

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-84-2>

УДК 621.3:004.67:004.65

МАСЛИЯК Богдан

Західноукраїнський національний університет

<https://orcid.org/0000-0002-1410-9280>

e-mail: bm@wunu.edu.ua

ВОЗНА Наталія

Західноукраїнський національний університет

<https://orcid.org/0000-0002-8856-1720>

e-mail: nvozna@ukr.net

АЛБАНСЬКИЙ Іван

Західноукраїнський національний університет

<https://orcid.org/0000-0002-3892-1601>

e-mail: evan84@ukr.net

СЕГІН Андрій

Західноукраїнський національний університет

<https://orcid.org/0000-0002-3556-248X>

e-mail: andriy.segin@gmail.com

ПОЙДИЧ Владислав

Західноукраїнський національний університет

<https://orcid.org/0009-0007-5290-051X>

e-mail: poydich.vladislav@gmail.com

МЕРЕЖА ІНТЕГРОВАНІХ СЕНСОРІВ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ТРАЄКТОРІЇ РУХОМИХ ОБ'ЄКТІВ

У статті представлено концепцію побудови розподіленої мережі інтегрованих сенсорів для ідентифікації та прогнозування траєкторії рухомих об'єктів у просторі з використанням технологій Інтернету речей. Запропоновано підхід до формування просторово-часового поля активності на основі даних акустичних і теплових сенсорів. Розроблено методику виявлення локальних аномалій у полях шуму й температури з використанням методу зваженого кригінгу, що забезпечує відновлення даних у випадку нерегулярного розміщення сенсорів. Описано архітектуру енергоефективного сенсорного вузла, який реалізує принципи адаптивного збору даних, попередньої обробки сигналів і вибіркової передачі інформації за перевищення фонових порогів. Показано, що впровадження запропонованої архітектури дозволяє підвищити надійність і точність виявлення об'єктів на великих територіях, а також знизити витрати на розгортання та експлуатацію систем спостереження в порівнянні з традиційними радарними чи оптичними комплексами.

Ключові слова: інтернет речей, сенсорна мережа, прогнозування траєкторій, багатосенсорна інтеграція.

MASLYIAK Bogdan, VOZNA Nataliia,

ALBANSKIY Ivan, SEGIN Andriy, POYDICH Vladislav

West Ukrainian National University

NETWORK OF INTEGRATED SENSORS FOR IDENTIFICATION AND TRAJECTORY PREDICTION OF MOVING OBJECTS

The paper presents an advanced concept for constructing a distributed network of integrated IoT-based sensors aimed at the identification, tracking, and trajectory prediction of moving objects across large territories. The proposed approach combines acoustic and thermal sensing with GNSS-equipped nodes to form a unified spatio-temporal activity field capable of capturing weak, irregular, and noise-corrupted signals. A methodology is developed for detecting local anomalies ("hot spots") in heterogeneous sensor fields using weighted kriging and Gaussian process regression, ensuring accurate reconstruction even under irregular sensor placement and partial data loss. Spatial-temporal clustering with DBSCAN/ST-DBSCAN enables robust extraction of dynamic signal maxima, while short-term and long-term trajectory forecasting is achieved through Kalman-based filters (EKF, UKF), particle filtering, and recurrent neural networks (LSTM, GRU), which learn motion patterns from sequential data.

The architecture of the proposed energy-efficient sensor node integrates adaptive sampling, onboard signal preprocessing, and selective data transmission triggered by threshold exceedance, significantly reducing network load and enabling long-term autonomous operation. The study also highlights the benefits of LoRa Mesh communication, including self-healing routing, resilience to jamming, and stable performance in environments with high interference. Compared to traditional radar or optical systems, the developed sensor network architecture offers lower deployment costs, improved survivability, and the capability to operate in complex terrain, poor visibility, and adverse weather conditions. The results demonstrate that the system can provide reliable object detection, movement interpretation, and real-time trajectory prediction, making it suitable for border surveillance, protection of critical infrastructure, environmental monitoring, and distributed security applications.

