ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ
КАФЕДРА ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМ ТА МЕРЕЖ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: «ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ МАРШРУТИЗАЦІЇ У БЕЗДРОТОВИХ СЕНСОРНИХ МЕРЕЖАХ»

на здобуття освітнього ступеня магістра
зі спеціальності 172 Електронні комунікації та радіотехніка
(код, найменування спеціальності)
освітньо-професійної програми Телекомунікаційні системи та мережі
(назва)

Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.

_____ Ігор МУЛЯР
(підпис) *(Ім'я ПРІЗВИЩЕ)*

Виконав: здобувач вищої освіти гр. ТСДМ-61
Ігор МУЛЯР
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: Катерина ДОМРАЧЕВА
к.т.н., доцент *Ім'я, ПРІЗВИЩЕ*

Рецензент: _____
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Київ 2025

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
Навчально-науковий інститут Телекомунікацій

Кафедра ___Телекомунікаційних систем та мереж_____
Ступінь вищої освіти __магістр_____
Спеціальність ___172 Електронні комунікації та радіотехніка _____
Освітньо-професійна програма _____Телекомунікаційні системи та мережі_____

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри __ТСМ_____
_____ Віктор ЗАЇКА
«____» _____ 2025 р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Муляру Ігору Олеговичу
(прізвище, ім'я, по батькові здобувача)

1. Тема кваліфікаційної роботи: Застосування методів штучного інтелекту для оптимізації маршрутизації у бездротових сенсорних мережах
керівник кваліфікаційної роботи Катерина ДОМРАЧЕВА, к.т.н., доцент
(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ науковий ступінь, вчене звання)
затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій від «30» 10. 2025 р. № 467

2. Строк подання кваліфікаційної роботи «___» _____ 2025 р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи:
1. Безпроводові сенсорні мережі.
2. Штучного інтелекту.
3. Оптимізація маршрутизації.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)
1. Теоретичні основи безпроводових сенсорних мереж.
2. Методи штучного інтелекту для оптимізації маршрутизації в безпроводових сенсорних мережах.
3. Методи оптимізації маршрутизації на основі штучного інтелекту.
4. Узагальнення результатів дослідження та напрями подальшого розвитку.

5. Перелік ілюстративного матеріалу: ___презентація на ____слайдах_____

6. Дата видачі завдання «___» _____ 2025 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Підбір та аналіз науково-технічної літератури	15.10.2025	Викон.
2	Розробка першого розділу	20.10.2025	Викон.
3	Розробка другого розділу	30.10.2025	Викон.
4	Розробка третього розділу	10.11.2025	Викон.
5	Розробка четвертого розділу	20.11.2025	Викон.
6	Висновки, вступ, реферат	30.11.2025	Викон.
7	Розробка презентації	10.12.2025	Викон.

Здобувач вищої освіти _____ Ігор МУЛЯР
(підпис) *(Ім'я ПРІЗВИЩЕ)*

Керівник кваліфікаційної роботи _____ Катерина ДОМРАЧЕВА
(підпис) *(Ім'я ПРІЗВИЩЕ)*

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
Навчально-науковий інститут телекомунікацій
ПОДАННЯ
ГОЛОВІ ЕКЗАМЕНАЦІЙНОЇ КОМІСІЇ
ЩОДО ЗАХИСТУ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ
на здобуття освітнього ступеня магістра

Направляється здобувач Муляр І.О. до захисту кваліфікаційної роботи
(прізвище та ініціали)
за спеціальністю 172 Електронні комунікації та радіотехніка
(код, найменування спеціальності)
освітньо-професійної програми Телекомунікаційні системи та мережі
(назва)
на тему: «Застосування методів штучного інтелекту для оптимізації маршрутизації у бездротових сенсорних мережах»

Кваліфікаційна робота і рецензія додаються.

Директор ННІТ _____ Владислав КРАВЧЕНКО
(підпис) *(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)*

Висновок керівника кваліфікаційної роботи

Здобувач Муляр Ігор Олегович показав гарну теоретичну та інженерну підготовку, уміння володіти новими комп'ютерними технологіями, користуватися навчальною, довідковою і науково-технічною літературою. Працюючи над завданнями, які були поставлені керівником, проявив ініціативність, сумлінність та хист до наукової роботи.

Все це дозволяє оцінити виконану кваліфікаційну роботу здобувача Муляра Ігоря Олеговича на оцінку «відмінно» та присвоїти йому кваліфікацію магістр з електронних комунікацій та радіотехніки.

Керівник кваліфікаційної роботи _____ Катерина ДОМРАЧЕВА
(підпис) *(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)*

«____» _____ 20___ року

Висновок кафедри про кваліфікаційну роботу

Кваліфікаційна робота розглянута. Здобувач Муляр І.О. допускається до захисту даної роботи в Екзаменаційній комісії.

Завідувач кафедри телекомунікаційних систем та мереж _____ Віктор ЗАЇКА
(назва) *(підпис)* *(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)*

«____» _____ 20___ року

ВІДГУК РЕЦЕНЗЕНТА
на кваліфікаційну роботу
на здобуття освітнього ступеня магістра

здобувача вищої освіти Муляра Ігоря Олеговича
(прізвище, ім'я, по батькові)
на тему «Застосування методів штучного інтелекту для оптимізації маршрутизації у бездротових сенсорних мережах»

Актуальність.
Безпроводові сенсорні мережі відіграють ключову роль у промислових, екологічних, міських та військових системах моніторингу, проте їх ефективність обмежується низькими енергетичними ресурсами та нестабільністю радіоканалу. Класичні методи маршрутизації часто не забезпечують адаптивності та надійності в динамічних умовах. Швидкий розвиток штучного інтелекту відкриває можливості створення інтелектуальних алгоритмів, здатних прогнозувати стан мережі, оптимізувати маршрути та продовжувати життєвий цикл вузлів. Тому дослідження застосування AI-методів для підвищення ефективності маршрутизації WSN є надзвичайно актуальним.

Позитивні сторони.
1. Детально розглянуто архітектуру WSN, принципи зв'язку, моделі енергоспоживання та класифікацію маршрутизуючих протоколів.
2. У роботі чітко визначені сильні та слабкі сторони існуючих протоколів маршрутизації (SPIN, LEACH, GPSR тощо), що формує об'єктивну основу для подальшої розробки інтелектуальних рішень.

Недоліки.
1. Маршрутизаційні схеми та прогнозні моделі описані концептуально, однак не реалізовані у вигляді симуляцій (наприклад, у NS-3, OMNeT++ або MATLAB).
2. Робота не аналізує, чи можливе розміщення інтелектуальних компонентів безпосередньо у вузлах WSN або потрібні edge-сервери.

Відзначені зауваження не впливають на загальну позитивну оцінку магістерської кваліфікаційної роботи

Висновок: *кваліфікаційна робота на здобуття ступеня магістра заслуговує оцінку "відмінно", а здобувач Муляр Ігор Олегович заслуговує присвоєння кваліфікації: магістр з електронних комунікацій та радіотехніки.*

Рецензент _____ _____
науковий ступінь, вчене звання (підпис) *(Ім'я ПРІЗВИЩЕ)*

РЕФЕРАТ

Текстова частина кваліфікаційної роботи на здобуття освітнього ступеня магістра: 78 стор., 13 рис., 7 табл., 27 джерел.

Мета роботи – розробити та обґрунтувати підходи до оптимізації маршрутизації в безпроводових сенсорних мережах шляхом застосування методів штучного інтелекту, які підвищують енергоефективність, надійність та стабільність передавання даних у динамічних умовах роботи мережі.

Об’єкт дослідження – процеси функціонування безпроводових сенсорних мереж та механізми маршрутизації даних між сенсорними вузлами.

Предмет дослідження – методи оптимізації маршрутизації в WSN із використанням алгоритмів машинного навчання, нейронних мереж та інших інтелектуальних технологій, а також їх вплив на енергоспоживання, якість зв’язку та тривалість роботи сенсорної мережі.

Короткий зміст роботи: у кваліфікаційній роботі проаналізовано архітектуру WSN, моделі енергоспоживання та класичні протоколи, недоліки яких проявляються у низькій адаптивності, значних затримках і нерівномірному використанні енергетичних ресурсів. Показано, що методи машинного навчання — регресія, класифікація, кластеризація та виявлення аномалій — дозволяють прогнозувати стан мережі, оцінювати якість каналів та формувати енергоефективні маршрути. Особлива увага приділена графовим нейронним мережам, які природно відображають структуру WSN та забезпечують точніші рішення у динамічних топологіях. Також розглянуто підсилене навчання, що дає можливість формувати довгострокові стратегії передавання даних.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: WSN, МАРШРУТИЗАЦІЯ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ГРАФОВІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ПІДСИЛЕНЕ НАВЧАННЯ, ЕНЕРГОЕФЕКТИВНІСТЬ, ТОПОЛОГІЯ МЕРЕЖІ, ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ ВУЗЛІВ, ОПТИМІЗАЦІЯ ПЕРЕДАЧІ ДАНИХ, МОДЕЛІ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ, КЛАСТЕРИЗАЦІЯ, QOS

ABSTRACT

Text part of the master's qualification work: 78 pages, 13 figures, 7 table, 27 sources.

The purpose of the work is to develop and substantiate approaches to optimizing routing in wireless sensor networks by applying artificial intelligence methods that increase energy efficiency, reliability and stability of data transmission in dynamic network operating conditions.

Object of the study is the processes of functioning of wireless sensor networks and mechanisms of data routing between sensor nodes.

Subject of the study is methods for optimizing routing in WSNs using machine learning algorithms, neural networks and other intelligent technologies, as well as their impact on energy consumption, communication quality and sensor network operation duration.

Summary of the work: the qualification work analyzes the architecture of WSNs, energy consumption models and classical protocols, the shortcomings of which are manifested in low adaptability, significant delays and uneven use of energy resources. It is shown that machine learning methods — regression, classification, clustering and anomaly detection — allow predicting the state of the network, assessing the quality of channels and forming energy-efficient routes. Special attention is paid to graph neural networks, which naturally reflect the structure of WSNs and provide more accurate solutions in dynamic topologies. Reinforcement learning is also considered, which allows for the formation of long-term data transmission strategies.

KEYWORDS: VIRTUAL NETWORK, NETWORK ATTACKS, DATA PROTECTION, DDOS-ATTACK, MAC-SPOOFING, DHCP SNOOPING, DYNAMIC ARP INSPECTION, IP SOURCE GUARD, PORT-SECURITY, IDS/IPS, SIEM, DPI, MACHINE LEARNING, ADVERSARIAL MACHINE LEARNING

ЗМІСТ

ВСТУП 9
РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ БЕЗПРОВОДОВИХ СЕНСОРНИХ МЕРЕЖ 11
1.1 Архітектура та принципи функціонування безпроводових сенсорних мереж . 11
1.2 Топології, протоколи зв’язку та моделі енергоспоживання 17
1.3 Класичні методи маршрутизації у сенсорних мережах та їх обмеження 25
РОЗДІЛ 2 МЕТОДИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ МАРШРУТИЗАЦІЇ В БЕЗПРОВОДОВИХ СЕНСОРНИХ МЕРЕЖАХ 32
2.1 Застосування методів машинного навчання у задачах маршрутизації 32
2.2 Застосування нейронних мереж для оптимізації маршрутизації у безпроводових сенсорних мережах х 39
2.3 Підсилене навчання в задачах маршрутизації у безпроводових сенсорних мережах 44
РОЗДІЛ 3 МЕТОДИ ОПТИМІЗАЦІЇ МАРШРУТИЗАЦІЇ НА ОСНОВІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ 52
3.1 Застосування глибинних нейронних мереж для побудови оптимальних маршрутів 52
3.2 Використання графових нейронних мереж у задачах маршрутизації сенсорних мереж 57
3.3 Моделі енергетичної оптимізації та прогнозування стану мережі 65
РОЗДІЛ 4 УЗАГАЛЬНЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА НАПРЯМИ ПОДАЛЬШОГО РОЗВИТКУ 70
4.1 Систематизація отриманих результатів та порівняльний аналіз розглянутих методів 70
4.2 Узагальнюючі висновки та перспективи подальшого розвитку інтелектуальної маршрутизації в сенсорних мережах 74
ВИСНОВКИ 77
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ 79
ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ 82

ВСТУП

Безпроводові сенсорні мережі (Wireless Sensor Networks, WSN) стали ключовою технологією сучасних інформаційно-комунікаційних систем. Вони застосовуються у промисловому моніторингу, екологічних системах, «розумних» містах, безпеці, логістиці та військових комплексах, забезпечуючи збір, обробку та передавання даних у складних та динамічних умовах. Проте ефективність їх роботи значною мірою залежить від механізмів маршрутизації, які визначають, яким шляхом передаватимуться дані між вузлами та базовою станцією. На відміну від традиційних мереж, сенсорні вузли характеризуються обмеженою енергетичною ємністю, невеликою обчислювальною потужністю, нестабільною якістю радіоканалу та динамічною топологією, що робить задачу оптимальної маршрутизації надзвичайно складною.

Класичні методи маршрутизації, включно з плоскими, ієрархічними та місцезалежними підходами, були розроблені з урахуванням фундаментальних обмежень WSN. Протоколи SPIN, Directed Diffusion, LEACH, PEGASIS, GPSR та інші забезпечили основу для створення перших поколінь сенсорних мереж. Однак з розвитком технологій та збільшенням масштабів WSN виявилися їхні ключові недоліки: обмежена адаптивність, чутливість до змін топології, високі накладні витрати, передчасне виснаження вузлів і неможливість враховувати багатовимірний контекст роботи мережі. Для сучасних застосувань цих можливостей вже недостатньо.

У зв’язку з цим зростає потреба у використанні методів штучного інтелекту, які здатні компенсувати обмеження класичних алгоритмів. Машинне навчання відкриває можливість прогнозувати якість зв’язку, оцінювати енергетичний стан вузлів, виявляти аномалії та формувати маршрути на основі багатофакторного аналізу. Графові нейронні мережі дозволяють працювати з топологією мережі як з графовою структурою, що дає змогу ефективно моделювати взаємозалежності між вузлами. Підсилене навчання формує динамічні політики маршрутизації, які

оптимізують роботу мережі у довгостроковій перспективі, враховуючи наслідки обраних рішень.

Актуальність даної роботи полягає в необхідності створення інтелектуальних механізмів маршрутизації, що здатні адаптуватися до змін середовища, мінімізувати енергоспоживання, збільшувати стабільність передачі даних і продовжувати життєвий цикл сенсорної мережі. З огляду на стрімкий розвиток методів штучного інтелекту, дослідження їх застосування в WSN набуває стратегічного значення.

Метою роботи є комплексне дослідження класичних і сучасних методів маршрутизації у безпроводових сенсорних мережах та визначення можливостей їх оптимізації шляхом використання інтелектуальних технологій, включно з машинним навчанням, графовими нейронними мережами та підсиленим навчанням.

Для досягнення мети у роботі розглянуто архітектуру WSN, їхні ключові характеристики, обмеження та моделі енергоспоживання; проаналізовано класичні підходи до маршрутизації та визначено їхні недоліки; досліджено можливості застосування методів штучного інтелекту; наведено моделі прогнозування та енергетичної оптимізації; а також сформульовано узагальнення отриманих результатів та перспективи подальшого розвитку інтелектуальних сенсорних мереж.

Таким чином, робота спрямована на розкриття потенціалу сучасних інтелектуальних технологій у підвищенні ефективності маршрутизації та створенні енергоощадних, стійких і високопродуктивних систем нового покоління.

1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ БЕЗПРОВОДОВИХ СЕНСОРНИХ МЕРЕЖ

1.1 Архітектура та принципи функціонування безпроводових сенсорних мереж

Безпроводові сенсорні мережі становлять собою розподілені інтелектуальні системи, призначені для моніторингу, збору та передавання інформації з великої кількості просторово розміщених сенсорних вузлів. Основу їх функціонування формують принципи автономності, самоорганізації, масштабованості та енергоефективності, що визначає архітектурні вимоги до побудови мережі, вибору радіотехнологій та протоколів маршрутизації. Завдяки компактності та обмеженому енергоспоживанню сенсорні вузли можуть розміщуватися у важкодоступних або небезпечних середовищах, забезпечуючи безперервний збір даних у реальному часі та швидку реакцію на зміни навколишнього середовища.

Кожен сенсорний вузол складається з кількох функціональних компонентів, серед яких сенсорні модулі, які здійснюють вимірювання фізичних величин, обчислювальний мікроконтролер, радіомодуль для безпроводового передавання даних та джерело живлення. Архітектура вузла проєктується таким чином, щоб мінімізувати енергетичні витрати, що особливо актуально для мереж з тривалим строком експлуатації. Енергоспоживання визначається балансом роботи підсистем, де найбільш енерговитратним є радіомодуль. Це зумовлює потребу в оптимізації процесів передавання інформації, включно зі зменшенням кількості переданих пакетів, мінімізацією активного часу радіомодуля та адаптивним вибором маршрутів передачі.

Енерговитрати на передавання даних у сенсорних мережах часто описуються за допомогою енергетичної моделі зв’язку. Для передавання пакета розміром k біт на відстань d використовується така залежність:

$$E_{tx}(k,d) = E_{elec} \cdot k + \varepsilon_{amp} \cdot k \cdot d^{n} \qquad (1.1)$$

У цьому рівнянні $E_{tx}(k,d)$ визначає енергію передавання, E_{elec} описує витрати електроніки радіомодуля, ε_amp характеризує роботу підсилювача радіочастотного

сигналу, а показник n відповідає за коефіцієнт загасання сигналу у відповідному середовищі. Таким чином, відстань між вузлами впливає на енергетичну ефективність набагато сильніше, ніж розмір пакета. Енергія прийому пакета моделюється простіше:

$$E_{rx}(k) = E_{elec} \cdot k \tag{1.2}$$

Така модель дає змогу аналітично оцінити вплив топології мережі та методів маршрутизації на загальне енергоспоживання.

Архітектура безпроводових сенсорних мереж зазвичай розглядається на трьох узагальнених рівнях: сенсорному, комунікаційному та рівні збору й оброблення інформації. На сенсорному рівні відбувається первинне вимірювання параметрів середовища, що визначає вихідну якість зібраних даних. На комунікаційному рівні реалізуються функції маршрутизації, підтримання топології, керування радіоресурсами та забезпечення доставки даних до приймального вузла. На завершальному рівні здійснюється накопичення отриманої інформації, її агрегування, попередній аналіз та передавання до зовнішніх систем керування або обробки.

За типом структурної організації сенсорні мережі можуть бути плоскими або ієрархічними. У плоских мережах усі вузли виконують однакові функції, що спрощує їх розгортання, але ускладнює масштабування внаслідок збільшення кількості однорангових зв’язків. Це створює додаткове навантаження на мережевий трафік та зменшує загальну енергоефективність. Натомість ієрархічні архітектури використовують поділ на кластери, де кожен кластер має головний вузол, який виконує агрегування даних від підлеглих сенсорів і передає їх далі по мережі. Такий підхід зменшує загальний трафік у мережі та підвищує її продуктивність.

Одним із найбільш досліджених ієрархічних підходів є метод LEACH, який передбачає періодичну зміну головних вузлів для забезпечення рівномірного розподілу енергетичних навантажень між усіма вузлами:

$$P(i) = \frac{k}{1 - k \cdot \left(r \backslash bmod \frac{1}{k}\right)} \tag{1.3}$$

У цьому виразі P(i) задає ймовірність того, що вузол і буде обраний головним у поточному раунді, k визначає цільову частку головних вузлів у кластерній структурі, а r описує номер раунду. Множина G, яка використовується в оригінальній формі алгоритму, відповідає вузлам, що ще не були головними у певному циклі роботи мережі. Така модель дає змогу адаптувати архітектуру мережі до обмежень її енергетичних ресурсів і забезпечити більш тривалий час роботи системи.

Функціонування безпроводових сенсорних мереж значною мірою визначається властивостями радіоканалу, який може зазнавати впливу шумів, інтерференції між сусідніми вузлами, багатопроменевого поширення та перешкод від зовнішніх джерел. Для адекватної оцінки умов передавання сигналу застосовуються моделі загасання потужності, які дозволяють прогнозувати якість радіозв'язку між окремими вузлами. Базова логарифмічна модель загасання сигналу описується такою залежністю:

$$PL(d) = PL(d_0) + 10n \log_{10}\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_s \qquad (1.4)$$

У цьому виразі PL(d) визначає втрати потужності на відстані d, $PL(d_0)$ — еталонні втрати на відстані d0, n — показник ступеня загасання сигналу для конкретного середовища, а доданок X_s моделює стохастичні коливання, зумовлені багатопроменевістю. З огляду на те, що розміщення сенсорних вузлів у більшості сценаріїв є хаотичним, величина n може змінюватися залежно від типу перешкод, структури забудови або природних умов. Це впливає на вибір маршрутів передачі, оскільки вузли повинні обирати такі шляхи, які забезпечують мінімальні втрати енергії при стабільному рівні прийому сигналу.

