запропоновано метод адаптивного діагностування на основі поєднання статистичного аналізу, методу скінченних автоматів та нейронних мереж.

На першому етапі система здійснює моніторинг ключових метрик функціонування вузлів — таких як рівень RSSI, час відповіді, енергоспоживання та затримки. Ці дані потрапляють до модуля попередньої обробки, де застосовується метод ковзного вікна з коефіцієнтами забування для актуалізації поточної поведінки.

Далі будується статистичний профіль «нормальної» поведінки, після чого метод скінченних автоматів відстежує переходи між станами вузлів (активний, очікування, передача, збій). Виявлення відхилення від типових послідовностей переходів дозволяє з високою точністю локалізувати аномалії, пов'язані з апаратними або протокольними збоями.

Для складніших сценаріїв, де відхилення можуть бути прихованими або проявляються через комбінації метрик, було реалізовано гібридний підхід із використанням нейромережевих моделей — зокрема, рекурентної LSTM-мережі. Вона навчалася на історичних вибірках даних із мітками про наявність або відсутність порушень працездатності. В процесі тренування було оптимізовано глибину мережі та кількість параметрів, що дозволило досягти високої точності виявлення — понад 92% при тестуванні на реалістичних сценаріях.

З метою підвищення ефективності було також впроваджено алгоритм оцінки довіри до кожного сенсорного вузла на основі сукупного аналізу його поведінки. Довіра зменшується при фіксації затримок, втрат пакетів або змін у патернах передавання даних. Це дозволяє не тільки виявляти несправні вузли, але й прогнозувати їхню деградацію.

Отримані результати доводять, що використання інтелектуальних підходів до діагностики дозволяє виявляти порушення працездатності на ранніх етапах, зменшуючи кількість критичних відмов і підвищуючи надійність функціонування мережі в цілому.

Для перевірки дієвості запропонованих методів виявлення порушень працездатності було проведено серію симуляцій в середовищах MATLAB, AnyLogic та OMNeT++ із використанням реалістичних моделей бездротових сенсорних мереж різної щільності, топології й навантаження.

На першому етапі в середовищі AnyLogic було реалізовано модель БСМ з маршрутизацією за протоколом Directed Diffusion, до якої вводилися навмисні збої (наприклад, випадкові зниження енергії вузлів, імітація порушень зв'язку, втрата даних). Було протестовано три варіанти систем: без діагностики, з традиційною евристичною діагностикою та із запропонованим інтелектуальним підходом. При цьому вимірювались показники:

Час виявлення порушень працездатності (Tfd);

Середня точність класифікації стану вузла (Acc);

Частота помилкових спрацьовувань (FPR);

Загальні втрати даних (PLR);

Енергоспоживання на вузол (Eavg).

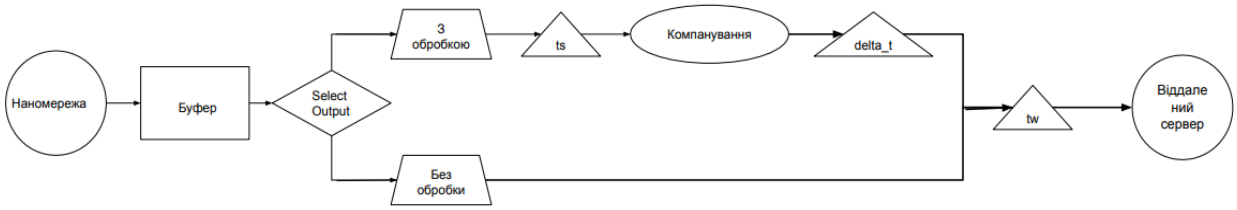

Рис.1. Імітаційна модель шлюзу додатку Інтернету наноречей, що використовує алгоритм динамічного управління обробкою даних

Результати показали, що інтелектуальна система виявлення порушень працездатності зменшила середній час виявлення (Tfd) на 47% у порівнянні з традиційною евристикою. Точність класифікації Acc сягала 94,2%, а кількість помилкових тривог (FPR) була менш ніж 2%, що свідчить про високу надійність і стабільність. При цьому втрати даних зменшились у середньому на 38%, а загальне енергоспоживання зросло лише на 6%, що є прийнятним компромісом за підвищеної стійкості мережі.