Key words: Internet of Things, sensor network, trajectory prediction, multisensor data fusion.

Стаття надійшла до редакції / Received 30.10.2025

Прийнята до друку / Accepted 22.11.2025

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

У світі, де безпека стає дедалі важливішою через зростання загроз, пов'язаних із вторгненнями на приватні території, об'єкти критичної інфраструктури чи громадські місця, технології для швидкого виявлення та аналізу потенційних порушників набувають ключового значення. Тому проблема ідентифікації рухомих об'єктів та прогнозування їх траєкторії в контексті запобігання несанкціонованому проникненню є актуальною. Сучасні системи безпеки дедалі частіше покладаються на технології комп'ютерного зору, які дозволяють не лише виявляти рухомі об'єкти, а й визначати, чи становлять вони загрозу. Наприклад, алгоритми на основі глибокого навчання, такі як YOLOv8, здатні в реальному часі розпізнавати на відеопотоці людей, транспортні засоби чи навіть дрони. Ці технології настільки просунулися, що можуть працювати навіть у складних умовах, таких як погане освітлення чи дощ, що робить їх незамінними для цілодобового моніторингу. При цьому камера на периметрі охоронюваної території фіксує невідомий об'єкт, а система за доли секунди визначає об'єкт і сигналізує про його поведінку.

Крім камер, усе частіше використовуються додаткові сенсори, такі як лідари чи радары, які створюють тривимірну картину простору і дозволяють точно визначати положення та швидкість об'єктів. Це особливо актуально для великих територій, наприклад, аеропортів чи складів, де камери можуть бути обмеженими через відстань чи погодні умови. Такі системи вже активно застосовуються в охороні критичної інфраструктури, зокрема електростанцій чи військових об'єктів, де будь-яке несанкціоноване проникнення може мати катастрофічні наслідки.

Коли об'єкт виявлено, важливо не лише його ідентифікувати, а й спрогнозувати, куди він рухається. Сучасні алгоритми трекінгу, такі як DeepSORT чи Kalman Filter, дозволяють системі відстежувати траєкторію об'єкта і передбачати його подальший рух (дозволений чи небезпечний). Такі технології стають дедалі популярнішими в розумних містах, де інтеграція даних із камер, сенсорів і карт території допомагає прогнозувати потенційні загрози.

Актуальність таких рішень посилюється із зростанням складності загроз. Використання дронів (групові вторгнення), маскування (дрони обманки), вимагають від систем безпеки не лише швидкості, а й інтелекту. Алгоритми машинного навчання навчаються розпізнавати аномальну поведінку, як-от нетипові траєкторії чи підозрілі дії, що дозволяє виявляти загрози ще до того, як вони стануть реальними. Такі системи вже застосовуються в аеропортах, де аналіз поведінки пасажирів допомагає виявляти потенційних порушників. Ситуація ускладнюється поганою погодою, нічними помилковими спрацьовуваннями. Сучасні системи безпеки комбінують кілька джерел даних, наприклад, відео з камер із даними лідарів чи акустичних сенсорів, щоб підвищити точність.

Дана проблематика розглядається в [1], де розглядається багатосенсорне злиття даних у системах прикордонного нагляду, зокрема комбінування пасивних інфрачервоних датчиків та автоматичного виявлення осіб за допомогою теплових і видимих камер. Використовується підхід, де дані з різних джерел перетворюються у «зважені карти» (weighted maps), після чого проводиться злиття сигналів і асоціація детекцій для трекінгу об'єктів. У роботі [2] обговорюють, як мультисенсорна інтеграція (fusion) допомагає у виявленні безпілотних літаючих апаратів навіть за умов низької видимості, шуму чи перешкод. Вона ілюструє роль радарів, оптичних сенсорів та методів машинного зору у комбінованих системах.