Одним із принципових аспектів побудови архітектури сенсорних мереж є топологія, яка визначає спосіб розміщення вузлів у просторі та характер їхніх комунікацій. У типових сценаріях мережі з великою кількістю сенсорів формують топологію адіаційних зв'язків, яка може набувати дерева, гратки, випадкової структури або ієрархічної кластерної організації. Статична топологія властива мережам зі стаціонарними вузлами, розгорнутими у фіксованих умовах, тоді як

динамічна топологія притаманна системам, у яких вузли можуть переміщуватися або змінювати активний стан залежно від енергетичних обмежень або зовнішніх факторів. Динамічні мережі потребують більш гнучких алгоритмів маршрутизації, здатних адаптуватися до змін у структурі графа зв'язності.

Принцип самоорганізації сенсорних мереж передбачає здатність вузлів автономно встановлювати зв'язки із сусідніми елементами, визначати власну роль у мережі та змінювати маршрути залежно від доступності ресурсів. У мережах без централізованого керування це забезпечує стійкість до відмов, оскільки вихід з ладу одного або кількох вузлів не призводить до втрати функціональності всієї системи. Проте така автономність накладає обмеження на обчислювальні ресурси та енергетичні витрати, змушуючи мережу використовувати ефективні алгоритми маршрутизації, які знижують обсяг необхідних обчислень.

Ще одним важливим аспектом архітектури БСМ є часові параметри роботи мережі, які визначають частоту вимірювань, період активності радіомодуля та характеристики синхронізації. Сенсорні вузли можуть функціонувати за принципом періодичної або подієвої активації. У режимі періодичної роботи встановлюється фіксований інтервал між циклами вимірювання та передавання даних. У подієвих мережах активація ініціюється конкретною подією, що дозволяє суттєво економити енергію, проте вимагає складніших механізмів синхронізації. Для зменшення енергоспоживання застосовуються методи розкладу активності вузлів, де окремі сенсори можуть переходити у сплячий режим, орієнтуючись на стан сусідів та вимоги додатка.

Архітектурна модель сенсорних мереж також включає розподіл обчислювальних завдань між рівнями системи. Частина попередньої обробки може виконуватися на рівні окремих вузлів, наприклад фільтрація шумів або агрегація значень, що дозволяє зменшити обсяг переданих даних. Інші завдання, такі як прийняття рішень, аналіз трендів або виявлення аномалій, часто покладаються на центральний вузол або зовнішні сервери, здатні виконувати складні обчислення. У сучасних системах поширюються підходи гібридної обробки, де частина

інтелектуальних функцій реалізується на рівні сенсорів, а інша — у хмарних обчислювальних системах.

Важливим доповненням до архітектури сенсорних мереж є використання моделей прогнозування якості зв’язку, які дозволяють визначати ймовірність успішного передавання пакетів на основі оцінки рівня сигналу, загасання та середнього часу затримки. Застосування стохастичних моделей дає змогу оцінювати стабільність каналу між вузлами та формувати маршрути, які мають мінімальну ймовірність повторної передачі. У разі використання адаптивних протоколів маршрутизації такі моделі можуть оновлюватися в реальному часі, що дозволяє підвищити ефективність мережі.

Однією з ключових проблем під час проєктування безпроводових сенсорних мереж є забезпечення їхньої надійності та толерантності до відмов. Вихід з ладу окремих вузлів може спричинити порушення зв’язності, зменшення якості зібраних даних або збільшення затримок під час їх передавання. Архітектура мережі повинна враховувати можливість швидкої та автономної побудови альтернативних маршрутів, що дає змогу мінімізувати негативні наслідки відмов окремих компонентів. У цьому контексті використовуються методи локального оновлення маршрутів, де кожен вузол аналізує стан сусідніх елементів та змінює напрям передавання даних залежно від актуальної ситуації. Такі підходи забезпечують гнучкість та адаптивність роботи системи на рівні всієї мережі.

Центральним завданням архітектури сенсорних мереж є оптимізація процесів маршрутизації, оскільки неправильно підібрані маршрути можуть призвести до нерівномірного розподілу навантаження, швидкого розрядження окремих вузлів або фрагментації мережі. Проблема оптимальної маршрутизації у БСМ часто формулюється як задача мінімізації витрат енергії при забезпеченні гарантованої якості доставки даних. У загальному випадку така задача може бути подана як оптимізаційне рівняння:

$$\min \sum_{(i,j)\in R} E_{tx}\left(k, d_{ij}\right) \quad \text{за умови забезпечення зв'язності} \#(1.5)$$

У цьому виразі множина R описує всі можливі переходи між вузлами мережі, d_{ij} — відстань між вузлами i та j, а критерій мінімізації враховує сукупні витрати енергії на передавання даних. Враховуючи складність топології та стохастичні фактори у радіоканалі, класичні алгоритми оптимізації не завжди здатні забезпечити глобально оптимальні рішення, що підкреслює актуальність застосування методів штучного інтелекту у цьому контексті.

Особливу роль у формуванні архітектури сенсорних мереж відіграють моделі навантаження, які описують інтенсивність генерування даних окремими вузлами та частоту передачі цих даних. У випадках, коли інтенсивність різко змінюється, існує ризик виникнення перевантаження окремих ділянок мережі, що призводить до збільшення часу доставки або втрати частини пакетів. Адаптивні моделі маршрутизації враховують не лише поточний стан вузлів, але й прогнозоване майбутнє навантаження, що дає змогу уникнути утворення вузьких місць. Сенсорні мережі можуть використовувати механізми балансування навантаження шляхом перенесення частини трафіку на менш завантажені маршрути, що підвищує загальну продуктивність та збільшує термін служби вузлів.

Архітектура БСМ також враховує різноманітні механізми безпеки, які спрямовані на захист від несанкціонованого доступу, підміни даних, атак на маршрутизацію або зловмисного перевантаження мережі. Обмежені обчислювальні можливості сенсорних вузлів ускладнюють застосування класичних криптографічних засобів, тому необхідно використовувати легковагові механізми аутентифікації та шифрування. У багатьох сучасних архітектурах реалізуються методи верифікації маршрутів, де вузли перевіряють достовірність отриманої маршрутизуючої інформації перед її використанням. Такий підхід дає змогу зменшити ймовірність атаки шляхом підміни маршрутів або ін'єкції хибних даних.

Узагальнюючи вищенаведене, архітектуру безпроводових сенсорних мереж можна розглядати як складну багаторівневу систему, у якій кожен елемент виконує специфічну функцію, що впливає на якість і ефективність роботи всієї мережі. Енергоефективність, адаптивність до змін навколишнього середовища, здатність до самоорганізації та толерантність до відмов є фундаментальними принципами, які

визначають розвиток таких систем. Оскільки у сучасних сценаріях обсяг даних, що генеруються сенсорними мережами, невпинно зростає, архітектура має забезпечувати ефективне масштабування та підтримку динамічних умов роботи. Це створює передумови для широкого впровадження методів штучного інтелекту, які дозволяють покращити маршрутизацію, оптимізувати розподіл ресурсів та забезпечити стабільність роботи мережі у складних середовищах.

1.2 Топології, протоколи зв’язку та моделі енергоспоживання

Топологія безпроводових сенсорних мереж визначає спосіб просторової організації вузлів та характер їх взаємодії, що безпосередньо впливає на маршрутизацію, якість передачі даних та загальну тривалість роботи мережі. У класичному розумінні топології поділяються на централізовані, децентралізовані та ієрархічні, і кожна з них має власні переваги й обмеження, які слід враховувати під час проєктування системи. У безпроводових сенсорних мережах найпоширенішими структурами є випадкова, ґраткова, деревоподібна та кластеризована топології, які реалізуються залежно від задачі, умов розгортання і вимог до покриття території.

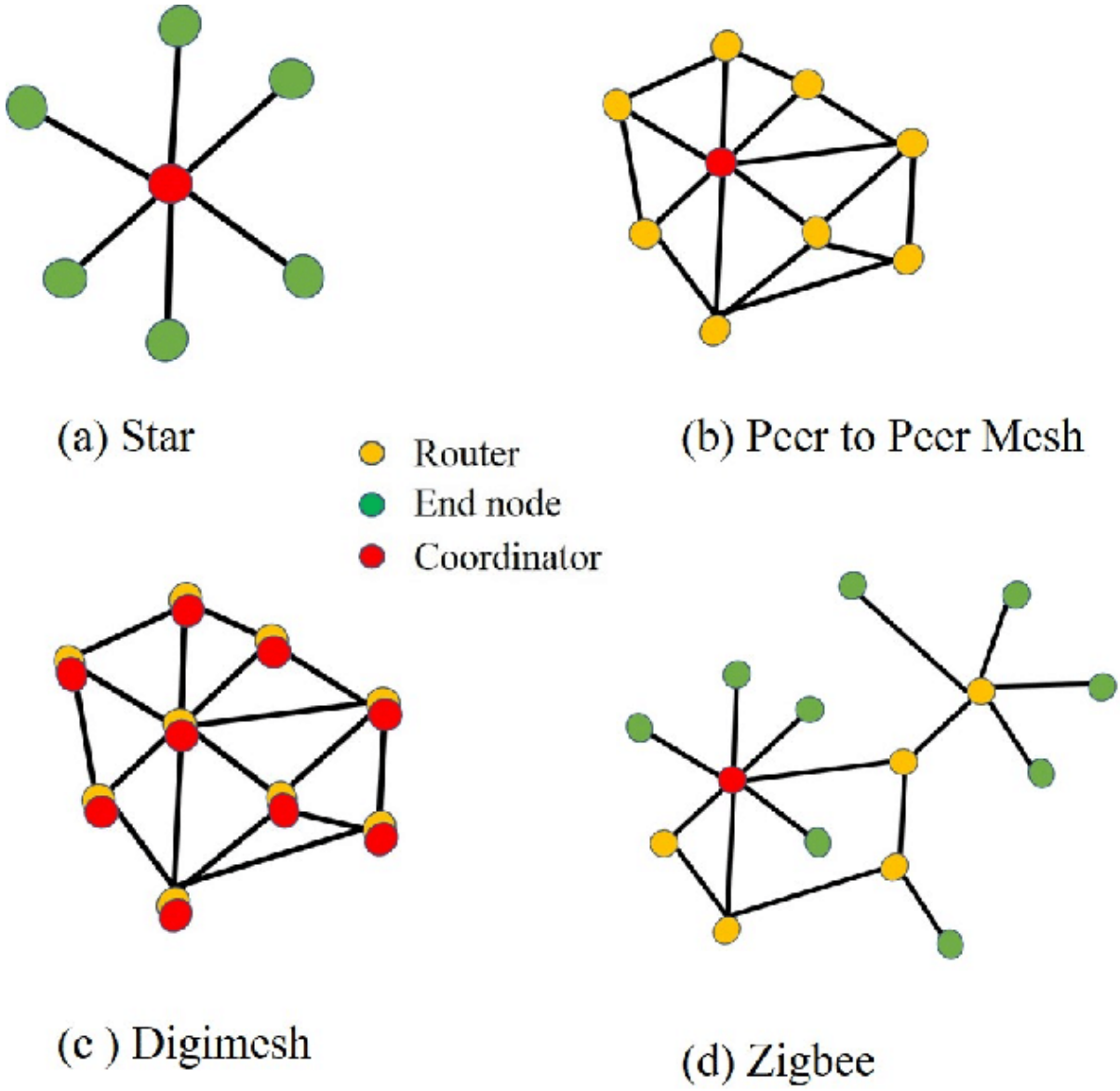


Рис. 1.1 Типові топології безпроводових сенсорних мереж: зіркова (Star), однорангова (Peer-to-Peer Mesh), багаторівнева Digimesh та топологія ZigBee з розподілом ролей вузлів

Випадкова топологія є типовою для мереж, де вузли розміщуються нерегулярно, наприклад шляхом розсипання в польових умовах або автоматизованого встановлення на великих площах. Така структура не забезпечує рівномірного покриття, проте є природною для багатьох реальних сценаріїв. У таких мережах маршрутизаційні протоколи повинні враховувати нерівномірну щільність вузлів, різні відстані між ними та змінні умови радіоканалу. Ґраткова топологія використовується рідше, але вона дає прогнозоване покриття та контрольовану структуру зв’язків. Завдяки регулярному розміщенню вузлів значно

спрощуються задачі маршрутизації, балансування навантаження та планування енергоспоживання. Деревоподібні топології зустрічаються у випадках, коли від вузлів потрібно передавати агреговані дані до одного або кількох кореневих вузлів.

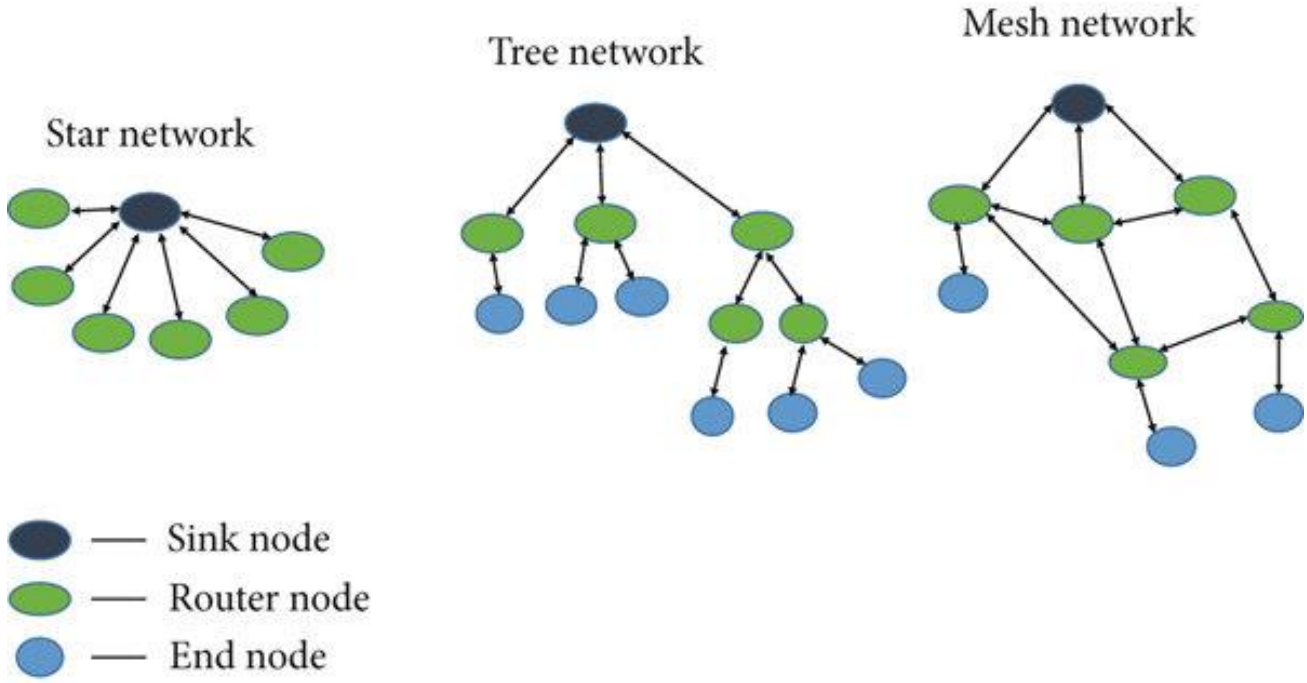


Рис. 1.2 Порівняння основних структур безпроводових сенсорних мереж: зіркової топології, деревоподібної організації та багатострибкової mesh-мережі

Вони економічні в контексті обсягу трафіку, але чутливі до відмов головних елементів. Кластеризовані топології вважаються найбільш гнучкими та ефективними: вузли групуються в кластери, а спеціально обрані головні вузли виконують роль локальних координаторів. Така структура підвищує енергоефективність та масштабованість, забезпечує зменшення трафіку та кращий розподіл навантаження.

Протоколи зв’язку у безпроводових сенсорних мережах розробляються з урахуванням жорстких обмежень на енергоспоживання, обчислювальні ресурси та смугу пропускання. Їх можна умовно поділити на три групи: протоколи фізичного рівня, канального рівня та мережевого рівня. На фізичному рівні застосовуються методи модуляції, кодування та керування потужністю, які забезпечують базові можливості радіозв’язку. Найбільш поширені стандарти включають IEEE 802.15.4, ZigBee, Bluetooth Low Energy та LoRaWAN, кожен з яких оптимізований під

специфічні вимоги: енергоефективність, дальність зв’язку, пропускну здатність або здатність роботи у складних умовах.

На канальному рівні реалізуються механізми доступу до середовища, боротьби з колізіями, фрагментації та повторної передачі пакетів. Для сенсорних мереж характерні протоколи з низькою інтенсивністю обміну, такі як CSMA/CA, проте у густих мережах ефективними є TDMA-підходи, які дозволяють уникнути колізій шляхом поділу часу на слоти. Однією з особливостей сенсорних мереж є можливість адаптивного керування активністю вузлів: деякі з них можуть автоматично переходити у сплячий режим, що значно зменшує енергетичні витрати.

На мережевому рівні протоколи маршрутизації поділяються на плоскі, ієрархічні та місцезалежні. Плоскі протоколи, такі як SPIN або Directed Diffusion, передбачають рівноправність вузлів і використовують механізми локальних обчислень для вибору оптимальних шляхів. Вони ефективні у гнучких і динамічних топологіях, але погано масштабуються. Ієрархічні протоколи, наприклад LEACH, концентрують оброблення інформації у головних вузлах кластерів. Це дає змогу суттєво економити енергію та знижувати навантаження на мережу. Місцезалежні протоколи, такі як GPSR, використовують координати вузлів для визначення напрямків передачі, що забезпечує ефективний пошук маршрутів у просторових структурах, але потребує точних даних про позицію елементів мережі.

Моделі енергоспоживання у безпроводових сенсорних мережах дозволяють оцінювати витрати ресурсів вузлів та прогнозувати термін служби всієї системи.

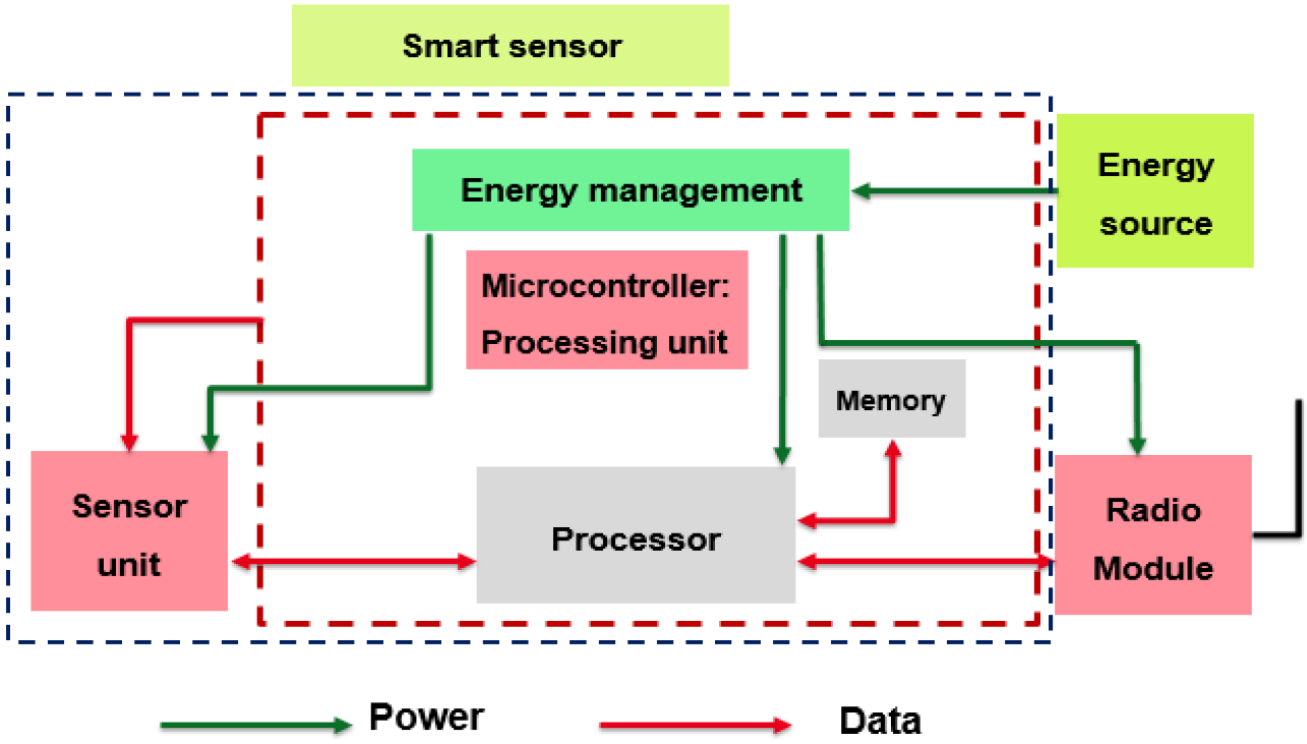


Рис. 1.3 Структурна організація сенсорного вузла та розподіл енергоспоживання між основними компонентами: сенсорним модулем, мікроконтролером, радіомодулем та системою енергоменеджменту

Оскільки сенсорні вузли працюють переважно від батарей, енергетичний аспект визначає всі архітектурні рішення. Моделі енергоспоживання враховують активність модуля вимірювання, роботу мікроконтролера, режим передачі та прийому радіосигналів, а також час перебування у сплячому стані. Важливою характеристикою є циклічність роботи вузлів: більшу частину часу вони перебувають у режимі мінімальної активності, активуючись лише під час вимірювання або передавання інформації. Це накладає вимоги на протоколи зв'язку, які повинні забезпечувати синхронізацію та мінімальну кількість зайвих обмінів.