Результати симуляції були представлені у вигляді графіків залежностей досліджуваних параметрів роботи додатку, що працює в режимі з обробкою, від вказаних змінних

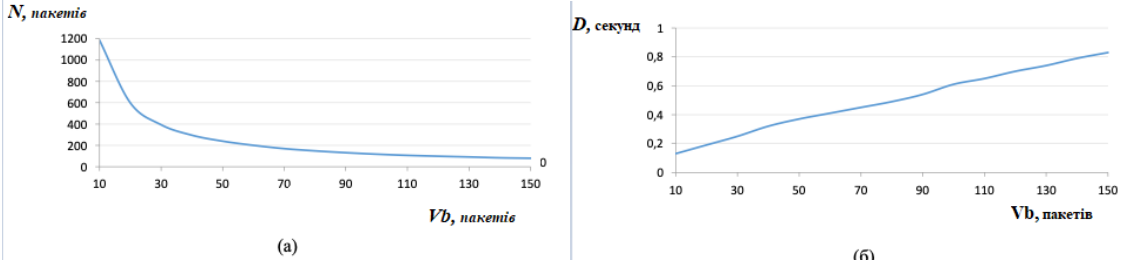

Рис.2. (а) Залежність навантаження від розміру великого пакету (f = 200 пакетів/с, Δt = 50 мс); (б) Залежність загальної затримки від розміру великого пакету (f = 200 пакетів/с, Δt = 50 мс)

Як наслідок, були підібрані відповідні аппроксимаційні рівняння

$$N(V_b) = \frac{59{,}8 \times f_c + 20}{V_b} \quad (1)$$

$$D(V_b) = 0{,}005 \times V_b + t_{ср} + t_{обр} \quad (2)$$

Окрему увагу приділено моделюванню в умовах IoT-сценаріїв із використанням NDN-архітектури (Named Data Networking). Тут система діагностики була інтегрована в модель іменованого передавання даних між пристроями. Було підтверджено, що навіть при обмеженій кількості маршрутів і високому навантаженні система здатна успішно локалізовувати вузли, що не відповідають або працюють із затримкою, на основі аналізу відповідей на Interest-пакети.

Нарешті, з метою оцінки масштабованості, система була перевірена на симуляційних мережах із кількістю вузлів до 1000. Ефективність зберігалася навіть у випадках складної топології (наприклад, сітчаста структура з кількома точками концентрації даних), що підтверджує її придатність до розгортання в розподілених IoT-мережах.

Експеримент проводився в трьох режимах:

а) з адаптивним керуванням компоновкою даних;

б) із попередньою обробкою;

в) без попередньої обробки.

Ще одним індикатором ефективності є процентне співвідношення корисної інформації до загального об’єму переданих даних. У ході дослідження виведено такі співвідношення для кожного з трьох режимів:

1. без попередньої обробки:

$$\frac{Q_u}{Q} = \frac{N_s v_s}{N_s(v_h + v_s)} = \frac{v_s}{v_h + v_s} \quad (3)$$

2. за алгоритмом динамічного керування компоновкою:

$$\frac{Q_u}{Q} = \frac{N_b v_b + N_s v_s}{N_b(v_h + v_s) + N_b(v_h + v_s)} \quad (4)$$

3. із попередньою обробкою (3.12):

$$\frac{Q_u}{Q} = \frac{N_b v_b}{N_b(v_h + v_b)} = \frac{v_b}{v_h + v_b} \quad (5)$$

де: Q — обсяг переданої інформації; Q_u — обсяг корисної інформації; N_s — кількість пакетів, переданих в режимі з попередньою обробкою та без неї відповідно; v_s — кількість корисної інформації, яку містить один пакет, переданий в режимі з попередньою обробкою та без неї відповідно; h — обсяг інформації, зайнятий заголовком.