Незважаючи на високий потенціал методів, запропонованих в [1, 2], та ряді інших публікацій, їх ефективність для виявлення об'єктів зі специфічним видом руху та контролю масштабних територій є обмеженою. Ці роботи переважно орієнтовані на стандартні сценарії повітряного руху або руху людей і не враховують одночасну присутність малих дронів, наземних роботизованих платформ і об'єктів, що рухаються низько над поверхнею. Крім того, складний рельєф, густі ліси та нерівномірна рослинність створюють «мертві зони», де сенсори оптичного та теплового типу втрачають ефективність. Погодні умови додатково знижують надійність виявлення. Масштаб території також створює серйозні виклики: для тисяч квадратних кілометрів потрібна велика кількість сенсорів, потужні обчислювальні ресурси та надійна комунікаційна інфраструктура, а fusion-алгоритми можуть втрачати точність при розширенні зони покриття.

Для реалізації таких комплексних систем необхідні значні капітальні та операційні витрати. Щорічне обслуговування, калібрування та забезпечення живлення збільшують витрати, що робить такі системи ресурсомісткими і потребує продуманого планування та адаптації до умов конкретної території.

Таким чином, запропоновані підходи потребують додаткової адаптації, включаючи використання сенсорів, що функціонують за різних умов видимості, мобільних платформ для покриття «мертвих зон» та автоматичного налаштування алгоритмів інтеграції даних, для забезпечення надійного спостереження на великих територіях і при складних сценаріях руху.

ПЕРСПЕКТИВИ ВИКОРИСТАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ ІоТ ДЛЯ КОНТРОЛЮ ЗНАЧНИХ ТЕРИТОРІЙ

Сучасні технології Інтернету речей (ІоТ) відкривають нові можливості для побудови розподілених систем моніторингу наземного та повітряного простору. Перспективним напрямом розвитку є застосування стаціонарних сенсорних вузлів (СВ), інтегрованих у Mesh-мережу та обладнаних системою визначення

координат і орієнтації (GNSS), інфрачервоною камерою та мікрофоном (кількість сенсорів іншого призначення у вузлі можна збільшити в залежності від специфіки вирішуваної задачі). Така архітектура дозволяє забезпечити комплексне спостереження за об'єктами різної природи й ефективну просторову кореляцію даних між вузлами мережі. GNSS забезпечує точне визначення просторового положення вузла. Інфрачервона камера дозволяє виявляти теплові сліди об'єктів за будь-яких умов освітлення, а акустичний сенсор - визначати характер шумів від наземних або повітряних об'єктів. Поєднання теплових і акустичних даних підвищує надійність виявлення та дає змогу прогнозувати траєкторію руху об'єктів на основі часово-просторової динаміки сигналів.

Передбачається, що на нижньому рівні системи функціонують СВ, які безпосередньо здійснюють збір даних. Для зменшення затримок частина попередньої обробки даних виконується безпосередньо у сенсорному вузлі. Це дозволить зменшити трафік мережі, навантаження на центральний сервер і забезпечити роботу системи навіть при часткових втратах зв'язку.

Таким чином, інтегровані IoT-вузли з GNSS, інфрачервоною камерою та акустичним сенсором формують технологічно перспективну основу для розподілених систем спостереження. Вони здатні доповнити традиційні радарні й оптичні комплекси, забезпечуючи підвищену точність локалізації об'єктів, надійність виявлення та можливість прогнозування їх траєкторій у реальному часі.

КОНЦЕПЦІЯ ПОБУДОВИ МЕРЕЖІ СВ ТА ПІДХОДИ ДО ПОБУДОВИ ТРАЄКТОРІЙ

Системи просторово розподілених СВ знаходять широке застосування у завданнях моніторингу середовища, безпеки, розвідки та прогнозування активності об'єктів у просторі [1–3]. Їх особливістю є здатність здійснювати автономні вимірювання в умовах обмеженої інфраструктури, формуючи багатовимірні просторово-часові дані. В умовах воєнного стану розміщення сенсорних вузлів за регулярною сіткою часто є **неможливим** через фактори ризику, мобільність або потребу в маскуванні. Тому особливого значення набувають методи **виявлення локальних аномалій** (в так званих *гарячих точках*) та **оцінювання напрямків руху об'єктів** на основі обмеженої, нерегулярної інформації про рівні шумів і температурні поля [4].