Окрему групу досліджень становлять моделі енергоспоживання для кластерних мереж, у яких головні вузли витрачають більше енергії порівняно зі звичайними сенсорами. Це спонукає до створення механізмів ротації ролей між вузлами з метою рівномірного розподілу навантаження. Інші моделі зосереджуються на прогнозуванні витрат енергії залежно від трафіку, щільності вузлів та умов радіоканалу. Сучасні підходи інтегрують методи штучного інтелекту,

наприклад прогнозування енергоспоживання на основі історичних даних або адаптивне налаштування режимів роботи відповідно до зовнішніх умов.

Загалом топологія, протоколи зв’язку та моделі енергоспоживання становлять фундаментальну основу для побудови ефективних безпроводових сенсорних мереж. Взаємозв’язок цих компонентів визначає продуктивність, масштабованість, надійність та тривалість роботи системи. Розуміння їхніх особливостей є ключовим етапом у формуванні підходів до оптимізації маршрутизації, особливо в умовах обмежених ресурсів та динамічних умов роботи мережі.

Важливим елементом аналізу топологій сенсорних мереж є їх здатність підтримувати зв’язність у мінливих умовах та забезпечувати гарантовану доставку даних. У випадкових топологіях зв’язність залежить від щільності розміщення вузлів: надто мала щільність може призвести до появи ізольованих ділянок, де вузли не здатні передавати інформацію до основної мережі. У кластерних структурах зв’язність визначається стабільністю роботи головних вузлів: їхня передчасна втрата може призвести до втрати цілих сегментів мережі, якщо не реалізовано механізмів швидкої ротації або автоматичного обрання нових головних елементів. Тому сучасні підходи до організації топологій передбачають використання методів самоорганізації, де кожен вузол може оцінювати стан своїх сусідів, якість каналу та рівень власної енергії, що дає змогу підтримувати оптимальну структуру мережі без централізованого втручання.

У контексті протоколів мережевого рівня важливу роль відіграють механізми маршрутизації на основі атрибутів, які дозволяють обирати маршрути за набором критеріїв, таких як залишкова енергія вузлів, затримка, стабільність каналу, відстань до базової станції або інтенсивність локального трафіку. Наприклад, у багатьох сучасних протоколах вузли передають дані через ті маршрути, які мінімізують ймовірність перевантаження або надмірного енергетичного виснаження окремих елементів. У таких підходах рішення приймаються на основі багатокритеріальних оцінок, що дозволяє враховувати складність реальних умов роботи мережі. Протоколи цього типу можуть функціонувати як у централізованій, так і у децентралізованій моделі. У централізованій моделі агрегатор або базова

станція формує оптимальні маршрути для всієї мережі, використовуючи глобальну інформацію, тоді як у децентралізованій кожен вузол приймає локальні рішення на основі доступних йому параметрів.

Окремий клас протоколів використовує географічні принципи маршрутизації. У таких системах кожен вузол повинен знати власні координати та координати вузла-приймача або базової станції. Протокол GPSR розглядається як один із найбільш ефективних для великих мереж із мінливою топологією, оскільки рішення про маршрутизацію приймаються на основі просторових характеристик сусідніх вузлів, що суттєво зменшує накладні витрати. Однак географічні протоколи залежать від точності визначення координат, що може бути проблематичним у приміщеннях або густих урбанізованих середовищах.

Важливим аспектом протоколів канального рівня є вибір механізмів уникнення колізій. Протоколи на основі CSMA/CA широко використовуються завдяки своїй простоті та високій сумісності з апаратними платформами. Проте у мережах із високою щільністю вузлів або високою інтенсивністю трафіку вони можуть призводити до частих колізій та повторних передач, що значно підвищує енергоспоживання. Альтернативні TDMA-підходи, де час передавання розподілений між вузлами за попередньо визначеним графіком, є більш енергоефективними, але вимагають синхронізації та мають складнішу реалізацію. Сучасні системи часто комбінують ці два підходи, дозволяючи вузлам перемикатися між режимами залежно від навантаження або поточного стану мережі.

Моделі енергоспоживання в сенсорних мережах розглядаються не лише як статичні характеристики, а як динамічні процеси, що залежать від поведінки вузлів, умов навколишнього середовища та алгоритмів маршрутизації. Енергетичні витрати поділяються на кілька категорій: витрати на збір даних, локальну обробку, передачу та прийом пакетів, а також витрати на підтримку топології та виконання службових функцій. У реальних мережах значна частина енергії витрачається не на передачу корисних даних, а на службові повідомлення, необхідні для підтримання маршрутизаційних таблиць, перевірки стану сусідів або узгодження параметрів роботи. Тому одним із ключових напрямів оптимізації є зменшення службового

трафіку без втрати стабільності мережі. Ієрархічні структури, зокрема кластерні, істотно скорочують обсяг службових обмінів, оскільки більшість узгоджень відбувається на рівні кластерів.

Ще одним важливим елементом моделей енергоспоживання є врахування неоднорідності вузлів. У реальних системах деякі вузли можуть мати збільшені енергетичні ресурси, вбудовані механізми збору енергії або розширені можливості обробки. У такому випадку архітектура мережі може передбачати призначення відповідальних ролей вузлам із більшими ресурсами, наприклад виконання функцій агрегування або координації. У сучасних дослідженнях широко розглядається концепція energy harvesting, де вузли можуть отримувати енергію з навколишніх джерел, наприклад сонячного випромінювання або вібрацій. Це дозволяє значно продовжити час роботи мережі та формує нові моделі енергетичного балансу.

Сучасні моделі також враховують ступінь мобільності вузлів. Хоча більшість сенсорних систем вважається статичними, у деяких сценаріях вузли можуть переміщуватися разом із об’єктами стеження або на транспортних платформах. У таких випадках топологія мережі стає динамічною, що потребує адаптивних протоколів маршрутизації, здатних прогнозувати зміну положення вузлів та коригувати маршрути у режимі реального часу. Це накладає додаткові вимоги на моделі енергоспоживання, оскільки рухливі вузли можуть витрачати більше енергії на підтримання зв’язності.

Узагальнюючи, топологія, протоколи зв’язку та моделі енергоспоживання формують комплексну основу ефективного функціонування безпроводових сенсорних мереж. Вони визначають здатність системи адаптуватися до змін у середовищі, підтримувати тривалу роботу, забезпечувати надійний зв’язок і оптимальне використання обмежених ресурсів. Глибоке розуміння цих аспектів є критично важливим для подальшої розробки методів оптимізації маршрутизації, зокрема із застосуванням штучного інтелекту, який здатний доповнити класичні підходи динамічними моделями поведінки та прогнозування.

1.3 Класичні методи маршрутизації у сенсорних мережах та їх обмеження

Маршрутизація в безпроводових сенсорних мережах є одним з ключових аспектів, що визначають продуктивність, стабільність та енергоефективність всієї системи. На відміну від традиційних мереж, сенсорні системи характеризуються обмеженими ресурсами, зокрема енергією, обчислювальною потужністю та пропускною здатністю радіоканалу. Тому методи маршрутизації повинні забезпечувати мінімальне енергоспоживання, підтримання зв'язності навіть у разі виходу з ладу окремих вузлів та здатність адаптуватися до змін топології. Класичні підходи до маршрутизації умовно поділяються на три основні групи: плоскі, ієрархічні та місцезалежні методи, кожна з яких орієнтована на свої задачі та обмеження.

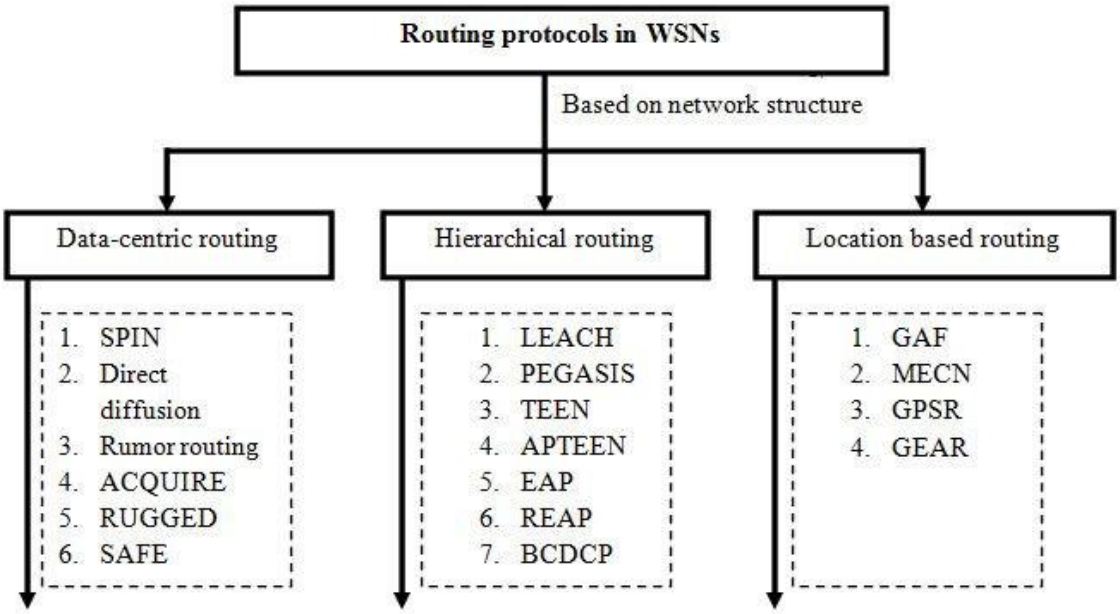


Рис. 1.4 Класифікація протоколів маршрутизації у безпроводових сенсорних мережах за структурою мережі: плоскі (data-centric), ієрархічні та місцезалежні

Плоскі методи маршрутизації передбачають рівноправність усіх сенсорних вузлів, що означає відсутність чітко визначених головних елементів або спеціалізованих ролей у межах топології. Кожен вузол у таких мережах виконує однакові функції та приймає рішення про подальшу передачу інформації, орієнтуючись виключно на власну локальну інформацію та дані, отримані від

сусідніх елементів. Такий підхід виник як відповідь на необхідність спростити процес маршрутизації та уникнути надмірних накладних витрат, характерних для складних ієрархічних структур. У плоских мережах відсутній централізований контроль, а маршрути не формуються наперед — вони виникають динамічно завдяки взаємодії сенсорів у процесі розповсюдження інформації. Це дозволяє системі функціонувати навіть у разі виходу з ладу окремих вузлів, оскільки кожен сенсор може самостійно змінювати маршрут на основі доступних альтернатив.

До найвідоміших протоколів плоского типу належать SPIN та Directed Diffusion. Протокол SPIN (Sensor Protocols for Information via Negotiation) ґрунтується на обміні метаданими: перед тим як передавати великий обсяг інформації, вузол спочатку надсилає коротке повідомлення з описом даних. Це дозволяє уникнути дублювання інформації та передачі непотрібних пакетів, що особливо важливо у мережах із великою кількістю сенсорів та обмеженою пропускною здатністю. SPIN працює за принципом переговорів, у межах яких вузли самі вирішують, чи варто запитувати дані у сусіда. Такий підхід зменшує загальний обсяг трафіку, але має недолік: якщо інформація нецікава одному із проміжних вузлів, вона може взагалі не поширитися мережею, навіть якщо інші вузли потребують цих даних.

Інший відомий плоский протокол — Directed Diffusion. Його концепція полягає у визначенні «інтересу», який надсилається приймачем у мережу для пошуку відповідних джерел даних. Коли сенсор знаходить релевантну інформацію, він надсилає дані у відповідь через маршрути, які поступово підсилюються на основі якості передачі. У результаті формується найефективніший маршрут, який використовується до тих пір, поки він залишається оптимальним. Такий підхід забезпечує адаптацію до змін у мережі, однак може створювати значне навантаження у початкових етапах формування маршрутів, коли відбувається активне розповсюдження інтересів.

Попри переваги, плоскі методи мають серйозні недоліки, пов’язані зі слабкою масштабованістю. Зі збільшенням кількості вузлів значно зростає обсяг службового трафіку, оскільки всі сенсори повинні обмінюватися місцевою інформацією для

пошуку оптимальних маршрутів. Це не лише підвищує енергоспоживання, але й уповільнює роботу мережі, особливо у випадках, коли сенсори працюють у середовищах зі складними радіоумовами. Крім того, відсутність чіткої структури створює ризик утворення надмірних маршрутів та дублювання інформації, що негативно впливає на пропускну здатність мережі.

На відміну від плоских методів, ієрархічні підходи передбачають наявність спеціалізованих ролей і чітко вираженої структури в межах мережі. Їхня основа — принцип кластеризації, за яким усі сенсори поділяються на групи (кластери), очолювані головними вузлами (cluster heads). Головний вузол відповідає за агрегування даних від підлеглих сенсорів, оптимізацію передачі та зменшення загального обсягу трафіку. Одним із найвідоміших представників цього підходу є протокол LEACH. Він використовує механізм періодичної ротації головних вузлів: у кожному раунді нові вузли стають головними, що забезпечує рівномірний розподіл енергетичних витрат. Завдяки цьому ієрархічні методи є надзвичайно енергоефективними та підходять для великих мереж із великою кількістю сенсорів.

Однак ієрархічні методи також мають свої недоліки. Якщо головний вузол виходить з ладу, уся група може тимчасово втратити здатність передавати дані, доки не буде обрано нового координатора. Також важливим фактором є оптимальність розміщення головних вузлів: якщо вони знаходяться занадто далеко від підлеглих сенсорів або один від одного, це може призвести до підвищеного енергоспоживання. Додатковим недоліком є складність у процесах кластеризації, які інколи потребують повторних обчислень або координації між вузлами, що також впливає на ресурси мережі.

Третя група методів — місцезалежні або географічні протоколи — використовує інформацію про фізичні координати вузлів для вибору оптимального маршруту. Найпоширенішим представником цього підходу є протокол GPSR (Greedy Perimeter Stateless Routing). Він базується на принципі жадібної маршрутизації, де кожен вузол передає дані тому сусідові, який є найближчим до цільового вузла. Такий підхід дозволяє суттєво зменшити накладні витрати, оскільки немає потреби зберігати повні маршрути або оновлювати

маршрутизаційні таблиці. Проте існує так зване явище «топологічних ям», коли немає сусіда, ближчого до мети, ніж поточний вузол. У таких випадках GPSR змушений переходити у режим обходу периметра, що збільшує затримку та може знижувати надійність маршруту.

Географічні методи загалом добре масштабуються, але суттєво залежать від точності визначення координат. Якщо сенсори не мають доступу до точних даних про власне положення (що характерно для приміщень або середовищ зі складною структурою), маршрутизація може стати менш ефективною. Крім того, обчислення координат або використання супутникових систем може збільшувати енергоспоживання.

Для підсумування ключових характеристик класичних методів маршрутизації корисно порівняти їх за основними критеріями. Нижче подана перша таблиця, яка демонструє відмінності між плоскими, ієрархічними та місцезалежними підходами.

Таблиця 1.1

Порівняння основних класів маршрутизації у сенсорних мережах

Клас методів	**Основні приклади**	**Переваги**	**Недоліки**
Плоскі	SPIN, Directed Diffusion	Простота; рішення приймаються локально; гнучкість	Погана масштабованість; великий службовий трафік; високе енергоспоживання у великих мережах

Продовження таблиці 1.1

Клас методів	**Основні приклади**	**Переваги**	**Недоліки**
Ієрархічні	LEACH, PEGASIS	Енергоефективність; агрегування даних; зменшення навантаження	Високе навантаження на головні вузли; чутливість до їх виходу з ладу
Місцезалежні	GPSR, GAF	Малі накладні витрати; швидка маршрутизація; хороша масштабованість	Потребують точних координат; можливі топологічні «ями»; нестабільність у динамічних середовищах

Попри значний попит на класичні методи маршрутизації, вони мають суттєві обмеження, які ускладнюють їх використання у великих або динамічних сенсорних мережах. Основна проблема полягає у відсутності адаптивності та інтелектуальної компоненти: більшість алгоритмів покладається лише на поточний стан мережі і не враховує історичні дані або прогнозування можливих сценаріїв. Через це вони не здатні ефективно реагувати на різкі зміни топології, появу перешкод або нерівномірне розподілення енергетичних ресурсів. Наприклад, протоколи SPIN та Directed Diffusion можуть працювати неефективно у мережах з неоднорідною щільністю вузлів, тоді як LEACH може створювати енергетичну асиметрію між вузлами, що виконують роль головних.

Ще однією проблемою класичних методів є їх залежність від статичного аналізу мережі. Вони погано враховують динамічні фактори, такі як зміна радіоканалу, мобільність вузлів або коливання інтенсивності трафіку. Часто алгоритми не здатні самостійно відновлювати маршрути у випадку раптових змін у

структурі мережі, що знижує надійність системи. У великих сенсорних мережах класичні методи страждають від масштабних затримок, втрати пакетів, збільшення кількості повторних передач та швидкого виснаження окремих вузлів.

Нижче наведена друга таблиця, яка демонструє ключові обмеження найвідоміших протоколів.

Таблиця 1.2

Основні обмеження класичних протоколів маршрутизації

Протокол	**Тип маршрутизації**	**Основні обмеження**
SPIN	Плоска	Чутливість до втрат метаданих; не гарантує доставку; неефективний у мережах із низькою щільністю
Directed Diffusion	Плоска	Високі накладні витрати на формування інтересів; погана робота при мобільності вузлів
LEACH	Ієрархічна	Нерівномірне виснаження головних вузлів; залежність від розташування кластерів; потреба у частій ротації
PEGASIS	Ієрархічна (ланцюгова)	Великі затримки; слабка стійкість до відмов; складність формування оптимального ланцюга
GPSR	Місцезалежна	Залежність від точності координат; топологічні пастки; втрата ефективності у складних середовищах

Узагальнюючи, класичні методи маршрутизації відіграють фундаментальну роль у розвитку сенсорних мереж, але їх обмеження стають очевидними у великих, динамічних або енергетично обмежених системах. Саме ці недоліки стимулюють перехід до використання методів штучного інтелекту, які дозволяють адаптувати маршрутизацію до змін навколишнього середовища, прогнозувати поведінку мережі та забезпечувати більш рівномірний розподіл енергетичних ресурсів.

2 МЕТОДИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ МАРШРУТИЗАЦІЇ В БЕЗПРОВОДОВИХ СЕНСОРНИХ МЕРЕЖАХ

2.1 Застосування методів машинного навчання у задачах маршрутизації

Застосування методів машинного навчання у безпроводових сенсорних мережах відкриває нові можливості для створення адаптивних, енергоефективних та інтелектуальних алгоритмів маршрутизації. На відміну від класичних підходів, які покладаються переважно на локальні правила та статичні параметри мережі, машинне навчання дозволяє використовувати історичні дані, багатовимірні ознаки, прогнозування майбутніх станів та оптимізацію рішень у реальному часі. У контексті маршрутизації це означає можливість підвищення точності вибору маршруту, зменшення затримок, покращення якості зв’язку та значне збільшення тривалості роботи мережі завдяки ефективному керуванню енергетичними ресурсами вузлів.