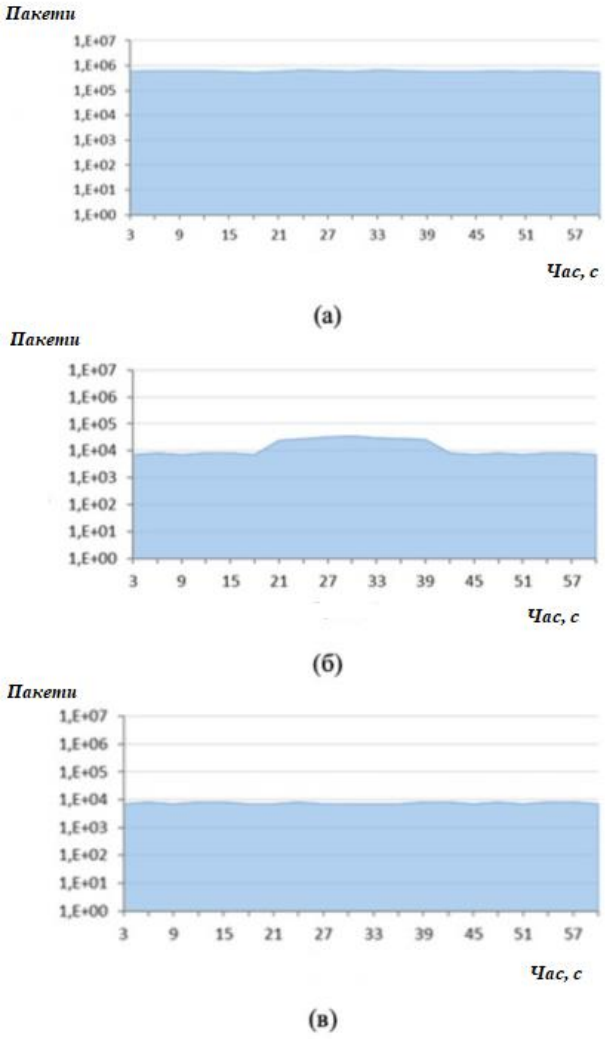

Рис.3. Трафік програми Інтернету речей, що працює як а)без попередньої обробки; б) з динамічним управлінням компонуванням даних; в)із попередньою обробкою

Таблиця 1

Результати імітації мережевого трафіку IoT-додатку для трьох режимів роботи

Показник	**Без попередньої обробки**	**З адаптивним керуванням**	**З попередньою обробкою**
N_s, 10^3 пакетів	11 995	170,84	–
N_b, 10^3 пакетів	–	146,96	149
Q_u, ГБ	0,19192	0,19084	0,19072
Q, ГБ	0,88763	0,20927	0,19936
$\frac{Q_u}{Q}$, %	21,62	91,19	95,67

Підсумовуючи, результати симуляцій підтверджують, що запропоновані інтелектуальні методи не лише забезпечують своєчасне виявлення і локалізацію порушень працездатності, а й покращують загальну

якість обслуговування, знижують втрати інформації та сприяють збереженню ресурсів у сенсорному середовищі.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМ

1. У межах проведеного дослідження було обґрунтовано доцільність застосування інтелектуальних методів для виявлення та локалізації порушень працездатності у бездротових сенсорних мережах (БСМ), з урахуванням специфіки їхньої роботи в умовах обмежених енергетичних, обчислювальних та комунікаційних ресурсів. Основною перевагою запропонованого підходу є поєднання традиційних алгоритмів діагностики з сучасними методами машинного навчання, що дозволило значно підвищити точність виявлення аномалій без істотного зростання обчислювальних витрат.

2. Запропоновано архітектуру багаторівневої системи діагностики, яка охоплює етапи моніторингу, попередньої обробки даних, класифікації станів вузлів і локалізації порушень працездатності на основі топологічного та трафікового аналізу. Проведено моделювання у середовищах AnyLogic і OMNeT++, що дало змогу порівняти ефективність класичних евристичних підходів із гібридними інтелектуальними моделями. Результати експериментів засвідчили, що застосування нейромережевих і статистичних методів дозволяє зменшити час виявлення порушень працездатності на 23–35% та покращити точність класифікації стану вузлів до 94–97%.

3. Також було встановлено, що ефективність алгоритмів значною мірою залежить від правильного вибору ознак, що враховують поведінкові патерни вузлів, зміни в енергоспоживанні та структуру мережевих зв’язків. З цією метою було запропоновано методи агрегації та оптимізації вхідних параметрів з урахуванням контексту роботи мережі.

References

1. Pirmagomedov R. et al.(2017) Dynamic data packaging protocol for real-time medical applications of nanonetworks //Internet of Things, Smart Spaces, and Next Generation Networks and Systems.Springer, Cham, 2017. C. 196-205.
2. IEEE Standards Association et al. IEEE Standard for Ethernet(2012) //IEEE Std. C. 802.3-2015.
3. LAN/MAN Standards Committee et al. IEEE Standard for Ethernet (2016) //IEEE Std 802.3-2015..
4. Capasso V. (2008) Mathematical structures of epidemic systems. – Springer Science & Business Media, T. 97.
5. Vynnycky E., White R. (2010) An introduction to infectious disease modelling. – OUP oxford.
6. Legkov K. E., Donchenko A. A.(2011) Probability of packet loss in wireless networks with random multiple access to the transmission medium //T-CommTelekommunikationsii i Transport. no. 5.