В основу концепції побудови сенсорної мережі покладемо принцип, що система складається з N автономних вузлів, кожен із яких вимірює інтенсивність сигналу відповідного сенсора:

$$s_i = (x_i(t), y_i(t), z_i(t), \eta_i(t), T_i(t), \tau_i),$$

де x_i, y_i, z_i - координати вузла, визначені за GPS або локальними методами локалізації, $\eta_i(t)$ - енергетична характеристика акустичного поля (інтенсивність шуму), $T_i(t)$ - локальний температурний фон, τ_i - часові мітки вимірювань.

Завдання полягає у відновленні просторово-часового поля інтенсивності:

$$H(r, t) = \omega_\eta \hat{\eta}(r, t) + \omega_T \check{T}(r, t),$$

де ω_η та ω_T вагові коефіцієнти, а $\hat{\eta}$, $\check{T}$ - інтерпольовані оцінки відповідних параметрів.

Подальший аналіз передбачає:

- виявлення областей підвищеної інтенсивності H - *гарячих точок*;
- побудову векторного поля руху $v(r, t)$;
- прогнозування напрямку й траєкторії потенційного руху об'єктів.

Через нерегулярне розміщення вузлів поле $H(r, t)$ відновлюється методами **інтерполяції з нерівномірними вибірками**. Найбільш придатними є **метод зваженого кригінгу (Kriging)** [5], який дозволяє враховувати кореляційну структуру випадкового поля та **регресія на основі гаусових процесів (GPR)**.

Після побудови поля $H(r, t)$ виконується просторово-часовий аналіз його локальних максимумів (вимірювання). Гарячі точки визначаються як області, де:

$$H(r, t) = \mu_H(t) + k * \delta_H(t),$$

де $\mu_H(t)$, $\delta_H(t)$ - середнє значення й стандартне відхилення інтенсивності по всьому полю, а k - пороговий коефіцієнт (фонове значення вимірювальної величини).

Для кластеризації просторових максимумів використовується можна використовувати алгоритм **DBSCAN** або його просторово-часову модифікацію **ST-DBSCAN**, що дозволяє виокремлювати стійкі гарячі точки у часовому потоці. Особливістю алгоритм **DBSCAN** дозволяє групувати точки на основі їх розташування у просторі.

Зміна положення гарячих точок у часі визначає узагальнений напрямок руху:

$$v(r, t) = -k \nabla H(r, t),$$

де ∇H - градієнт інтенсивності, а k - масштабний коефіцієнт, який залежить від фізичного сенсу поля (наприклад, для акустичних сигналів - коефіцієнт поглинання середовища).

Побудоване поле $v(r,t)$ використовується для прогнозування напрямку можливого руху об'єктів, визначення траєкторій максимумів $H(r,t)$, формування карти потенційних маршрутів (рисунк 1).

На рисунку 1 червоним кольором зображено результати вимірювань шуму чи/або теплового поля з високою інтенсивністю сигналів. При цьому таких маршрутів може бути багато. Динаміка зміни положення гарячих точок для кожного кластеру описується як послідовність станів, що описують динамічну модель руху, з врахуванням рівня шуму показів сенсорів для кожної місцевості.

Для короткотермінового прогнозування можна використати **фільтри Калмана** (EKF, UKF) або **частинкові фільтри (Particle Filter)**. Для довготермінового прогнозування - **рекурентні нейронні мережі** типу LSTM/GRU, які навчаються на історичних послідовностях $\{rk, vk\}$. Особливість рекурентних нейронних мереж типу LSTM і GRU полягає в обробці та аналізі послідовних даних, де поточний стан залежить від попередніх значень. Вони використовуються для виявлення закономірностей у часових рядах, прогнозування майбутніх значень сигналів, розпізнавання послідовностей, а також моделювання динамічних процесів. Такі мережі застосовують у завданнях прогнозування даних IoT-сенсорів та інших систем де важливо враховувати попередній контекст або історію подій.