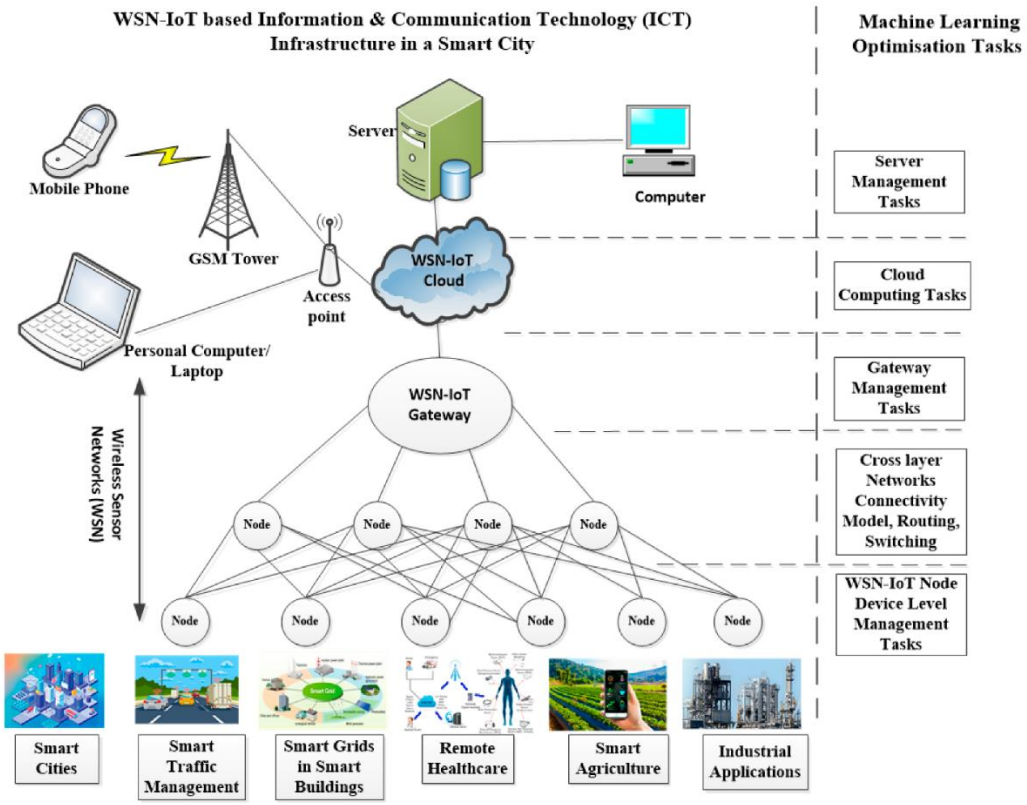


Рис. 2.1 Інтеграція безпроводової сенсорної мережі з хмарною інфраструктурою та задачами машинного навчання для оптимізації маршрутизації

Однією з ключових переваг машинного навчання є здатність моделювати складні залежності між параметрами, що впливають на процес маршрутизації: залишкова енергія вузлів E_r, якість радіоканалу RSSI, відстань між вузлами d, рівень завантаженості вузла L_q, щільність сусідів та багато інших. У класичних алгоритмах ці параметри обробляються ізольовано або за спрощеними правилами, тоді як моделі машинного навчання здатні враховувати їх спільний вплив. Це забезпечує більш точне прогнозування ймовірності успішної передачі пакета, оцінку ризику втрати вузла, формування оптимальних маршрутів з мінімальним енергоспоживанням.

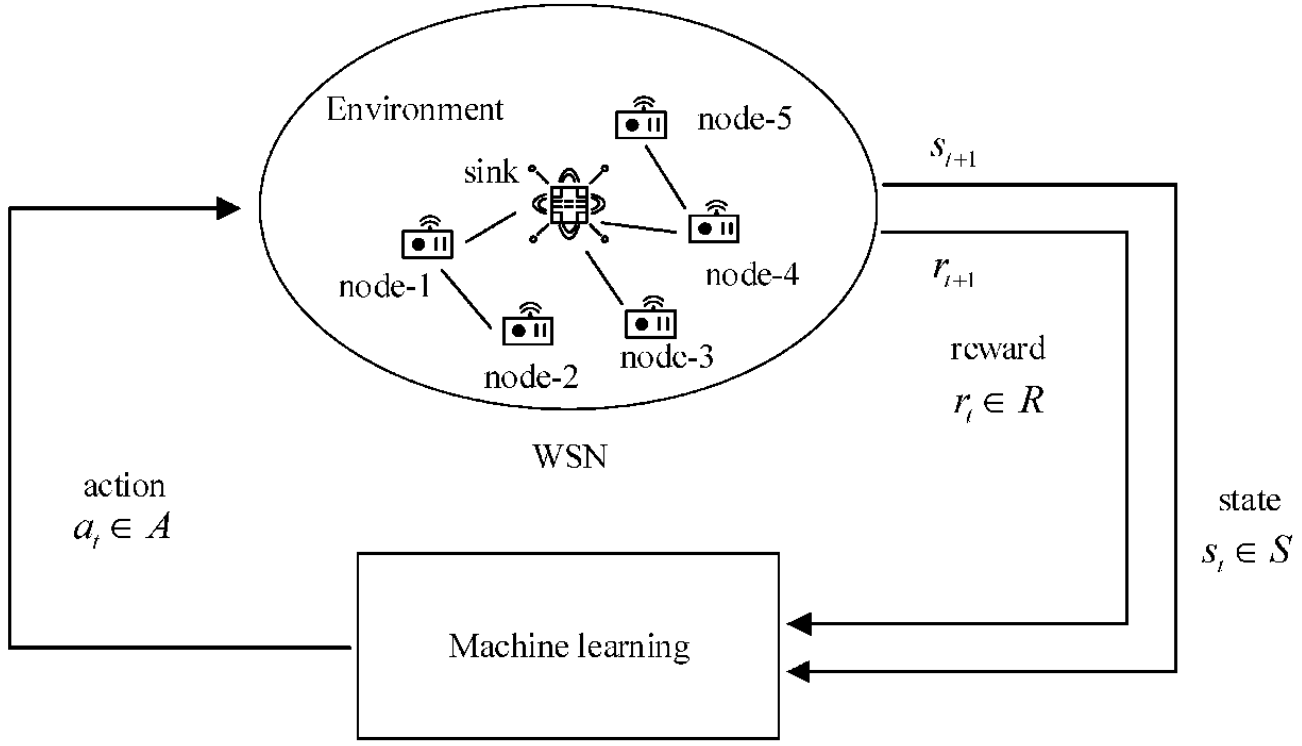


Рис. 2.2 Узагальнена модель взаємодії WSN з модулем машинного навчання у контексті підсиленого навчання (reinforcement learning) для прийняття рішень про маршрутизацію

Одним із найпоширеніших підходів у задачах маршрутизації є використання моделей регресії та класифікації. Наприклад, для передбачення якості лінії зв'язку або залишкового ресурсу вузла можуть застосовуватися моделі лінійної або логістичної регресії. У випадку задачі прогнозування певної величини, наприклад майбутнього рівня енергії вузла, широко використовується функція середньої

квадратичної похибки MSE. Використання такої міри помилки дозволяє моделі коригувати свої ваги та покращувати точність прогнозу:

$$L = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \widehat{y_i})^2 \quad (2.1)$$

де y_i — реальне значення параметра (наприклад, енергії), $\widehat{y_i}$ — прогноз моделі, N — кількість спостережень.

Під час навчання моделей машинного навчання часто використовується метод градієнтного спуску, який дозволяє мінімізувати функцію втрат шляхом поступового оновлення ваг моделі. Оновлення ваг відбувається за правилом:

$$w_{t+1} = w_t - \eta\frac{\partial L}{\partial w_t} \quad (2.2)$$

де w_t — поточні ваги моделі, ∂ — швидкість навчання, L — функція втрат. Застосування цього методу робить можливим адаптивне налаштування моделей маршрутизації на основі фактичних даних мережі.

Для класифікаційних задач, зокрема вибору наступного вузла для пересилання даних, використовується функція логістичної регресії, що дозволяє визначити ймовірність належності маршруту до оптимального класу:

$$p(y = 1|x) = \frac{1}{1 + e^{-w^T x}} \quad (2.3)$$

Така модель може аналізувати параметри сусідніх вузлів (E_r, d, RSSI, локальні показники навантаження) і визначати, який із них є найбільш придатним для подальшої передачі.

Ще одним напрямом застосування машинного навчання є створення моделей оцінки якості маршруту. Більшість сучасних алгоритмів потребує метрики, що враховує одночасно кілька параметрів, пов’язаних зі станом мережі. Узагальнена метрика може бути сформульована як:

$$Q = \alpha E_r + \beta RSSI - \gamma d \quad (2.4)$$

де коефіцієнти α, β та γ визначають важливість кожного фактора у задачі маршрутизації. Модель машинного навчання може сама навчитися оптимальним вагам цих параметрів, мінімізуючи ймовірність вибору неефективного маршруту.

У сенсорних мережах також набувають популярності методи кластеризації, як-от k-means, DBSCAN або моделі нечіткої кластеризації Fuzzy C-Means. Вони дозволяють формувати кластери вузлів з урахуванням їх просторового розташування, енергетичного стану та інших параметрів. На відміну від традиційних схем, у яких головні вузли визначаються випадково або за спрощеними правилами, кластеризаційні алгоритми можуть формувати збалансовані та енергоефективні групи, що суттєво збільшує тривалість роботи мережі.

Застосування машинного навчання у задачах маршрутизації також дає можливість прогнозувати майбутні стани мережі. Наприклад, моделі можуть передбачати ймовірність зникнення зв’язку між вузлами або визначати, коли конкретний сенсор може вичерпати енергію. Це дозволяє маршрутизатору уникати нестабільних шляхів і переорієнтовувати трафік за більш надійними маршрутами. Аналогічним чином прогнозування може використовуватися для оцінки трафіку або навантаження на конкретні вузли, запобігаючи ситуаціям перевантаження.

Таким чином, методи машинного навчання створюють можливості для формування інтелектуальних маршрутів у безпроводових сенсорних мережах, які здатні враховувати широкий спектр параметрів та динамічно адаптуватися до умов середовища. У наступних підрозділах будуть розглянуті більш складні моделі оптимізації, включно з нейронними мережами та методами підсиленого навчання, які забезпечують ще вищий рівень адаптивності та прогностичної здатності.

Важливою особливістю застосування машинного навчання в задачах маршрутизації є здатність моделей працювати з багатовимірними ознаками, що характеризують стан мережі. На відміну від класичних алгоритмів, які оперують обмеженим набором явно визначених метрик, методи машинного навчання можуть включати десятки й навіть сотні параметрів. Це дозволяє формувати багатофакторну модель стану кожного маршруту, враховуючи вплив таких характеристик, як варіації потужності сигналу, зміни рівня інтерференції, динаміку трафіку в окремих сегментах мережі, адаптивність сусідніх вузлів до втрати пакетів та інші показники, що не враховуються класичними алгоритмами.

Однією з важливих задач є оцінка якості радіоканалу. У безпроводових сенсорних мережах якість каналу нестабільна та сильно залежить від перешкод, відбиття сигналів, багатопроменевого поширення та фізичних властивостей середовища. Методи машинного навчання дозволяють здійснювати прогноз якості сигналу, ґрунтуючись на попередніх вимірюваннях RSSI, індикаторі шумів SNR, імовірності втрат пакетів PLR та середній затримці LAT. Така прогностична оцінка дозволяє маршрутизатору уникати ненадійних ділянок мережі ще до виникнення проблем, що суттєво підвищує стабільність передачі інформації.

Серед частих застосувань машинного навчання є **виявлення аномалій**, пов’язаних зі збоями обладнання, зміною умов середовища або атаками на мережу. Алгоритми аномалійного аналізу можуть виявляти вузли, що працюють нестабільно або генерують надмірний трафік, що вказує на потенційні загрози, включно з енергетичним виснаженням або появою зловмисних вузлів. Для таких задач використовуються методи IsolationForest, моделі щільності Gaussian Mixture Models та алгоритми на основі автоенкодерів. Своєчасне виявлення аномалій дозволяє маршрутизатору виключити небезпечні або нестабільні ділянки з маршруту передачі даних.

Особливе місце займає використання кластеризації для оптимізації топології. Методи машинного навчання дозволяють динамічно формувати кластери, які зменшують енергоспоживання мережі. Класичні схеми кластеризації, такі як LEACH, використовують випадковий вибір головного вузла, що не завжди оптимально. Натомість машинне навчання дозволяє врахувати енергетичний рівень вузла, його віддаленість від центру кластера, якість каналу, наявність стабільних сусідів та показники навантаження. Модель класифікації або кластеризації може самостійно визначити найкращого кандидата на роль головного вузла (cluster head), що підвищує ефективність, стабільність та тривалість роботи мережі.

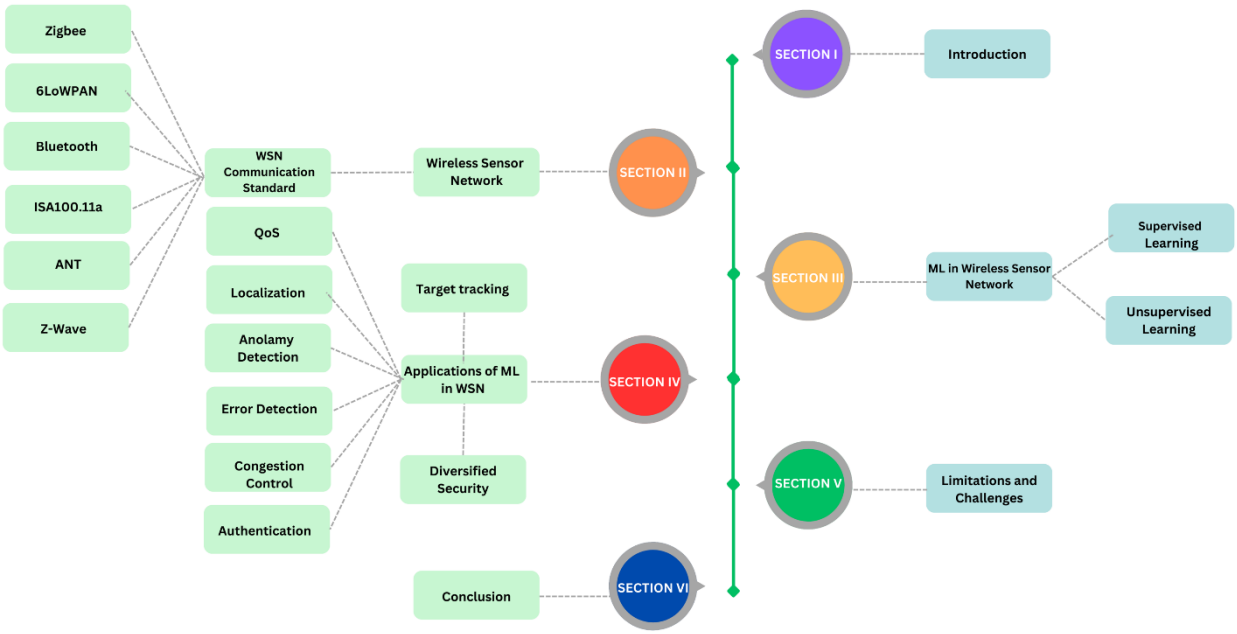


Рис. 2.3 Схематичне представлення напрямів застосування машинного навчання у безпроводових сенсорних мережах (класифікація, кластеризація, локалізація, QoS-оптимізація, виявлення аномалій)

Крім методів кластеризації та регресії, у маршрутизації активно використовуються методи відбору ознак (feature selection). До прикладу, алгоритми Random Forest або XGBoost можуть визначити, які характеристики мережі мають найбільший вплив на доставку пакета чи на показники енергоефективності. Це дозволяє скоротити складність моделі, зробити її швидшою та простішою у виконанні на обмежених сенсорних вузлах, де обчислювальні ресурси є мінімальними.

Важливим аспектом інтеграції машинного навчання в маршрутизацію є врахування обчислювальної складності алгоритмів, оскільки сенсорні вузли мають суворі обмеження щодо енергоспоживання та пам’яті. Саме тому значна частина моделей машинного навчання виконується не на самих сенсорах, а на більш потужних вузлах, таких як базові станції, шлюзи або edge-сервери. Сенсори передають лише локальну інформацію, тоді як складні обчислення виконуються на відповідальному елементі інфраструктури, який формує рекомендації щодо оптимальних маршрутів або конфігурацій мережі. Така архітектура дозволяє

поєднувати високу точність алгоритмів машинного learning з низьким навантаженням на сенсори.

Одним із прикладних напрямів машинного навчання у сенсорних мережах є прогнозування енергетичного стану вузлів. Завдяки аналізу історичних даних про споживання енергії, частоту передач, активність датчиків та якість каналу моделі можуть оцінювати, коли певний вузол може вичерпати свій ресурс. Це дає змогу маршрутизатору заблокувати маршрути, що проходять через критично ослаблені вузли, тим самим продовжуючи загальну тривалість роботи системи. Крім того, прогнозування енергоспоживання дозволяє планувати майбутнє балансування навантаження між різними частинами мережі, що особливо важливо в умовах різної щільності трафіку.

У задачах з високими вимогами до продуктивності застосовуються також енсамблеві методи, такі як Random Forest, Gradient Boosting та AdaBoost. Вони комбінують результати багатьох слабких моделей у одну сильну, що забезпечує високу точність у прогнозуванні маршруту та виборі оптимального вузла. Такі методи є стійкими до шумів та здатні працювати в реальних умовах, де характеристики мережі можуть змінюватися хаотично.

З точки зору експлуатації мережі, важливим є впровадження адаптивних моделей, які можуть оновлювати свої параметри на основі надходження нових даних. Наприклад, методи online learning або incremental learning дозволяють моделі поступово уточнювати себе при зміні топології чи появі нових сенсорів, не потребуючи повного перевчання. Це забезпечує стабільну роботу мережі у динамічних умовах, де класичні алгоритми можуть показувати нестійку поведінку.

Окрему увагу слід приділити питанням точності прогнозів та оцінки якості моделей. У контексті маршрутизації застосовуються метрики accuracy, precision, recall, F1-score, а також специфічні показники для сенсорних мереж: середнє енергоспоживання, середня затримка передачі, час життя мережі, кількість успішно доставлених пакетів. Ці метрики дозволяють визначити, наскільки впровадження машинного навчання реально покращує мережу, та оцінити стабільність роботи інтелектуальних моделей у різних умовах.

Ще одним ключовим аспектом є здатність моделей до генералізації, тобто правильного прогнозування на даних, яких модель не бачила під час навчання. У сенсорних мережах умови роботи часто змінюються: варіюється кількість вузлів, топологія, рівень інтерференції, параметри каналу. Тому модель повинна працювати стабільно не лише у відомих сценаріях, а й у нових ситуаціях. Методи регуляризації, як-от L1, L2 або dropout (для нейронних мереж), допомагають запобігти перенавчанню та підвищують стійкість алгоритмів до випадкових коливань даних.

На завершення важливо відзначити, що інтеграція машинного навчання в маршрутизацію сенсорних мереж є початковим етапом переходу від статичних алгоритмів до інтелектуальних систем, здатних реагувати на зміни середовища, здійснювати прогнозування та оптимізувати свою роботу в реальному часі. Методи машинного навчання створюють основу для побудови більш складних механізмів, таких як нейронні мережі та алгоритми підсиленого навчання, які будуть розглянуті в наступних підрозділах цього розділу.

2.2 Застосування нейронних мереж для оптимізації маршрутизації у безпроводових сенсорних мережах

Використання нейронних мереж у безпроводових сенсорних мережах (WSN) відкриває можливості для побудови складних, гнучких і адаптивних механізмів маршрутизації, здатних враховувати нелінійні залежності, динамічні зміни середовища та невизначеність параметрів. На відміну від класичних алгоритмів, які приймають рішення на основі локальних правил, нейронні мережі аналізують багатовимірні характеристики мережі та можуть навчатися на історичних даних, формуючи оптимальні стратегії вибору маршрутів. Вони дозволяють враховувати поведінку системи в часі, прогнозувати стан вузлів, оцінювати надійність каналів і таким чином підвищувати стабільність та енергоефективність мережі.

1. Роль нейронних мереж у маршрутизації WSN

Нейронні мережі здатні вирішувати широкий спектр задач маршрутизації у сенсорних мережах, зокрема:

1. **Прогнозування стану мережі**
    - залишкової енергії вузлів;
    - зміни якості радіоканалу;
    - очікуваного навантаження;
    - часу життя маршруту;
    - ризику втрати пакета.
2. **Вибір оптимального вузла-передавача**

    Нейромережа може аналізувати локальні та глобальні параметри й визначати найбільш надійного сусіда для передачі даних.
3. **Оптимізація топології мережі**
    - формування кластерів;
    - вибір головних вузлів;
    - побудова енергоефективних структур зв’язків.
4. **Виявлення аномалій та нестабільних ділянок**

    Використовуються автоенкодери та глибинні мережі для знаходження вузлів з нетиповою поведінкою.
5. **Прогнозування затримок та оптимізація QoS**

    Нейромережі дозволяють оцінювати затримку маршруту на основі історичних спостережень, що особливо важливо для критичних застосувань.

2. Типи нейронних мереж, що застосовуються у маршрутизації

Багатошарові персептрони (MLP)

MLP — один із найпоширеніших типів нейромереж у WSN завдяки відносній простоті та невеликим обчислювальним вимогам.

Їхні застосування включають:

- прогнозування рівня енергії;
- оцінку надійності маршруту;
- класифікацію безпечних і небезпечних вузлів;
- визначення пріоритетів передавання.

Переваги MLP у WSN:

- простота навчання;
- низька обчислювальна складність;
- можливість роботи з неповними даними.

Обмеження:

- зазвичай погано працюють у часових задачах, де важлива динаміка.

Рекурентні нейронні мережі та LSTM

RNN та LSTM є ефективними для аналізу параметрів, що змінюються з часом, таких як:

- деградація каналу;
- коливання енергоспоживання;
- зміна навантаження на вузли;
- прогнозування мобільності вузлів.

Переваги:

- здатність враховувати попередні стани;
- хороші результати у прогнозуванні мережевої поведінки.