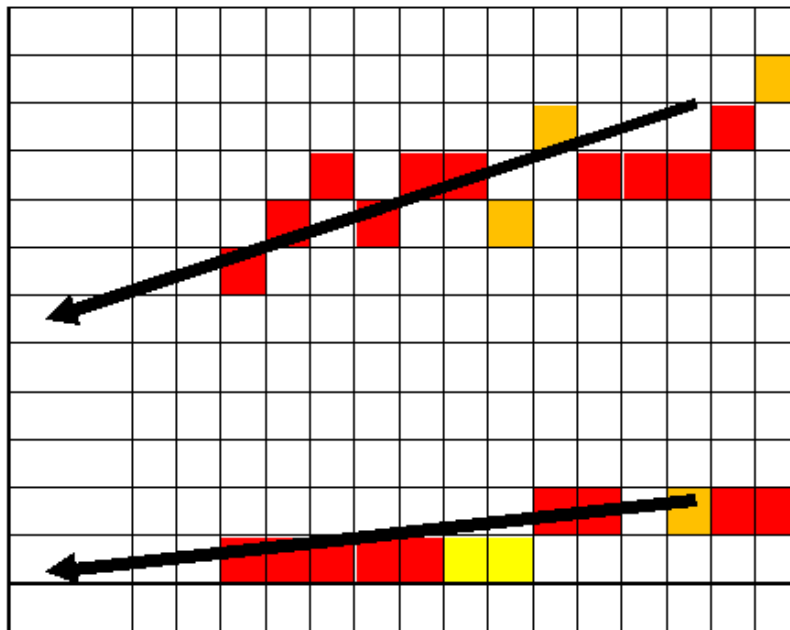


Рис.1. Графічна ілюстрація, що пояснює механізм ідентифікації рухомих об'єктів, визначення та прогноз траєкторії руху об'єктів несанкціонованого проникнення

Розглянута архітектура просторово розміщеної системи автономних сенсорних вузлів дозволяє на основі вимірювань координат, рівня шумів і температурного фону формувати просторово-часове поле активності, виявляти гарячі точки та здійснювати прогнозування напрямку руху об'єктів. Нерегулярність і нестабільність умов розміщення вимагають використання методів інтерполяції з пропусками, адаптивної кластеризації й байєсівських алгоритмів прогнозування. Отримані підходи можуть бути застосовані для систем спостереження, пошуково-рятувальних комплексів і мобільних воєнних сенсорних мереж.

Процедура функціонування автономного сенсорного вузла, який вимірює координати, рівень шуму та теплове випромінювання, є циклічною та спрямованою на мінімізацію енергоспоживання і зменшення обсягу переданих даних. На рисунку 2 представлена блок-схема функціонування СВ.

На початку кожного циклу відбувається **ініціалізація та синхронізація часу** - вузол оновлює часову мітку, використовуючи сигнал GPS. Після цього запускається послідовне **зчитування основних параметрів**: координат розташування, рівня шуму в навколишньому середовищі та температурного (теплового) фону. Виміряне значення кожного сенсора проходить, за потреби, **попередню цифрову обробку** - фільтрацію, усереднення та компенсацію дрейфу. На основі накопичених у пам'яті попередніх вимірювань формується **локальна оцінка фону** для кожного параметра. Обчислюються середні значення та стандартні відхилення: μ_η , σ_η для шуму і μ_T , σ_T для температури. Це дає змогу оцінити, чи поточні дані суттєво відрізняються від звичайного стану середовища.

Далі виконується **перевірка умов передачі**. Якщо виміряний рівень шуму $\eta(t)$ перевищує поріг $\mu_\eta + k_\eta \sigma_\eta$, або температура $T(t)$ перевищує $\mu_T + k_T \sigma_T$, або координати вузла змінилися за межі контрольної зони — вузол переходить у режим активної передачі. У цьому випадку формується пакет даних, який містить ідентифікатор вузла, часову мітку, координати, виміряні значення та додаткові метадані про якість сигналу.

Пакет стискається, шифрується і передається через бездротовий канал (наприклад, LoRa або mesh-мережу) до приймального сервера. Після підтвердження доставки вузол очищує буфер і повертається до очікування наступного циклу.

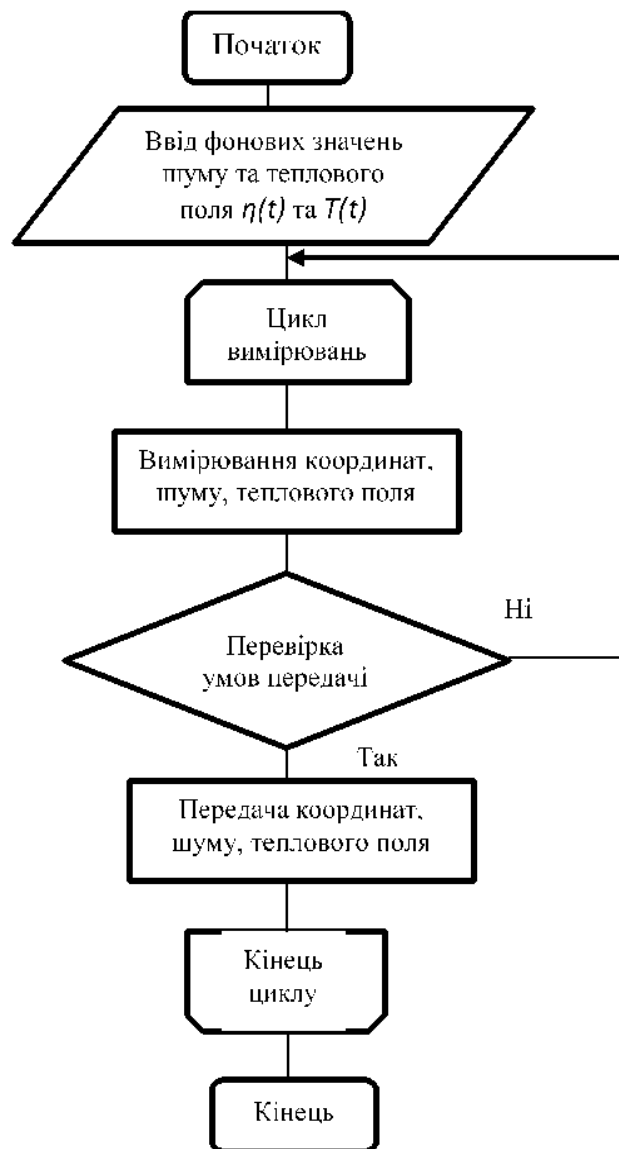


Рис.2. Блок-схема функціонування сенсорного вузла

Якщо ж усі вимірювані параметри залишаються в межах фонових рівнів, **передача не здійснюється**. У цьому випадку вузол зберігає короткий журнал вимірювань у внутрішній пам'яті або зовсім не реєструє їх, переходячи у **режим енергозбереження**. У цьому режимі активними залишаються лише мінімальні функції пробудження, що дозволяє значно подовжити час автономної роботи. Після закінчення встановленого інтервалу контролер відновлює роботу сенсорів і **повторює цикл вимірювань**, тим самим забезпечуючи безперервний моніторинг середовища з передачею лише релевантних даних.

Таким чином, функціонування сенсорного вузла базується на принципах **адаптивного збору інформації, енергоефективності та контекстного передавання даних**, що робить систему придатною для роботи в умовах обмежених ресурсів і підвищеної загрози, зокрема у воєнних або польових умовах.