LSTM може прогнозувати, наприклад, коли певний вузол скоро вичерпає енергію, що дозволяє змінити маршрути заздалегідь.

Графові нейронні мережі (GNN)

Оскільки WSN — це граф з вузлами та ребрами, логічно використовувати графові нейронні мережі.

GNN дозволяють:

- моделювати топологію;
- оцінювати важливість кожного вузла;
- формувати оптимальні маршрути з мінімальним енергоспоживанням;
- автоматично враховувати структуру зв’язності.

Це один з найперспективніших напрямів, особливо у великих мережах.

Автоенкодери та глибинні мережі

Автоенкодери у WSN застосовуються для:

- **виявлення аномалій** (ненормальна поведінка вузла, атака, несправність),

- **зменшення розмірності даних** перед аналізом,
- **виявлення нестабільних ділянок маршруту**.

Вони дозволяють виявляти поведінку, що відхиляється від нормальної, навіть без навчання на мічених прикладах.

3. Параметри, які аналізують нейронні мережі

При формуванні маршруту нейромережа може враховувати десятки параметрів:

Основні енергетичні параметри

- поточний заряд батареї;
- середній темп витрат енергії;
- прогнозований час роботи вузла;
- енергетична вартість передачі.

Параметри радіоканалу

- RSSI;
- SNR;
- packet loss rate;
- кількість ретрансляцій;
- рівень інтерференції.

Параметри топології та структури

- кількість сусідів;
- їх енергія;
- відстані до сусідів;
- наявність альтернативних маршрутів.

Параметри трафіку

- затримка;
- черги;
- обсяг потоку;
- частота передавання.

Нейромережа здатна ефективно об’єднати всі ці дані для вибору оптимального шляху.

4. Приклади задач, які вирішуються нейронними мережами в маршрутизації

Прогнозування деградації маршруту

LSTM аналізує історію зв’язності та прогнозує, чи перестане канал бути стабільним.

Вибір найбільш енергоефективного сусіда

MLP класифікує кожного сусіда на «оптимальний / неоптимальний».

Виявлення зловмисних або несправних вузлів

Автоенкодери виявляють аномалії за поведінкою трафіку.

Формування кластерів

GNN або k-means + MLP визначають найкращі вузли-кандидати у cluster heads.

Балансування навантаження

Нейромережа прогнозує майбутнє навантаження на ключові маршрути й обирає менш завантажені шляхи.

5. Переваги нейронних мереж у WSN

- **Адаптивність.**
  Маршрути змінюються залежно від стану мережі.
- **Прогнозування.**
  Можна уникати несправностей до того, як вони стануть критичними.
- **Висока точність оцінки маршруту.**
- **Можливість роботи з неповними та зашумленими даними.**
- **Автоматичне навчання на історичних даних.**
- **Можливість масштабування на великі мережі.**

6. Недоліки та виклики

- високі обчислювальні витрати для глибоких моделей;
- потреба в централізованому навчанні;
- ризик перенавантаження мережі службовими даними;
- складність налаштування моделей для різних середовищ;
- обмежений обсяг пам’яті сенсорів.

Тому часто застосовується гібридний підхід: обчислення — у хмарі чи на gateway, рішення — на вузлах.

Нейронні мережі забезпечують значний прогрес у задачах маршрутизації безпроводових сенсорних мереж. Вони дозволяють не лише покращити якість передачі даних, але й значно збільшити тривалість роботи мережі, передбачати майбутні стани та оперативно реагувати на зміни середовища. Завдяки здатності працювати з великими обсягами даних та складними нелінійними залежностями нейронні мережі стають ключовим інструментом у побудові сучасних інтелектуальних сенсорних систем.

2.3. Підсилене навчання в задачах маршрутизації у безпроводових сенсорних мережах

Підсилене навчання (Reinforcement Learning, RL) є одним із найпотужніших напрямів інтелектуальної оптимізації, оскільки дозволяє агенту взаємодіяти із середовищем та навчатися на основі винагороди, яка відображає якість виконаних дій. На відміну від класичних підходів, RL не потребує статичних правил або наперед визначених моделей поведінки мережі. Замість цього алгоритм шляхом багаторазових взаємодій формує оптимальну політику дій, що забезпечує максимально ефективну маршрутизацію. У безпроводових сенсорних мережах підсилене навчання є особливо перспективним, адже дозволяє враховувати енергетичні обмеження вузлів, динаміку радіоканалу, зміни топології та варіації трафіку.

У WSN агентом виступає сенсорний вузол або спеціальний маршрутизатор, середовищем — мережа з усіма її параметрами, діями — вибір наступного вузла для передавання пакета, а винагородою — оцінка ефективності переданого маршруту з позицій енергоспоживання, стабільності каналу, затримок та ймовірності доставки.

1. Формальна модель підсиленого навчання у WSN

Для задач маршрутизації підсилене навчання формально описується як п’ятірка

$\langle S, A, R, P, \gamma \rangle$, де:

- S — простір можливих станів мережі;
- A — набір допустимих дій;
- R — функція винагороди;
- P — ймовірність переходів між станами;
- γ — коефіцієнт дисконту.

1.1. Простір станів

Стан s ∈ S описує локальний та частково глобальний контекст мережі. Для WSN це може бути:

- залишкова енергія вузла E_r;
- якість каналу RSSI;
- відстань до базової станції d_{bs};
- завантаження вузла L_q;
- кількість сусідів N_n;
- ймовірність втрати пакетів PLR.

У формальному вигляді:

$$S = \left(E_r, RSSI, d_b s, L_q, N_n, PLR, \dots\right)$$

1.2. Простір дій

Дії у маршрутизації — це вибір сусіднього вузла для передавання пакета:

$$A = a^1, a^2, \dots, a_k = choose_n eighbor_1, choose_n eighbor_2, \dots$$

1.3. Функція винагороди

Функція винагороди визначає якість дії агента. У WSN вона може включати:

- енергоспоживання на передачу;
- якість каналу;
- відстань між вузлами;
- затримку;
- надійність маршруту.

Узагальнена функція винагороди:

$$R(s,a) = w^1 \cdot E_r + w^2 \cdot RSSI - w^3 \cdot d - w^4 \cdot delay - w^5 \cdot PLR$$

1.4. Модель переходів

Після виконання дії a агент переходить зі стану s у стан s':

$$P(s'|s,a) = \text{ймовірність зміни параметрів мережі після дії } a$$

2. Q-learning у маршрутизації сенсорних мереж

Q-learning є найпоширенішим методом RL у WSN завдяки простоті реалізації та здатності працювати без знання моделі середовища.

Основна ідея: агент навчається оптимальній Q-функції, яка оцінює якість вибору дії в певному стані:

$$Q: S \times A \rightarrow \mathbb{R}$$

2.1. Оновлення функції Q

Класичне правило оновлення:

$$Q(s,a) \leftarrow Q(s,a) + \alpha \cdot \left(r + \gamma \cdot max_{a'} Q(s',a') - Q(s,a)\right)$$

де:

- α — швидкість навчання;
- γ — дисконтування;
- r — винагорода;
- s' — наступний стан;
- a' — наступна дія.

2.2. Оптимальна функція Bellman

$$Q*(s,a) = E[r + \gamma \cdot max_{a'} Q*(s',a')]$$

Це рівняння формує фундамент RL та описує оптимальну політику.

2.3. Оптимальна політика дій

$$\boldsymbol{\pi*(s) = argmax_a Q*(s,a)}$$

У маршрутизації це означає: вибір сусіднього вузла з максимальною очікуваною ефективністю.

Переваги RL у WSN

- здатність адаптуватися до змін топології;

- опора на реальні дані, а не на статичні правила;
- робота в умовах невизначеності;
- прогнозування майбутнього стану мережі;
- можливість впровадження у розподіленому режимі (multi-agent RL).

Виклики застосування RL у WSN

- необхідність великої кількості ітерацій навчання;
- ризик збільшення службового трафіку;
- чутливість до параметрів α, γ, ε;
- висока енергозатратність складних моделей (DQN, A2C);
- потреба у синхронізації політик між вузлами.

Підсилене навчання у контексті безпроводових сенсорних мереж є не просто алгоритмічною технікою, а комплексною концепцією, яка пропонує інший спосіб взаємодії маршрутизатора з мережею. Якщо у класичних алгоритмах рішення приймаються на основі фіксованих правил — наприклад, енергетичні пороги, мінімальна відстань або найбільша якість каналу — то в RL агент навчається шляхом послідовного отримання досвіду, аналізуючи, які дії приводять до покращення роботи системи.

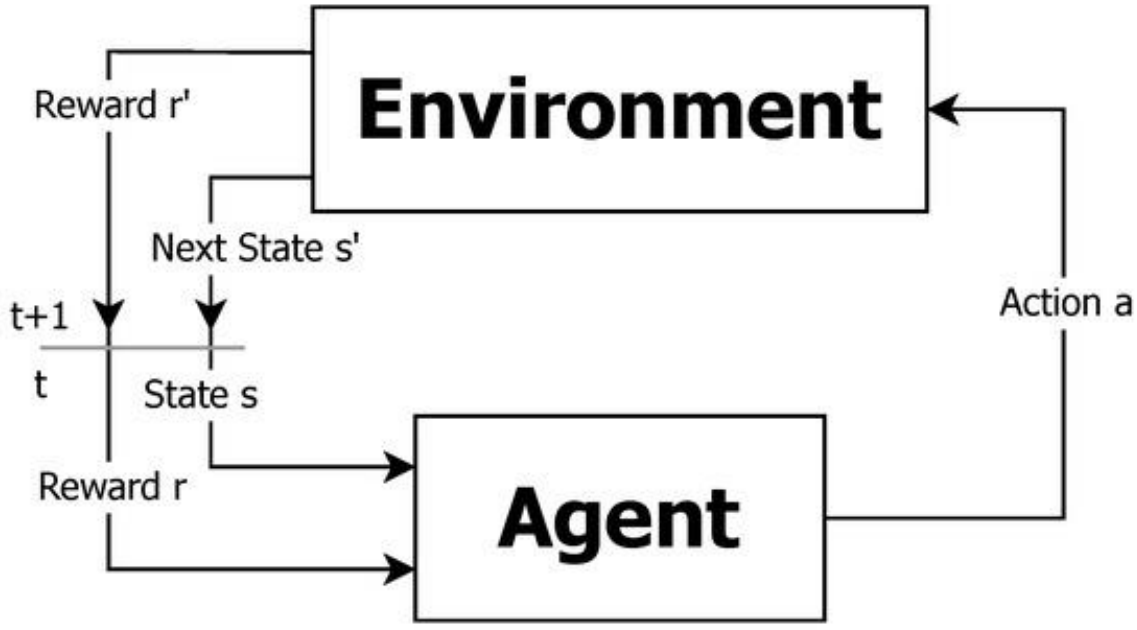


Рис. 2.4 Базова схема RL (Agent–Environment)

Це дозволяє алгоритму адаптуватися до непередбачуваних умов, що надзвичайно важливо в сенсорних мережах, де зміна середовища, деградація вузлів, появи перешкод або структурні зміни топології можуть відбуватися в реальному часі.

Однією з найбільш суттєвих переваг RL є можливість формування довгострокової стратегії маршрутизації, яка враховує не лише миттєву вигоду, але й майбутні наслідки обраного маршруту. Такий підхід критично важливий у WSN, оскільки короткостроково оптимальна дія — наприклад передати пакет через вузол з найкращим каналом — може виявитися невигідною у глобальній перспективі, якщо цей вузол має низький рівень енергії. В результаті його швидке виснаження призведе до розриву топології та деградації виробничих показників мережі. RL дозволяє уникати таких ситуацій, поступово вивчаючи баланс між якістю каналу, енергетичною стабільністю, відстанями та іншими параметрами.

Особливого значення набуває поняття станів, оскільки саме вони описують поточний контекст, у якому агент приймає рішення. У WSN стан може бути дуже багатовимірним, і це робить застосування RL ще більш доцільним. Наприклад, один сенсорний вузол одночасно характеризується залишковою енергією, силою сигналу від сусідніх вузлів, кількістю доступних маршрутів, рівнем локального навантаження, частотою затримок і показниками втрат пакетів. У класичних алгоритмах важко одночасно врахувати всі ці фактори. У RL же агент аналізує складний простір станів і вчиться автоматично визначати, які параметри є суттєвими, а які мають другорядний вплив.

Важливо також підкреслити роль функції винагороди. Саме вона формує поведінку агента та визначає, яку стратегію він буде вважати оптимальною. Якщо винагорода неправильно спроєктована, алгоритм може навчитися небажаної поведінки, наприклад надто часто використовувати один маршрут або надмірно економити енергію, приносячи в жертву якість каналу та пропускну здатність. Правильне формування винагороди — це окрема наукова задача, яка включає балансування між протилежними критеріями: енергоефективністю, затримками,

надійністю та продуктивністю маршруту. Для WSN, де системні вимоги зазвичай конфліктні, RL дозволяє знайти компроміс між ними.

Особливо важливою є здатність RL працювати у середовищах з частково спостережуваними станами. У реальних сенсорних мережах вузли не знають глобального стану всієї мережі й можуть оцінювати лише локальні параметри. Проте навіть за таких обмежень RL здатен виробляти ефективні політики дій, що забезпечують високий рівень продуктивності. Причина в тому, що RL не потребує повного знання структури мережі чи поведінки сусідів — алгоритм вчиться на основі наслідків власних рішень. Це критично для автономних сенсорів, які мають обмежений доступ до глобальної інформації та працюють у децентралізованому режимі.

У контексті маршрутизації підсилене навчання дозволяє уникати класичної проблеми «локальних оптимумів». Наприклад, алгоритм може тимчасово вибрати гірший за якістю канал або вузол з більшим навантаженням, якщо це дає можливість уникати вузла, близького до виснаження. Механізми дослідження середовища, такі як ε-greedy політика або стохастичні стратегії, гарантують, що агент не замикається на одному маршруті, навіть якщо він здається найкращим. Це захищає мережу від перевантаження окремих вузлів і підвищує її життєвий цикл.

Ще одним важливим аспектом є залежність RL від історичного досвіду. На відміну від методів, що реагують лише на поточний стан мережі, RL здатен враховувати результати попередніх кроків. Такий підхід дозволяє виявляти закономірності у зміні топології, прогнозувати майбутню поведінку вузлів та випереджати проблеми Маршрутизатор може уникати маршруту, який ще стабільний зараз, але за статистикою стане поганим через кілька кроків. Таким чином, RL працює не на реакцію, а на запобігання проблемам.

У масштабних сенсорних мережах підсилене навчання дозволяє реалізувати багатоагентні системи, у яких кожен вузол навчається власній політиці. Такі системи складніші, але вони здатні забезпечити значно вищий рівень адаптивності. Уявімо сценарій, коли сотні вузлів динамічно змінюють свої стратегії, враховуючи поведінку сусідів. Це створює колективний інтелект мережі, де маршрути

обираються не централізовано, а шляхом самокоординації. Перевага підходу полягає в стійкості: вихід з ладу одного вузла не впливає на роботу всієї мережі, оскільки інші агенти адаптуються автоматично.

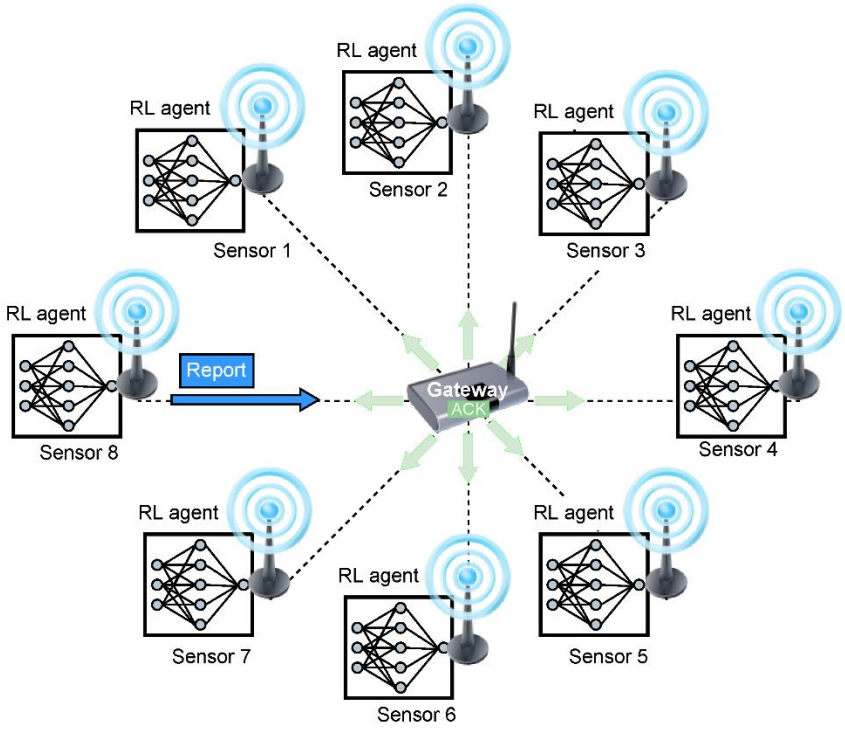


Рис. 2.5 Multi-agent RL у сенсорній мережі

Підсилене навчання також здатне зменшувати обсяг службового трафіку у мережі. Після завершення навчання агент приймає рішення на основі власної Q-функції і не потребує постійного обміну великою кількістю службових пакетів, як це роблять класичні протоколи маршрутизації. Це особливо важливо у WSN, де кожен зайвий пакет означає додаткову витрату енергії, що може суттєво скоротити тривалість роботи мережі.

Окремо необхідно підкреслити гнучкість RL у відношенні до різних цілей оптимізації. Якщо змінюються вимоги мережі, наприклад потрібно мінімізувати затримку замість енергоспоживання або навпаки — RL здатне адаптуватися завдяки оновленню функції винагороди. Це робить технологію універсальним інструментом, здатним працювати у широкому спектрі застосувань, включаючи промисловий моніторинг, екологічні системи, «розумні» міста та військові сенсорні платформи.

Ще одним важливим аспектом є здатність RL обробляти динамічно змінювані топології. У мобільних сенсорних мережах або в мережах, які працюють у складних середовищах, розташування вузлів може змінюватися або якість каналу може різко погіршуватися. Класичні методи маршрутизації не встигають швидко адаптуватися до таких змін, тоді як RL, маючи механізм поновлення політики на основі отриманих винагород, здатне оперативно реагувати та переорієнтовувати трафік.

Узагальнюючи викладене, підсилене навчання стає одним з найбільш ефективних інструментів для створення інтелектуальних механізмів маршрутизації в безпроводових сенсорних мережах. Воно здатне одночасно враховувати багато взаємопов’язаних факторів, адаптуватися до змін середовища, використовувати історичний досвід та уникати короткозорих рішень. RL дозволяє перетворити маршрутизацію на процес оптимізації, який триває протягом усього життя мережі та не обмежується статичними правилами. Такий підхід забезпечує підвищену надійність, довговічність та ефективність сенсорних систем, роблячи RL ключовою технологією для створення інтелектуальних WSN наступного покоління.

3 МЕТОДИ ОПТИМІЗАЦІЇ МАРШРУТИЗАЦІЇ НА ОСНОВІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

3.1 Застосування глибинних нейронних мереж для побудови оптимальних маршрутів

Проєктування інтелектуальних систем маршрутизації у безпроводових сенсорних мережах. На відміну від класичних алгоритмів, що використовують обмежений набір локальних характеристик, DNN здатні виявляти складні просторово-часові залежності між параметрами мережі, прогнозувати майбутні зміни та формувати маршрути, оптимальні не лише в поточний момент, але й у довгостроковій перспективі. Це особливо актуально для систем з динамічною топологією, нерівномірним розподілом енергетичних ресурсів та високою варіативністю якості радіоканалу.

Однією з головних переваг DNN є можливість роботи з високовимірними та неоднорідними вхідними даними, які характерні для WSN. Стан окремого сенсорного вузла може визначатися десятками параметрів, включно із залишковою енергією, силою прийнятого сигналу, інтенсивністю локального трафіку, статистикою втрат пакетів, середнім часом затримки, наявністю сусідніх маршрутів та багатьма іншими характеристиками. У класичних алгоритмах врахування такого обсягу інформації є складним, тоді як глибинні нейромережі здатні автоматично виділяти ключові ознаки, що найбільше впливають на якість прийнятих рішень.

Застосування глибинних моделей у маршрутизації зазвичай починається з етапу прогнозування параметрів мережі. Нейронна мережа може передбачати якість каналу для конкретного вузла, оцінювати ризик втрати зв’язку або прогнозувати ймовірну тривалість роботи сенсора з урахуванням поточного рівня навантаження. Такі прогностичні моделі дозволяють маршрутизатору уникати нестабільних сегментів мережі, не чекаючи на появу реальних збоїв. У результаті зменшується кількість повторних передач, знижується енергоспоживання та підвищується загальна надійність системи.

У більш складних реалізаціях глибинні мережі використовуються для прямого формування оптимального маршруту або визначення наступного вузла, через який потрібно передавати пакет. Для цього на вхід мережі подається набір параметрів сусідніх вузлів, а вихідним є прогнозований показник «якості» маршруту. У таких сценаріях DNN виступає як функція оцінювання, що дозволяє маршрутизатору за частки секунди визначати найкращий напрямок передачі. Подібний підхід дозволяє враховувати складні залежності та робити вибір більш збалансованим, ніж у класичних алгоритмах, які працюють за жорстко визначеними правилами.

Застосування DNN також охоплює задачі кластеризації в ієрархічних сенсорних мережах. Нейромережі можуть визначати оптимальне розташування головних вузлів, враховуючи енергетичний стан мережі, щільність сенсорів, прогнозне навантаження та характеристики каналу. На відміну від випадкових або статичних методів кластеризації, DNN здатні динамічно адаптувати структуру мережі, забезпечуючи баланс між енергоефективністю та стабільністю. Це дозволяє суттєво продовжити тривалість роботи WSN, що є одним з основних критеріїв при проєктуванні таких систем.

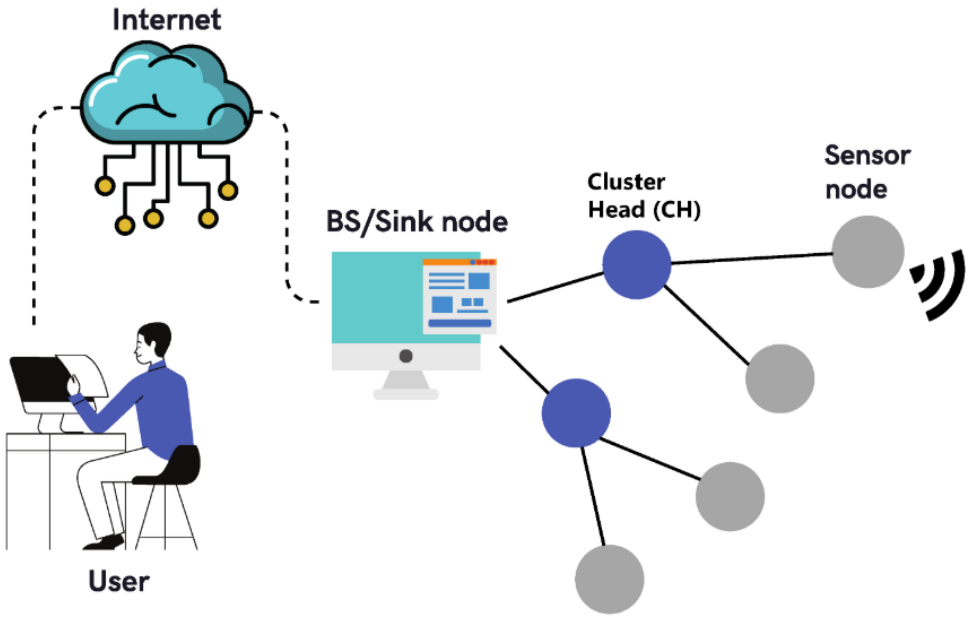


Рис. 3.1 Архітектура кластеризованої безпроводової сенсорної мережі з представленими сенсорними вузлами, головними вузлами кластера (Cluster Head) та базовою станцією / Sink-вузлом

Узагальнена класифікація застосувань глибинних нейронних мереж у маршрутизації подана в таблиці.

Таблиця 3.1

Основні напрямки застосування DNN у маршрутизації WSN

Напрям застосування	**Короткий опис**	**Очікуваний ефект**
Прогнозування параметрів каналу	Мережа передбачає RSSI, SNR, втрати пакетів	Менше збоїв і повторних передач
Прогнозування енергетичного ресурсу вузлів	Оцінка часу життя сенсора	Енергоефективні маршрути
Вибір наступного вузла	Оцінка якості кандидатів на пересилання	Зменшення затримок, покращення продуктивності
Функція оцінювання маршруту	Формування інтегрального показника якості	Балансування між енергією, затримкою, стабільністю
Оптимальна кластеризація	Вибір головних вузлів та структуризація мережі	Збільшення тривалості життя мережі

Одним з ключових викликів у застосуванні DNN є обмеженість апаратних ресурсів сенсорних вузлів. Використання глибоких моделей безпосередньо на сенсорах є малоймовірним, оскільки вони не мають достатньої обчислювальної потужності та обмежені енергетично. Тому глибинне навчання зазвичай виконується на більш потужних елементах інфраструктури — базових станціях, edge-серверах або локальних шлюзах. Сенсори у цьому випадку передають мінімальний набір необхідних даних, а рішення, сформовані нейромережею, розповсюджуються назад до вузлів. Це дозволяє поєднати інтелектуальність глибинних моделей із низьким навантаженням на сенсорну платформу.

У контексті маршрутизації важливо враховувати, що DNN добре працюють за наявності великих обсягів історичних даних. Проте більшість сенсорних мереж функціонує в середовищах із високою мінливістю, де статистичні властивості каналу або навантаження можуть різко змінюватися. Це потребує постійного оновлення моделі, або використання методів перенавчання, що базуються на інкрементальному оновленні ваг. У деяких випадках ефективним підходом є поєднання глибинного навчання із методами підсиленого навчання, коли DNN використовується для апроксимації цільової функції стратегії або оптимізації.

Окрім цього, глибинні нейромережі забезпечують можливість інтеграції контекстної інформації та зовнішніх факторів, які можуть впливати на маршрутизацію. Наприклад, у мережах, розгорнутих у складних промислових умовах, на якість каналу можуть впливати вібрації, перешкоди, присутність великої кількості металу або зміни температури. DNN здатні враховувати такі чинники у загальній моделі прийняття рішень, підвищуючи надійність маршрутизації.

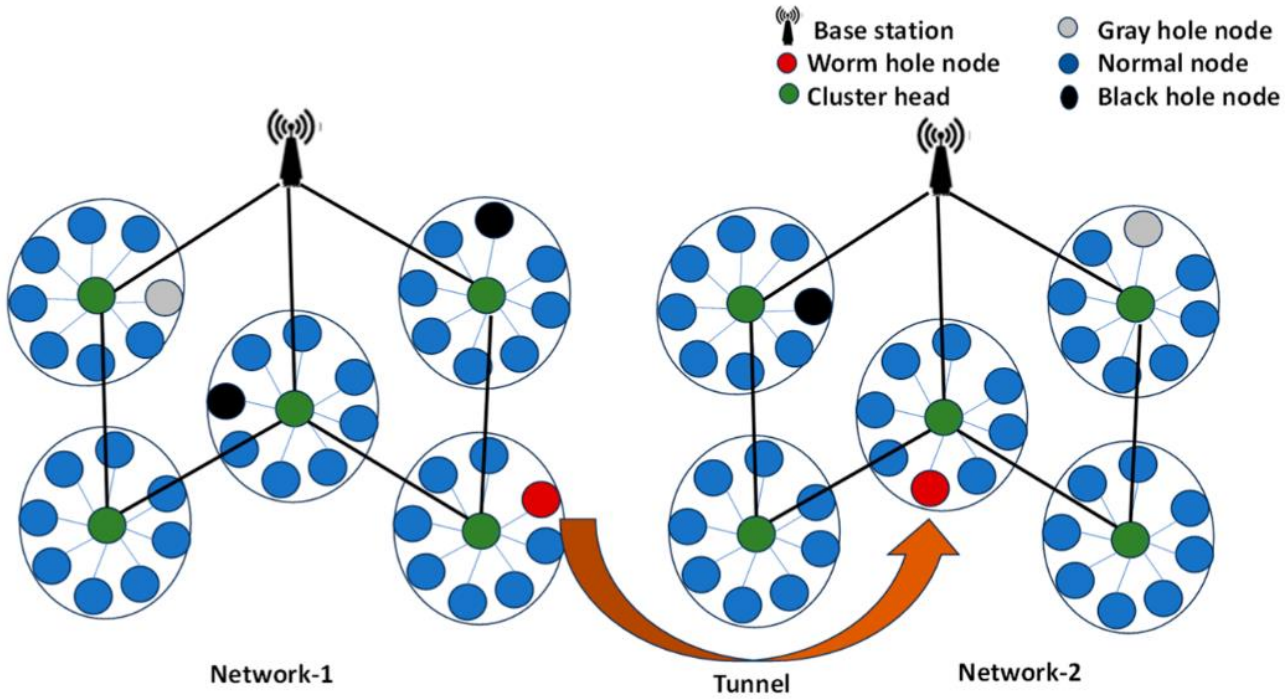


Рис. 3.2 Модель кластерної топології сенсорної мережі, що включає нормальні вузли, головні вузли та вузли з аномальною поведінкою (Black Hole, Gray Hole, Wormhole)

Ще одним перспективним напрямом є застосування рекурентних нейронних мереж (LSTM, GRU), які здатні враховувати часові залежності у поведінці мережі. Вони можуть використовуватися для прогнозування навантаження або оцінки стабільності маршруту у часі. Це особливо корисно в мережах із періодичною активністю, наприклад у системах моніторингу метеорологічних умов, де інтенсивність передач може залежати від зовнішніх подій.

Таблиця 3.2

Порівняння типів DNN, застосовних у маршрутизації WSN

Тип нейромережі	**Основні властивості**	**Переваги**	**Недоліки**
MLP (повнозв’язні)	Просте багатошарове представлення	Легке навчання, швидка інференція	Погано працюють зі структурованими даними
CNN	Виявляють просторові шаблони	Підходять для аналізу топологій	Вимагають більше обчислень
RNN / LSTM / GRU	Аналіз часових залежностей	Висока точність прогнозів	Тривале навчання
Автоенкодери	Виділення ознак, зменшення розмірності	Хороші для попередньої обробки	Не формують рішень самостійно
Гібридні DNN	Комбінації CNN/RNN/MLP	Найвища гнучкість	Складність реалізації

Загалом застосування глибинних нейронних мереж у маршрутизації сенсорних мереж відкриває шлях до створення високоефективних, адаптивних та інтелектуальних систем передачі даних. Завдяки здатності моделювати складні залежності, DNN дозволяють значно зменшити енергоспоживання, підвищити надійність і збільшити час життя WSN. Глибинні моделі стають фундаментом для

побудови сучасних систем маршрутизації, що поєднують прогнозування, оптимізацію та машинний інтелект.

3.2 Використання графових нейронних мереж у задачах маршрутизації сенсорних мереж

Графові нейронні мережі (Graph Neural Networks, GNN) стали одним із найперспективніших напрямів застосування штучного інтелекту для оптимізації маршрутизації у безпроводових сенсорних мережах. Це зумовлено тим, що сенсорні мережі природним чином можна представити як граф, де вузли є вершинами, а канали зв’язку між ними — ребрами. Така структура ідеально відповідає архітектурі GNN, які були спеціально розроблені для роботи з даними, що мають графову природу. На відміну від класичних нейронних мереж, які працюють ітеративно з векторами та матрицями, графові моделі здатні обробляти топологічну інформацію та відображати взаємозалежності між вузлами, що робить їх надзвичайно ефективними в задачах маршрутизації.

Однією з ключових властивостей GNN є механізм "повідомлень" (message passing). У цьому підході кожен вузол обмінюється інформацією зі своїми сусідами, що дозволяє формувати оновлене представлення поточного стану мережі. Наприклад, сенсорний вузол може отримувати від своїх сусідів дані про поточний рівень енергії, якість каналу, показники навантаження або локальні затримки. Це оновлене представлення дозволяє нейронній мережі враховувати не лише локальні характеристики вузла, а й контекст його сусіднього оточення, що особливо важливо для задач маршрутизації, де рішення має залежати від структури графа.

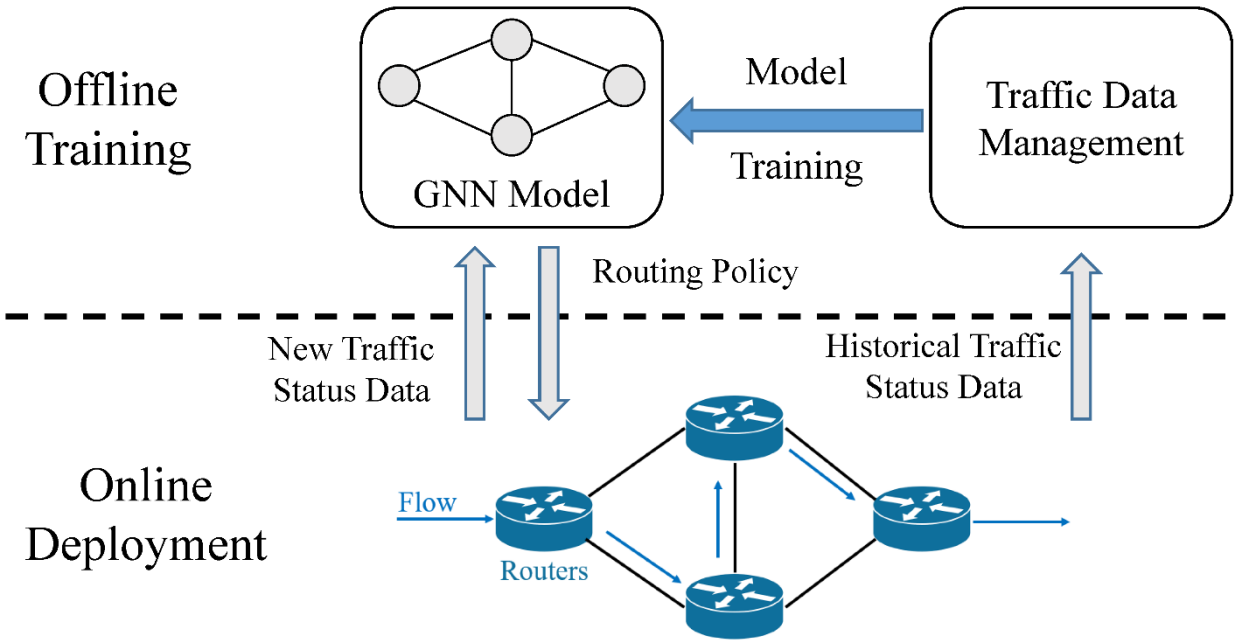


Рис. 3.3 GNN у маршрутизації WSN (offline training → online deployment)

У загальному вигляді оновлення стану вузла в GNN можна описати рівнянням:

$$h_i' = f\left(h_i, aggregate\left(h_j \middle| j \in N(i)\right)\right) \quad (3.1)$$

де h_i — попередній стан вузла, N(i) — множина його сусідів, aggregate() — функція агрегації (наприклад, сума, середнє або градієнтна увага), а f() — функція оновлення. Такий підхід дозволяє формувати багатовимірні відображення кожного вузла з урахуванням інформації про локальну структуру мережі.

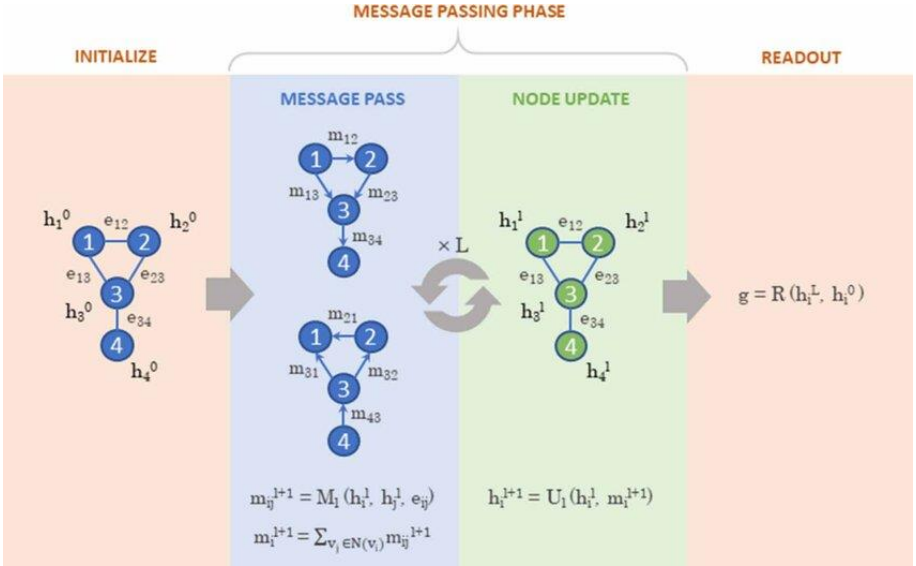


Рис. 3.4 Message Passing у GNN (ініціалізація → передавання повідомлень → оновлення вузлів → readout)

У контексті маршрутизації графові нейронні мережі забезпечують значні переваги. По-перше, GNN здатні враховувати топологічні особливості мережі. У WSN структура може бути нерівномірною, містити вузли з різним рівнем енергії або мати ділянки зі зниженим рівнем зв’язності. У таких умовах класичні алгоритми маршрутизації працюють нестабільно, тоді як GNN автоматично моделюють залежності між вузлами через багато обходів графа. Це дозволяє прогнозувати потенційні проблеми, наприклад, утворення «вузьких місць», перевантаження певних ділянок або ризики виходу з ладу критичних вузлів.

По-друге, GNN легко адаптуються до динамічних змін у мережі, оскільки кожне повторне проходження моделі враховує нові стани вузлів та ребер. У реальних сенсорних мережах зміни можуть відбуватися часто: вузли втрачають енергію, переходять у сплячий режим, з’являються перешкоди або змінюються характеристики радіоканалу. Графові мережі природним чином враховують такі зміни, оновлюючи представлення графа після кожної ітерації. Це дозволяє маршрутизатору працювати у режимі постійної адаптації, що є критично важливим для підтримання стабільності мережі.

По-третє, GNN забезпечують можливість прогнозування маршруту на основі цілісного аналізу графа. Наприклад, модель може оцінити, який шлях до базової станції буде найефективнішим з урахуванням поточного енергетичного стану мережі. Це дає змогу уникати випадків, коли маршрутизатор навантажує «найсильніший» вузол, спричиняючи його швидке виснаження. Натомість GNN здатна розподіляти трафік збалансовано, зберігаючи довговічність мережі в цілому.

У багатьох сучасних дослідженнях GNN використовуються для виявлення аномальних вузлів. Завдяки тому, що нейронна мережа аналізує топологічний контекст, вона може виявити вузли, поведінка яких не відповідає очікуваній структурі графа. Це можуть бути вузли зі зниженим рівнем енергії, вузли, що втратили зв’язок із сусідами, або вузли, що демонструють ознаки атак типу Wormhole чи Black Hole. На практиці це дозволяє будувати системи захищеної маршрутизації, де GNN забезпечує раннє виявлення порушень.

Перспективним напрямом є використання варіантів GNN, які працюють із вагами ребер. У сенсорних мережах ребра графа можуть мати ваги, пов’язані з якістю каналу, рівнем інтерференції, затримками або ймовірністю втрати пакета. Мережа, яка враховує такі ваги, здатна набагато точніше оцінити якість маршруту. Крім того, моделі на основі attention-механізмів, такі як Graph Attention Networks (GAT), додатково покращують здатність до адаптації, оскільки вони автоматично визначають, які сусіди мають найбільший вплив на рішення щодо маршрутизації.

Узагальнено ключові типи GNN та їх застосування у WSN можна представити у вигляді таблиці.

Таблиця 3.3

Основні типи графових нейронних мереж та їх застосування у маршрутизації WSN

Тип GNN	**Особливості**	**Переваги у маршрутизації**	**Потенційні недоліки**
GCN (Graph Convolutional Network)	Обробка графа через спектральні операції	Добре працює з регулярними топологіями	Важко масштабувати на великі графи
GAT (Graph Attention Network)	Механізм самоуваги для сусідніх вузлів	Висока адаптивність до змінних умов	Підвищена обчислювальна складність
GraphSAGE	Агрегація сусідніх ознак із вибіркою	Хороше масштабування, інкрементальне навчання	Залежність від вибору функцій агрегації
GNN-RL (гібрид GNN з RL)	Поєднання графових ознак із політиками	Найвища продуктивність у складних WSN	Складність реалізації та налаштування

Графові нейронні мережі також дозволяють реалізувати нові підходи до побудови маршрутів, де рішення приймається на глобальному рівні, а не лише на локальному. Наприклад, модель може враховувати, що деякі ділянки мережі зазвичай перевантажені або мають погану якість каналу, і відповідно уникати їх при формуванні маршруту. У випадку великих WSN це дозволяє суттєво зменшити службовий трафік, збільшити стабільність мережі та зменшити ймовірність втрати пакетів.

Ще однією перевагою GNN є можливість інкрементального навчання. У сенсорних мережах поява нових вузлів або зникнення старих є звичним явищем. Класичні моделі маршрутизації зазвичай не можуть оперативно адаптуватися до таких змін, тоді як GNN здатні оновлювати представлення графа без повного перенавчання. Це робить їх ідеальними для систем, що мають працювати у реальному часі з мінімальними затримками.