МОЖЛИВОСТІ ПРОГРАМНО-АПАРATНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ МЕРЕЖІ СВ

При програмно-апаратній реалізації даної методики побудови системи моніторингу та прогнозування несанкціонованого руху об'єктів є необхідність врахування вразливості системи передачі повідомлень про виміряні параметри серверу. Це пояснюється тим, що особливістю таких систем є необхідність автономності та стійкості до зовнішніх факторів. У випадку дії засобів радіоелектронної боротьби (РЕБ) система має забезпечувати резервні канали зв'язку та локальне збереження інформації до моменту відновлення передачі даних.

Слід відмітити, що значною перевагою такої мережі СВ є її пасивний режим роботи. Тобто інформація передається від СВ на сервер тільки у випадку перевищення значення вимірюваних параметрів рівня фоновому шуму і не приймає інших сигналів.

Для її реалізації пропонується використати Mesh-мережу. Дані мережі передачі даних становлять особливий інтерес у контексті побудови надійних систем зв'язку для Інтернету речей та його додатків, де важливими є автономність, живучість і здатність до адаптації в умовах завад. У таких мережах передача інформації здійснюється не через єдиний центр, а за принципом взаємодії між рівноправними вузлами, що дозволяє системі самостійно перебудовувати маршрути повідомлень. Ця властивість набуває особливої цінності при роботі в середовищах з нестабільними каналами зв'язку або значним рівнем електромагнітних перешкод. Серед сучасних технологій побудови Mesh-мереж особливої уваги заслуговує підхід, реалізований у системах на базі технології LoRa [6]. Завдяки використанню вузькосмугової модуляції з розширенням спектра (chirp spread spectrum), LoRa забезпечує високу завадостійкість і можливість стабільного обміну даними навіть при низькому співвідношенні сигнал/шум. Проте традиційні LoRaWAN-мережі мають зіркову топологію, де всі пристрої підпорядковуються єдиному шлюзу, що створює потенційно вразливу точку. Запровадження динамічної маршрутизації у форматі LoRa Mesh дозволяє усунути цей недолік, забезпечуючи гнучке формування маршрутів між вузлами без необхідності централізованого керування.

Механізм динамічної маршрутизації в LoRa Mesh базується на здатності кожного вузла не лише приймати та передавати дані, а й оцінювати якість зв'язку з сусідніми пристроями. У разі виявлення перешкод або втрати пакета вузол автоматично коригує маршрут, обираючи альтернативний шлях з найкращими характеристиками сигналу. Таким чином, мережа набуває властивостей самоорганізації й самовідновлення, що є критично важливим у розподілених системах моніторингу, де відмова окремих ланок не повинна впливати на загальну функціональність.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

Завдяки викладеному підходу LoRa Mesh демонструє значну перевагу в умовах впливу зовнішніх завад, типових для промислових об'єктів або великих територіально-розосереджених систем. Замість фіксованого каналу зв'язку між вузлом і шлюзом, мережа постійно адаптує свою структуру, мінімізуючи втрати даних і забезпечуючи сталість вимірювального процесу. Крім того, динамічна маршрутизація сприяє оптимізації енергоспоживання, оскільки вибір маршруту може враховувати не лише якість сигналу, а й залишковий ресурс живлення окремих вузлів.

Таким чином, реалізація Mesh-мережі на основі LoRa з динамічною маршрутизацією повідомлень відкриває широкі можливості для створення стійких до завад систем збору даних. Вона поєднує переваги енергоефективності, великої дальності зв'язку та інтелектуальної адаптації, що робить її особливо придатною для застосувань у сфері метрологічного моніторингу, аграрних і екологічних вимірювань, а також у критично важливих розподілених об'єктах, де стабільність комунікації є ключовою умовою достовірності результатів.

Щодо економічних аспектів, то вартість створення подібної системи для території площею кілька сотень квадратних кілометрів може коливатись від кількох десятків до кількох сотень мільйонів доларів десятки або навіть тисячі разів менше ніж систем, що базуються на використанні радарів, лідарів, оптичних систем тощо.