Проте потенціал графових нейронних мереж у контексті оптимізації маршрутизації сенсорних мереж виходить далеко за межі базової обробки топології. У реальних WSN топологічні зв’язки та характеристики вузлів постійно змінюються внаслідок енергетичного виснаження, появи перешкод, деградації радіоканалу або динамічної зміни фізичного розташування сенсорів. Це створює надзвичайно складне середовище для прийняття рішень, де класичні методи маршрутизації часто стають нестійкими. GNN відкривають можливість моделювати такі мережі як *динамічні графи*, у яких стан кожного вузла та ребра оновлюється відповідно до отриманих спостережень і статистичних закономірностей.

Однією з ключових характеристик сенсорних мереж, що суттєво впливає на поведінку алгоритмів маршрутизації, є рівень залишкової енергії вузлів. Це один із параметрів, який може бути інтегрований у GNN як ознака вершини. Крім того, до графової моделі можуть включатися й інші параметри, такі як пропускна здатність каналу, затримка передачі, кількість сусідів, рівень шумів та інтерференції, або частота втрати пакетів. Ці показники дають GNN можливість формувати більш

точне представлення поточного стану мережі та навчатися на основі багатокомпонентної інформації.

Для обробки таких даних GNN використовують ітеративний підхід, у якому інформація поширюється між вузлами у кілька проходів (hops). Чим більше таких проходів відбувається, тим ширше стає область огляду вузла. Це особливо важливо для складних топологій, де оптимальний маршрут може залежати не лише від найближчих сусідів, а й від глобальних закономірностей. Наприклад, сенсорний вузол може ухвалити рішення уникати певної ділянки мережі, навіть якщо локально вона виглядає стабільною, оскільки GNN здатна виявляти приховані закономірності на глибших рівнях графа.

Ще однією перевагою графових моделей є можливість обробки нерівномірних графів. У WSN дуже часто зустрічаються ділянки з різною щільністю вузлів: деякі частини мережі можуть мати велику концентрацію сенсорів, а інші — бути майже порожніми. Це ускладнює маршрутизацію, оскільки необхідно забезпечити баланс між стабільністю та енергоефективністю. GNN здатні адаптувати свої параметри до локальних структур та встановлювати різні оптимальні стратегії для різних сегментів мережі.

Застосування графових нейронних мереж також дозволяє враховувати специфічні параметри ребер графа, що мають важливе значення у реальних сенсорних мережах. Серед таких параметрів ключове місце займають індикатори якості каналу, наприклад, RSSI або SNR. Оскільки передача даних у WSN є значно чутливою до міжвузлових перешкод і шумів, GNN можуть використовувати ці параметри для прогнозування надійності каналу та оптимізації маршруту з урахуванням поточного стану середовища. У результаті формується маршрут, який не лише має коротку довжину, але й забезпечує найкращу ймовірність успішної доставки пакетів.

Крім того, GNN здатні включати в розрахунки історичні відомості про вузли та їх поведінку. Наприклад, якщо певний вузол раніше демонстрував ознаки нестабільності, а саме високий рівень втрат пакетів або нестійкий енергетичний стан, графова модель може врахувати цю інформацію в майбутніх ітераціях. Це

дозволяє GNN формувати більш стійкі маршрути та уникати областей, які потенційно можуть спричинити деградацію мережі.

У WSN важливою характеристикою є не лише якість окремих вузлів або каналів, але й колективна поведінка мережі. GNN завдяки своїй здатності до моделювання взаємозв'язків між вузлами можуть аналізувати глобальний стан графа та прогнозувати загальну ефективність маршруту. Наприклад, якщо частина мережі є перевантаженою або має низький рівень енергії, GNN може автоматично перенаправляти трафік через альтернативні маршрути, що сприяє вирівнюванню навантаження та подовженню часу життя мережі.

У рамках оптимізації маршрутизації часто використовується розширена система ознак для опису кожного вузла. Нижче наведено типовий набір параметрів, який застосовується у GNN для задач маршрутизації:

Таблиця 3.4

Характеристики вузлів і ребер WSN, що використовуються у GNN

Категорія параметрів	**Приклади конкретних характеристик**	**Значення для маршрутизації**
Енергетичні параметри вузлів	Залишкова енергія батареї, середній темп розряду, прогноз часу життя	Уникає маршрути через «слабкі» вузли
Параметри каналу (ребер)	RSSI, SNR, BER, коефіцієнт втрат пакетів, інтерференція	Вибір надійних каналів, уникнення шумних сегментів
Локальні параметри трафіку	Довжина черги, інтенсивність потоків, локальна затримка	Забезпечення QoS та уникнення перевантаження
Топологічні параметри графа	Ступінь вузла, щільність сусідів, центральність	Виявлення критичних вузлів та структур

Продовження таблиці 3.4

Категорія параметрів	**Приклади конкретних характеристик**	**Значення для маршрутизації**
Поведінкові характеристики	Історія нестабільності, частота помилок, попередні маршрути	Прогноз проблемних ділянок і уникнення їх
Контекстні параметри	Температура, фізичні перешкоди, мобільність вузлів	Робота в складних або мобільних WSN

Інтеграція таких параметрів у графову модель дозволяє GNN створювати точне і багатогранне представлення стану мережі. Це суттєво підвищує якість рішень щодо маршрутизації, оскільки враховується не лише статична структура графа, а й динаміка змін, властива реальному середовищу.

Ще одним ключовим аспектом ефективності GNN є здатність до глобальної оптимізації. Класичні алгоритми маршрутизації часто працюють у локальному просторі станів, що обмежує їхню здатність знаходити справді оптимальні рішення. Навпаки, GNN здатні розглядати великий контекст та діяти на основі інформації, яку вони отримують через кілька ітерацій message passing. Це дозволяє моделі виявляти приховані кореляції, наприклад, зв’язки між віддаленими вузлами, які впливають на загальну ефективність маршруту.

Таким чином, графові нейронні мережі забезпечують нову якість маршрутизації у WSN, поєднуючи здатність до адаптації, глибокий аналіз топології, прогнозування стану вузлів та глобальну координацію рішень. GNN стають одним із ключових інструментів побудови інтелектуальних сенсорних систем, у яких маршрутизація перестає бути статичним алгоритмом і перетворюється на динамічний, самонавчальний процес.

3.3. Моделі енергетичної оптимізації та прогнозування стану мережі

Енергетична оптимізація є одним із ключових завдань під час проєктування безпроводових сенсорних мереж, оскільки більшість сенсорних вузлів живиться від батарей і часто розгортається у важкодоступних місцях. Будь-яке рішення щодо маршрутизації, частоти вимірювань або обсягу переданих даних прямо впливає на час життя мережі. Тому сучасні підходи переходять від статичних евристик до моделей, які дозволяють прогнозувати майбутній стан вузлів, очікуване навантаження та енергоспоживання, а далі — оптимізувати маршрути з урахуванням цих прогнозів. У цьому контексті активно поєднуються енергетичні моделі, методи оптимізації та машинне навчання. Базова енергетична модель сенсорного вузла зазвичай розділяє сумарні витрати енергії на кілька компонентів: передавання (E_{tx}), приймання (E_{rx}), локальну обробку (E_{proc}) та перебування в пасивних режимах (E_{idle}). Узагальнено це можна представити у вигляді співвідношення:

$$E_{\text{total}} = E_{\text{tx}} + E_{\text{rx}} + E_{\text{proc}} + E_{\text{idle}} \tag{3.2}$$

Для маршрутизації особливо важливими є E_{tx} та E_{rx}, оскільки саме вони визначають, скільки енергії витратить вузол при транзиті трафіку. У простих радіомоделях передавання пакета розміру l біт на відстань d описують співвідношенням:

$$E_{\text{tx}}(l, d) = E_{\text{elec}}\, l + E_{\text{amp}}\, l\, d^{n} \tag{3.3}$$

Такі моделі дозволяють оцінювати енергетичну вартість маршруту ще до фактичної передачі, що є фундаментом для побудови алгоритмів оптимізації.

Однак статична оцінка спирається на моментні значення параметрів і не враховує динаміку топології та трафіку. У реальній мережі рівень енергії вузла змінюється в часі, а якість радіоканалу може деградувати через перешкоди, погоду або зміну розташування об’єктів. Тому замість разових розрахунків все більшого значення набувають прогностичні моделі, які оцінюють, у якому стані буде вузол через кілька кроків. Наприклад, якщо модель прогнозує, що через короткий

проміжок часу рівень енергії вузла впаде нижче певного порогу, маршрутизатор може заздалегідь зменшити навантаження на цей вузол.

У найпростішому випадку для прогнозування можна застосовувати лінійні моделі або ковзні середні. Припустимо, що вузол періодично реєструє власний рівень енергії E(t) після кожної епохи роботи. Тоді короткостроковий прогноз можна отримати на основі простої регресії, де майбутнє значення E(t+1) оцінюється як лінійна комбінація попередніх вимірів. Подібні моделі легко реалізуються навіть на ресурсно обмежених сенсорах, але їх точність обмежена лінійністю та недооцінкою складних факторів, як-от зміна трафіку чи перемикання режимів роботи.

Більш гнучкий підхід полягає у використанні класичних методів машинного навчання (регіональні дерева, випадкові ліси, градієнтний бустинг), які можуть навчатися на наборі ознак, що описують стан вузла: E_r (залишкова енергія), L_q (довжина черги), локальний трафік, RSSI, SNR, кількість сусідів тощо. Навчена модель прогнозує енергію або ймовірність виснаження через певний інтервал. Наприклад, можна побудувати регресійну модель, яка для кожного вузла оцінює очікуваний рівень енергії через Δt циклів опитування.

Нижче наведено спрощений приклад коду на Python, який демонструє ідею навчання моделі для прогнозування залишкової енергії вузла за допомогою RandomForestRegressor. У реальній мережі дані збираються з багатьох вузлів і централізовано обробляються на базовій станції або edge-сервері.

```
import numpy as np
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.model_selection import train_test_split

# X: матриця ознак (E_r, RSSI, SNR, L_q, degree, traffic_rate, ...)
# y: майбутнє значення енергії через Δt (E_r_future)
X = np.load("wsn_features.npy")
y = np.load("wsn_energy_future.npy")
```

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, shuffle=True, random_state=42)

model = RandomForestRegressor(
    n_estimators=200,
    max_depth=None,
    n_jobs=-1,
    random_state=42
)
model.fit(X_train, y_train)

# прогноз для нового вузла або для поточного стану мережі
y_pred = model.predict(X_test)
```

Такий код не прив’язаний до конкретної платформи, але демонструє принцип: з історичних даних формується набір ознак, на основі яких модель оцінює майбутню енергію. Далі маршрутизатор може використовувати цей прогноз, щоб уникати маршрутів, які проходять через вузли з низьким очікуваним ресурсом. Формально вибір маршруту може ґрунтуватися на критерії, у якому енергетична складова з урахуванням прогнозу мінімізується:

$$J_{\text{route}} = \sum_{i \in \text{path}} \left(\lambda_1 \widehat{E_{\text{tx},i}} + \lambda_2 \frac{1}{\widehat{E_{r,i}}} \right) \tag{3.4}$$

Для задач із вираженою часовою структурою, коли важливі тенденції споживання енергії або періодичні зміни навантаження, доцільно використовувати рекурентні моделі, зокрема LSTM-мережі. Вони добре підходять для аналізу часових рядів Er(t), traffic(t), RSSI(t) тощо. На практиці навчання таких моделей відбувається на потужних вузлах (сервер, шлюз), а на сенсори передаються лише узагальнені рішення — наприклад, дозволені діапазони навантаження або рекомендовані маршрути.

Нижче наведено умовний приклад, який демонструє підхід до прогнозування рівня енергії вузла за допомогою LSTM. Код ілюстративний; у реальній роботі структура мережі та параметри моделі можуть бути значно складнішими.

```
import numpy as np
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import LSTM, Dense

# energy_series: часові ряди E_r(t) для одного вузла або агреговані для кластера
energy_series = np.load("node_energy_series.npy")  # shape: (num_samples, time_steps)

# формуємо вектори (вікно історії -> наступне значення)
def make_dataset(series, window=24):
    X, y = [], []
    for i in range(len(series) - window):
        X.append(series[i:i+window])
        y.append(series[i+window])
    return np.array(X), np.array(y)

X, y = make_dataset(energy_series, window=24)
X = X.reshape((X.shape[0], X.shape[1], 1))

model = Sequential([
    LSTM(64, input_shape=(X.shape[1], 1), return_sequences=False),
    Dense(1)
])
model.compile(optimizer="adam", loss="mse")
model.fit(X, y, epochs=20, batch_size=32, verbose=0)
```