Таким чином, повноцінна система моніторингу на великих територіях є багатокомпонентним утворенням, що поєднує сучасні технології штучного інтелекту, досягнення сенсорної техніки та телекомунікацій. Її ефективність визначається не лише якістю сенсорів чи алгоритмів ідентифікації, а й здатністю забезпечити безперервність збору, передавання та аналізу інформації навіть у складних зовнішніх умовах - при впливі засобів РЕБ, значних відстанях або змінних кліматичних факторах.

Література

1. Patino, L.; Hubner, M.; King, R.; Litzenberger, M.; Roupioz, L.; Michon, K.; Szklarski, Ł.; Pegoraro, J.; Stoianov, N.; Ferryman, J. Fusion of Heterogenous Sensor Data in Border Surveillance. *Sensors* 2022, 22, 7351. <https://doi.org/10.3390/s22197351>
2. Semenyuk V., Kurmasheva I., Lupidi A, Alyoshin D, Kurmasheva L., Cantelli-Forti A. Advances in UAV detection: integrating multi-sensor systems and AI for enhanced accuracy and efficiency. *International Journal of Critical Infrastructure Protection* 49 (2025) 100744.
3. Дорожовець, М. М. Опрацювання результатів вимірювань: навчальний посібник. – Львів : Видавництво Національного університету «Львівська політехніка», 2007. – 624 с.
4. Spatial anomaly detection in sensor networks using neighborhood information / Hedde HWJ Bosman, Giovanni Iacca, Arturo Tejada, Heinrich J. Wörtche, Antonio Liotta // *Information Fusion*, Volume 33, 2017. – P. 41-56.
5. Wen, Z.; Pei, H.; Liu, H.; Yue, Z. A Sequential Kriging reliability analysis method with characteristics of adaptive sampling regions and parallelizability. *Reliab. Eng. Syst. Saf.* 2016, 153, 170–179.

6. Кучеров, Д. П., Березкін, А. Л. Радіоканал LoRa в системі охоронної сигналізації. Наукоємні технології, 2019, № 3(43), с. 357–363.

7. AN1200.22. Основи модуляції LoRa™. Версія 2, травень 2015 р. – Semtech Corporation, Відділ бездротових датчиків та синхронізації, 2015. – 26 с.

References

1. Patino, L.; Hubner, M.; King, R.; Litzenberger, M.; Roupioz, L.; Michon, K.; Szklarski, L.; Pegoraro, J.; Stoianov, N.; Ferryman, J. Fusion of Heterogenous Sensor Data in Border Surveillance. *Sensors* 2022, 22, 7351. <https://doi.org/10.3390/s22197351>
2. Semenyuk V., Kurmasheva I., Lupidi A, Alyoshin D, Kurmasheva L., Cantelli-Forti A. Advances in UAV detection: integrating multi-sensor systems and AI for enhanced accuracy and efficiency. *International Journal of Critical Infrastructure Protection* 49 (2025) 100744.
3. Dorozhovets M. M. Processing of Measurement Results: A Textbook. – Lviv: Publishing House of Lviv Polytechnic National University, 2007. – 624 p.
4. Spatial anomaly detection in sensor networks using neighborhood information / Hedde HWJ Bosman, Giovanni Iacca, Arturo Tejada, Heinrich J. Wörtche, Antonio Liotta // *Information Fusion*, Volume 33, 2017. – P. 41-56.
5. Wen, Z.; Pei, H.; Liu, H.; Yue, Z. A Sequential Kriging reliability analysis method with characteristics of adaptive sampling regions and parallelizability. *Reliab. Eng. Syst. Saf.* 2016, 153, 170–179.
6. Kuchеров D. P., Berezkin A. L. LoRa Radio Channel in the Security Alarm System. // *Science-Intensive Technologies*, No. 3(43), 2019, pp. 357–363.
7. AN1200.22. LoRa™ Modulation Basics. Version 2, May 2015. Semtech Corporation, Wireless & Sensing Products Division, pp. 1–26.