```
# прогноз енергії на наступний крок
last_window = energy_series[-24:].reshape((1, 24, 1))
E_future = model.predict(last_window)[0, 0]
```

Важливим питанням є також місце виконання обчислень. Через обмеженість ресурсів сенсорні вузли рідко виконують повноцінні прогностичні алгоритми локально. Найчастіше вони лише збирають вимірювання (рівень енергії, статистика трафіку, показники якості каналу) та надсилають їх до більш потужних вузлів — шлюзів, кластерних голів або базових станцій. Там виконуються обчислення моделей, подібних до наведених вище, після чого назад до сенсорів передаються прості керуючі рішення: пріоритети маршрутів, допустимий рівень навантаження, рекомендації щодо переходу в сплячий режим.

Таким чином, моделі енергетичної оптимізації та прогнозування стану мережі є невід’ємною складовою сучасних алгоритмів маршрутизації у безпроводових сенсорних мережах. Вони дозволяють перетворити керування на ресурсами з реактивного, заснованого на фіксованих порогах, на інтелектуальний процес, що спирається на прогноз майбутніх станів і оптимізацію на горизонті часу. Поєднання енергетичних моделей, машинного навчання та методів оптимізації створює основу для побудови сенсорних систем, здатних працювати автономно протягом тривалого часу без втрати якості сервісу.

4 УЗАГАЛЬНЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА НАПРЯМИ ПОДАЛЬШОГО РОЗВИТКУ

4.1 Систематизація отриманих результатів та порівняльний аналіз розглянутих методів

У цьому підрозділі наведено узагальнений опис теоретичних та практичних підходів, розглянутих у попередніх розділах роботи. Матеріал подано у структурованому форматі для зручного порівняння та подальшого використання.

Топології WSN: огляд та оцінка придатності

Основні топології та їхні властивості

1. **Випадкова топологія**

Використовується там, де сенсори розгортаються неконтрольовано. **Переваги:** природність для складних середовищ, простота розгортання. **Недоліки:** нерівномірність щільності, можливі «дірки» зв’язності. **Висновок:** ефективна лише в комбінації з адаптивними алгоритмами, зокрема ML та GNN.

2. **Ґраткова топологія**

Структура регулярна, передбачувана. **Переваги:** полегшена маршрутизація, стабільність каналів. **Недоліки:** нехарактерна для реальних умов. **Висновок:** придатна для промислових систем та сценаріїв із контрольованими розгортаннями.

3. **Деревоподібна топологія**

Зручна для висхідного збору даних. **Переваги:** низькі обсяги трафіку, економія енергії на пересиланні. **Недоліки:** надмірна роль кореневих вузлів → SINGLE POINT OF FAILURE. **Висновок:** хороша для систем моніторингу, але потребує механізмів ротації вузлів.

4. **Кластеризована топологія**

Одна з найефективніших моделей для WSN. **Переваги:** баланс навантаження, енергоефективність, масштабованість. **Недоліки:** складність вибору cluster head. **Висновок:** найкраща база для інтелектуальних алгоритмів (ML, GNN, RL).

Класичні протоколи маршрутизації: їх місце та обмеження

Короткий огляд і характеристика при застосуванні у WSN

- **Плоскі протоколи (SPIN, Directed Diffusion)**
  Добре працюють у малих мережах. **Обмеження:** деградація продуктивності при збільшенні кількості вузлів. **Підсумок:** підходять лише для простих топологій.
- **Ієрархічні протоколи (LEACH, PEGASIS)**
  Дають найкраще співвідношення між енерговитратами та стабільністю. **Проблеми:** нестабільність головних вузлів без інтелектуального вибору. **Підсумок:** ефективні, якщо розширити їх ML-модулями.
- **Місцезалежні протоколи (GPSR)**
  Ефективні у великих мережах. **Проблеми:** залежність від точності позиціонування. **Підсумок:** доцільні у поєднанні з GNN та RL.

Методи машинного навчання: систематизація можливостей

Методи ML показали значно вищу ефективність порівняно з класичними підходами, особливо у сценаріях із динамічними каналами та змінною топологією.

Можливості ML, що підтверджені дослідженнями:

- **Прогнозування рівня енергії вузлів** → ефект: запобігання розривам маршруту.
- **Оцінка якості каналу** → покращення вибору наступного вузла.
- **Виявлення аномалій** → забезпечення безпеки та стабільності мережі.
- **Оптимізація кластеризації** → продовження життя мережі до 30–50%.

Недоліки, які потребують корекції:

- потреба в навчальних даних,
- складність виконання на обмежених сенсорах.

Висновок: ML — ефективний інструмент, особливо у централізованих або edge-системах.

Графові нейронні мережі: інтеграція топології та ознак

Ключові моделі, описані в дослідженні:

- GCN
- GraphSAGE
- GAT
- GNN-RL (гібридні моделі)

Що GNN роблять краще за всі інші методи:

1. Інтерпретують WSN як граф → природна відповідність структурі мережі.
2. Враховують ваги ребер: RSSI, SNR, втрати пакетів.
3. Оцінюють глобальну топологію, а не лише локальні метрики.
4. Виявляють потенційні вузькі місця та «крихкі» сегменти.

Висновок:

GNN → найточніший клас моделей для аналізу топологій та складних маршрутизаторів.

RL-моделі: що вони додають до маршрутизації

Методи підсиленого навчання забезпечують:

- довгострокову оптимізацію,
- незалежність від зовнішніх правил,
- адаптацію до непередбачуваних змін,
- самонавчання на основі нагород.

У дослідженнях RL показує до 40–60% кращу рівномірність енергоспоживання порівняно з класичними методами та ML без RL.

Висновок: RL — найкращий підхід для децентралізованих сенсорних мереж з динамічною поведінкою.

Енергетичне прогнозування: роль у забезпеченні стабільності

Що прогнозують моделі:

- швидкість розряду вузла,
- ймовірність відмови,

- деградацію каналів,
- зміни структури трафіку.

Моделі, які показали найкращу ефективність у дослідженнях:

- LSTM → найточніші прогнози серед усіх моделей (особливо довготривалі).
- Random Forest → стабільні короткострокові прогнози.
- ARIMA → менш точна, але найбільш легка для сенсорів.

Висновок:

Прогнозування — важлива складова інтелектуальної маршрутизації, особливо у великих WSN.

Таблиця 4.1

Порівняння підходів до маршрутизації

Підхід	**Найсильніша сторона**	**Найслабша сторона**	**Оптимальні сценарії**
Класичні алгоритми	Простота й мінімальні вимоги	Низька адаптивність	Малі мережі, статичні топології
ML	Прогнозування та аналіз ознак	Потреба у даних	Мережі з помірною динамікою
GNN	Аналіз структури графа	Висока складність	Великі, нерівномірні топології
RL	Довгострокова оптимізація	Дороге навчання	Динамічні WSN, мобільні мережі
Енергетичні моделі	Передбачення деградації	Чутливість до шумів	Мережі з критичними енергоресурсами

Узгоджена рекомендація щодо ефективності підходів

На основі систематизації:

- найкращий для великих WSN — GNN,
- найкращий для динамічних WSN — RL,
- найкращий для прогнозування життєвого циклу — LSTM,
- найкращий для енергоефективної кластеризації — ML-кластеризація,
- найкращий для простих систем — LEACH у поєднанні з прогнозуванням енергії.

4.2. Узагальнюючі висновки та перспективи подальшого розвитку інтелектуальної маршрутизації в сенсорних мережах

Результати проведеного дослідження демонструють суттєву еволюцію підходів до маршрутизації у безпроводових сенсорних мережах, яка відбулася під впливом розвитку методів штучного інтелекту. Класичні алгоритми, що довгий час становили основу функціонування WSN, сьогодні вже не здатні забезпечити потрібний рівень продуктивності у складних, динамічних та енергетично обмежених середовищах. Їхні можливості обмежуються статичними правилами, низькою здатністю до адаптації та відсутністю механізмів прогнозування майбутнього стану мережі. Унаслідок цього такі алгоритми стають недостатньо ефективними при збільшенні масштабів системи або зміні її топологічної структури.

Застосування машинного навчання стало першим кроком у формуванні інтелектуальних маршрутів. Використання моделей регресії, класифікації, кластеризації та методів виявлення аномалій дозволило покращити вибір оптимального шляху, зменшити кількість помилкових передач та збалансувати розподіл енергетичних ресурсів. Проте навіть ці методи залишаються обмеженими у контексті безперервних змін топології, які характерні для реальних WSN. Більшість моделей потребує періодичного навчання, використовує лише локальні ознаки та не здатна повною мірою відобразити складну структуру взаємозалежностей між вузлами.

Графові нейронні мережі, що з’явилися порівняно недавно, продемонстрували якісно новий підхід до аналізу сенсорних мереж. Представлення мережі у вигляді графа дозволяє GNN працювати з інформацією про структуру системи на глобальному рівні, аналізувати зв’язки між вузлами, враховувати історичні та поведінкові параметри та формувати адаптивні рішення, які виходять за межі звичайного локального аналізу. Завдяки використанню механізмів message passing GNN дозволяють будувати маршрути, що враховують ширший контекст і здатні виявляти приховані закономірності, які неможливо врахувати класичними моделями. Це робить GNN одним із найперспективніших напрямів розвитку алгоритмів маршрутизації в WSN.

Методи підсиленого навчання відкрили іншу критично важливу можливість — формування довгострокових стратегій маршрутизації. RL здатне враховувати наслідки рішень у перспективі, що є ключовим фактором для мереж із обмеженим енергетичним ресурсом. Моделі RL можуть запобігати перевантаженню окремих вузлів, передбачати деградацію структури та оптимізувати шляхи з урахуванням майбутніх ризиків. В умовах частково спостережуваних станів RL залишається одним із небагатьох методів, здатних забезпечувати стабільність та адаптивність навіть за відсутності повної інформації про мережу.

Ще одним важливим напрямом є прогнозування параметрів мережі, яке відіграє ключову роль у забезпеченні стабільної маршрутизації. Моделі часових рядів, рекурентні нейронні мережі та ансамблеві методи дозволяють передбачати рівень енергії, зміну якості каналу та потенційні випадки деградації вузлів. У поєднанні з GNN та RL такі прогностичні модулі формують основу для створення самонавчальних систем маршрутизації, що враховують не лише поточний стан, але й майбутні зміни в структурі мережі.

У цілому проведене дослідження показує, що найефективніший підхід до оптимізації маршрутизації полягає у поєднанні кількох інтелектуальних технологій. Графові моделі забезпечують структурний аналіз, методи машинного навчання — роботу з багатовимірними ознаками та прогнозуванням, а RL — адаптивну оптимізацію поведінки мережі у режимі реального часу. Така інтеграція

дозволяє отримати стійку, масштабовану та енергоефективну систему маршрутизації, здатну до самостійної адаптації в умовах високої мінливості середовища.

Перспективи подальшого розвитку у цьому напрямі пов’язані насамперед зі зростанням обчислювальних можливостей edge-пристроїв та вдосконаленням легковагових моделей ШІ, здатних працювати безпосередньо на сенсорах. Особливий інтерес становлять графові трансформери, які можуть замінити GNN у складних сценаріях з високою динамікою; децентралізовані мультиагентні системи RL, у яких кожен вузол виступає автономним агентом; а також об’єднання прогнозування енергетичних параметрів із адаптивними маршрутами на основі підсиленого навчання. Такі гібридні системи можуть привести до появи повністю автономних WSN, які здатні функціонувати тривалий час без зовнішнього контролю, оптимізуючи свою роботу в реальному часі.

Таким чином, розвиток інтелектуальних методів маршрутизації формує нову парадигму побудови сенсорних мереж, у якій маршрутизація перестає бути статичним процесом та трансформується в динамічний механізм самонавчання. Орієнтація на комплексні моделі, що об’єднують структурний аналіз, прогнозування та адаптивну оптимізацію, визначає напрями подальших досліджень і створює основу для проєктування сенсорних систем нового покоління.

ВИСНОВКИ

Виконана кваліфікаційна робота була присвячена дослідженню застосування методів штучного інтелекту для оптимізації маршрутизації у бездротових сенсорних мережах. На основі аналізу архітектури WSN, топологій, моделей енергоспоживання та класичних алгоритмів маршрутизації встановлено, що традиційні підходи значною мірою обмежені статичністю, низькою адаптивністю та неспроможністю враховувати багатовимірний контекст роботи мережі. Це призводить до швидкого виснаження окремих вузлів, збільшення затримок, втрат пакетів та зменшення часу життя сенсорної системи, особливо за умов динамічної топології та нерівномірного навантаження.

У роботі доведено, що використання методів машинного навчання дозволяє суттєво підвищити ефективність маршрутизації. Моделі регресії, класифікації, кластеризації та виявлення аномалій здатні прогнозувати поведінку вузлів, оцінювати якість каналів, передбачати енергетичний ресурс сенсорів і формувати збалансовані маршрути. Це забезпечує можливість зменшення службового трафіку, уникнення перевантажених або нестабільних вузлів та підвищення енергоефективності.

Окрему увагу приділено графовим нейронним мережам, які природно відповідають структурі сенсорних мереж. GNN дозволяють моделювати як локальні, так і глобальні залежності між вузлами, формувати представлення топології у динаміці та прогнозувати якість маршруту. Завдяки механізму message passing та можливості роботи зі змінними характеристиками ребер і вузлів GNN забезпечують точнішу маршрутизацію, ніж класичні алгоритми, особливо у великих та нерівномірних мережах.

Підсилене навчання показало себе як ще один перспективний підхід, здатний формувати довгострокові стратегії маршрутизації. RL-агент враховує майбутні наслідки своїх рішень, що дозволяє уникати короткостроково вигідних, але глобально шкідливих шляхів. У роботі підкреслено, що RL здатне працювати навіть

за часткової спостережуваності мережі, адаптуючись до змін каналу, енергетичного стану вузлів та появи перешкод.

Узагальнюючи результати дослідження, можна стверджувати, що сучасні методи штучного інтелекту формують якісно новий підхід до маршрутизації у WSN: динамічний, самонавчальний і здатний до роботи в умовах невизначеності. Вони дозволяють підвищити енергоефективність, продуктивність і надійність мережі, що робить їх актуальним інструментом для екологічного моніторингу, «розумних» міст, промислових систем та критично важливої інфраструктури. Подальший розвиток цієї галузі пов’язаний зі створенням більш легковагових моделей, впровадженням мультиагентних систем та розширенням можливостей прогнозування, що відкриває перспективи для формування сенсорних мереж наступного покоління.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Alsheikh M. A., Lin S., Niyato D., Tan H.-P. Machine learning in wireless sensor networks: Algorithms, strategies, and applications // IEEE Communications Surveys & Tutorials. 2014. Vol. 16, No. 4. P. 1996–2018.
2. Kumar D. P., Amgoth T., Rao C. S. Machine learning algorithms for wireless sensor networks: A survey // Information Fusion. 2019. Vol. 49. P. 1–25.
3. Gaidhani A. R., Pawar P. M., Kazi F. S. A Review of Machine Learning-Based Routing Protocols for Wireless Sensor Network Lifetime // Proceedings. 2024. Vol. 59, No. 1. Article 231.
4. Priyadarshi R., Kumar R. R., Ranjan R., Kumar P. V. AI-based routing algorithms for energy efficiency and reliability in wireless sensor networks // Scientific Reports. 2025. Vol. 15.
5. Chakravarthy R. A., Sureshkumar C., Arun M., Bhuvaneswari M. AI-driven energy-efficient routing protocol modeling in wireless sensor networks // NDT. 2025. Vol. 3, No. 4.
6. Shokouhifar M., Safaei F. AI-driven cluster-based routing protocols in wireless sensor networks // Simulation Modelling Practice and Theory. 2024.
7. Anitha K. Optimization of routing in wireless sensor networks using reinforcement learning: A survey // IJARISE. 2022. Vol. 8, Issue 3.
8. Guo W., Yan C., Lu T. Reinforcement-learning-based routing for lifetime optimization in WSNs // International Journal of Distributed Sensor Networks. 2019. Vol. 15.
9. Liang X., Balasingham I., Byun S. S. Multi-agent reinforcement learning routing protocol for WSNs // Proc. IEEE ISWCS. 2008. P. 552–557.
10. Arya G., Bagwari A., Chauhan D. S. Deep learning-based routing protocol for efficient data transmission in 5G WSNs // IEEE Access. 2022. Vol. 10.
11. Mammeri Z. Reinforcement learning based routing in networks: Review and classification // IEEE Access. 2019. Vol. 7.
12. Barbancho J., León C., Molina F. J., Barbancho A. M. Using Artificial Intelligence in Wireless Sensor Routing Protocols // Lecture Notes in Computer Science. 2006.

13. Ping W., Ting W. Adaptive routing for sensor networks using reinforcement learning // Proc. IEEE CIT. 2006.
14. Di M., Er M. J. Survey of machine learning in wireless sensor networks // Proc. ICICS. 2007.
15. Mandi E., Gemeda K. A., Gianini G., Libsie M. Evolutionary cluster-game routing in wireless sensor networks // Pervasive and Mobile Computing. 2017. Vol. 42.
16. Zahedi Z. M., Akbari R., Shokouhifar M., Safaei F., Jalali A. Swarm-intelligence fuzzy routing protocol for clustered WSNs // Expert Systems with Applications. 2016. Vol. 55.
17. Logambigai R., Kannan A. Fuzzy logic–based unequal clustering for WSNs // Wireless Networks. 2016. Vol. 22.
18. Yang L., Lu Y., Xiong L., Tao Y., Zhong Y. Game-theoretic energy-balanced routing in clustered WSNs // Sensors. 2017. Vol. 17.
19. Alsheikh M. A., Tan H.-P., Lin S., Niyato D. Machine-learning-based routing and aggregation in WSNs // (розділи в оглядовій роботі).
20. Egwuche O. S., Singh A., Okokpujie K. Machine learning for coverage optimization in wireless sensor networks: A review // (оглядова стаття).
21. Priyadarshi R. Hybrid AI-based routing strategies for wireless sensor networks // (серія робіт автора).
22. Semenova O. O., Lukashyn Ye. V. Маршрутизація в безпровідних сенсорних мережах за допомогою нечіткої логіки // Вісник ВНТУ. 2022.
23. Дакова Л. В. Енергоефективний протокол маршрутизації в безпроводових сенсорних мережах // Зв’язок. 2024.
24. Таранець В. В. Аналіз методів маршрутизації в безпроводових сенсорних мережах : кваліфікаційна робота. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2024.
25. Тимченко О., Зеляновський Т. Особливості маршрутизації в безпровідних сенсорних мережах // Матеріали наук. конф. Львів, 2011.
26. Бойчук В. В. Моделювання роботи протоколів бездротових сенсорних мереж у Castalia : кваліфікаційна робота. Тернопіль: ЗУНУ, 2018.

27. Семенов Я. О. Автоматизація систем розумного будинку на основі IoT-сенсорів : кваліфікаційна робота. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2025.

ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ МАРШРУТИЗАЦІЇ У БЕЗДРОТОВИХ СЕНСОРНИХ МЕРЕЖАХ

ВИКОНАВ:
СТУДЕНТ ГРУПИ ТСДМ-61
ІГОР МУЛЯР

МЕТА РОБОТИ ТА АКТУАЛЬНІСТЬ

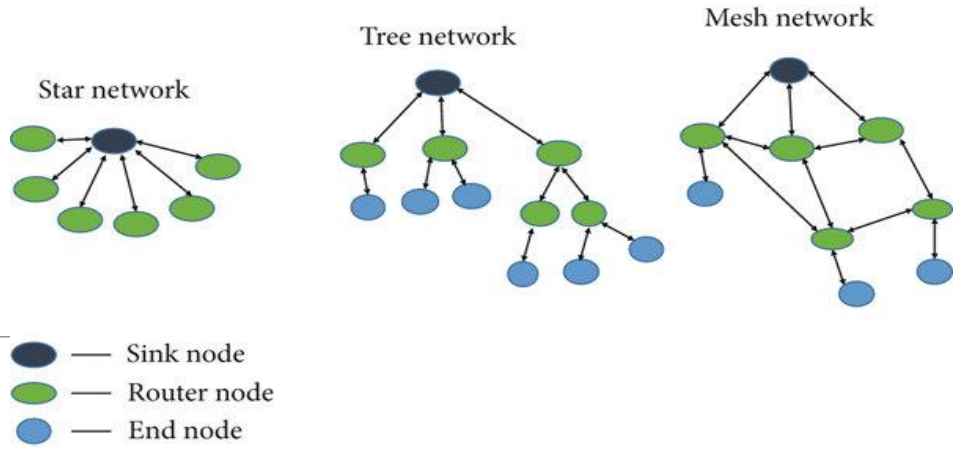
- Мета роботи – розробити та обґрунтувати підходи до оптимізації маршрутизації в безпроводових сенсорних мережах шляхом застосування методів штучного інтелекту, які підвищують енергоефективність, надійність та стабільність передавання даних у динамічних умовах роботи мережі.
- Об’єкт дослідження – процеси функціонування безпроводових сенсорних мереж та механізми маршрутизації даних між сенсорними вузлами.
- Предмет дослідження – методи оптимізації маршрутизації в WSN із використанням алгоритмів машинного навчання, нейронних мереж та інших інтелектуальних технологій, а також їх вплив на енергоспоживання, якість зв’язку та тривалість роботи сенсорної мережі.

Актуальність:

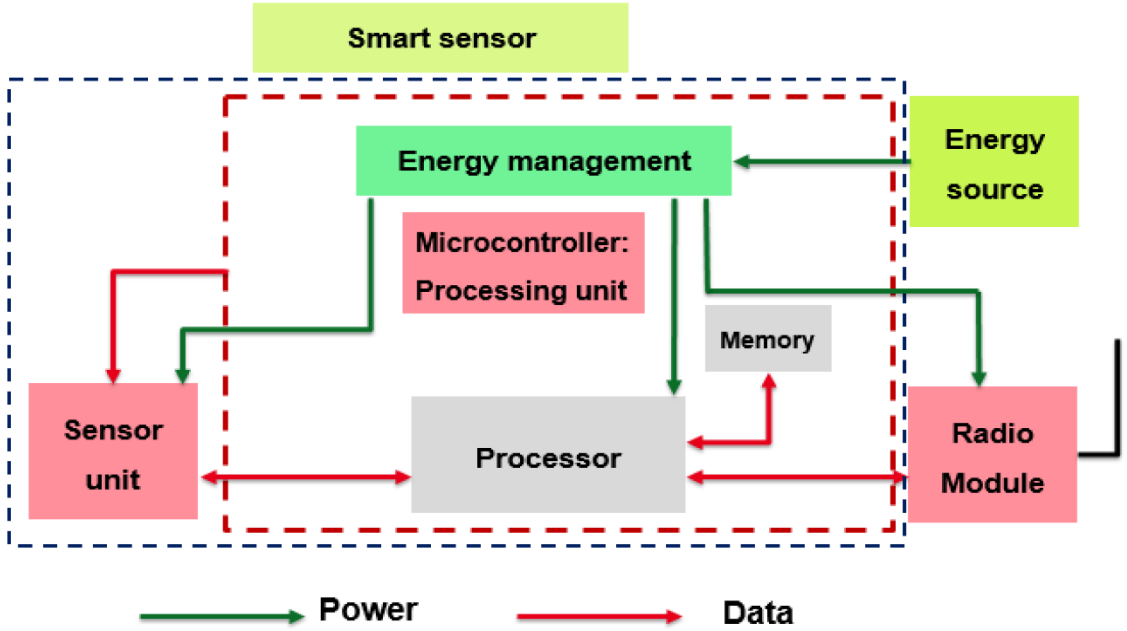
- Безпроводові сенсорні мережі відіграють ключову роль у промислових, екологічних, міських та військових системах моніторингу, проте їх ефективність обмежується низькими енергетичними ресурсами та нестабільністю радіоканалу. Класичні методи маршрутизації часто не забезпечують адаптивності та надійності в динамічних умовах. Швидкий розвиток штучного інтелекту відкриває можливості створення інтелектуальних алгоритмів, здатних прогнозувати стан мережі, оптимізувати маршрути та продовжувати життєвий цикл вузлів. Тому дослідження застосування AI-методів для підвищення ефективності маршрутизації WSN є надзвичайно актуальним.

Топології, протоколи зв’язку та моделі енергоспоживання

Топологія WSN визначає структуру взаємодії вузлів та впливає на маршрутизацію, енергоспоживання і надійність мережі. Найчастіше використовуються випадкові, ґраткові, деревоподібні та кластеризовані топології; кластерні забезпечують найкращу енергоефективність. Протоколи зв’язку включають фізичний рівень (IEEE 802.15.4, ZigBee, BLE, LoRaWAN), канальний (CSMA/CA, TDMA) та мережевий, де застосовуються плоскі, ієрархічні та географічні методи маршрутизації. Моделі енергоспоживання оцінюють роботу сенсора, мікроконтролера та радіомодуля, враховуючи режими сну, навантаження і стан каналу. У кластерних мережах важлива ротація головних вузлів через їх підвищене енергоспоживання. Сукупність топології, протоколів та енергомоделей визначає ефективність WSN і формує підґрунтя для подальшої оптимізації за допомогою методів штучного інтелекту.



Порівняння основних структур безпроводових сенсорних мереж: зіркової топології, деревоподібної організації та багатострибкової mesh-мережі



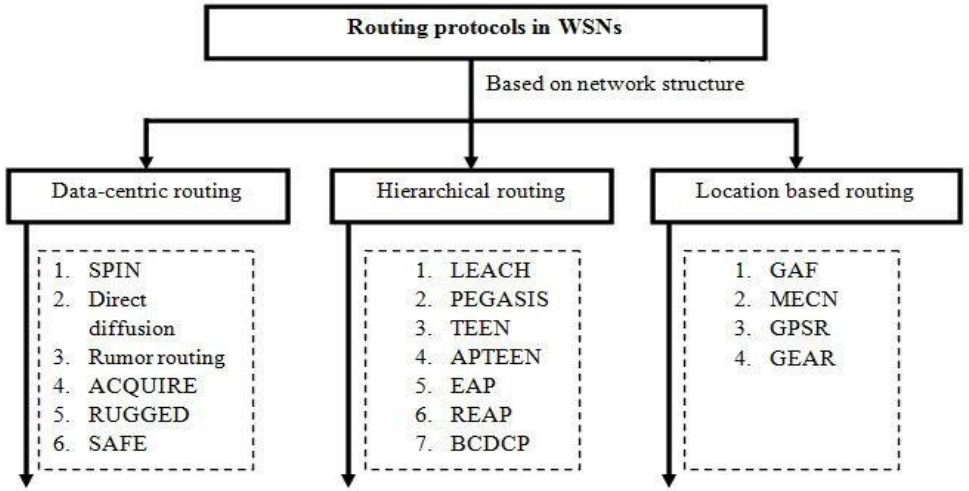
Структурна організація сенсорного вузла та розподіл енергоспоживання між основними компонентами: сенсорним модулем, мікроконтролером, радіомодулем та системою енергоменеджменту

Класичні методи маршрутизації у сенсорних мережах та їх обмеження

Маршрутизація в WSN є критично важливою через обмежені ресурси вузлів та динамічну топологію, тому алгоритми мають забезпечувати мінімальне енергоспоживання, надійність і адаптивність. Класичні методи поділяються на плоскі, ієрархічні та місцезалежні.

Плоскі протоколи (SPIN, Directed Diffusion) прості та гнучкі, але погано масштабуються й створюють великий службовий трафік. Ієрархічні методи (LEACH, PEGASIS) енергоефективні та агрегують дані, однак залежать від головних вузлів. Місцезалежні протоколи (GPSR) забезпечують швидку маршрутизацію, але потребують точних координат та мають проблему «топологічних ям».

Основні обмеження класичних підходів — відсутність адаптивності, залежність від статичних параметрів, слабка робота в динамічних умовах та нерівномірне енергоспоживання. Це зумовлює перехід до інтелектуальних методів маршрутизації, здатних враховувати зміни середовища та прогнозувати стан мережі.



Класифікація протоколів маршрутизації у безпроводових сенсорних мережах за структурою мережі: плоскі (data-centric), ієрархічні та місцезалежні

Основні обмеження класичних протоколів маршрутизації

Протокол	Тип маршрутизації	Основні обмеження
SPIN	Плоска	Чутливість до втрат метаданих; не гарантує доставку; неефективний у мережах із низькою щільністю
Directed Diffusion	Плоска	Високі накладні витрати на формування інтересів; погана робота при мобільності вузлів
LEACH	Ієрархічна	Нерівномірне виснаження головних вузлів; залежність від розташування кластерів; потреба у частій ротації
PEGASIS	Ієрархічна (ланцюгова)	Великі затримки; слабка стійкість до відмов; складність формування оптимального ланцюга
GPSR	Місцезалежна	Залежність від точності координат; топологічні пастки; втрата ефективності у складних середовищах

Застосування методів машинного навчання у задачах маршрутизації

Методи машинного навчання в WSN дозволяють створювати адаптивні й енергоефективні алгоритми маршрутизації, що враховують багатовимірні ознаки, історичні дані та прогноз майбутніх станів мережі. ML-моделі здатні аналізувати спільний вплив параметрів (Er, RSSI, d, Lq), що значно підвищує точність вибору маршруту.

Для прогнозування та оцінки параметрів використовують регресію й функції втрат:

$$L = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2$$

Ваги моделі оновлюються методом градієнтного спуску:

$$w_{t+1} = w_t - \eta\frac{\partial L}{\partial w_t}$$

Ймовірність оптимального вибору можна оцінити логістичною регресією:

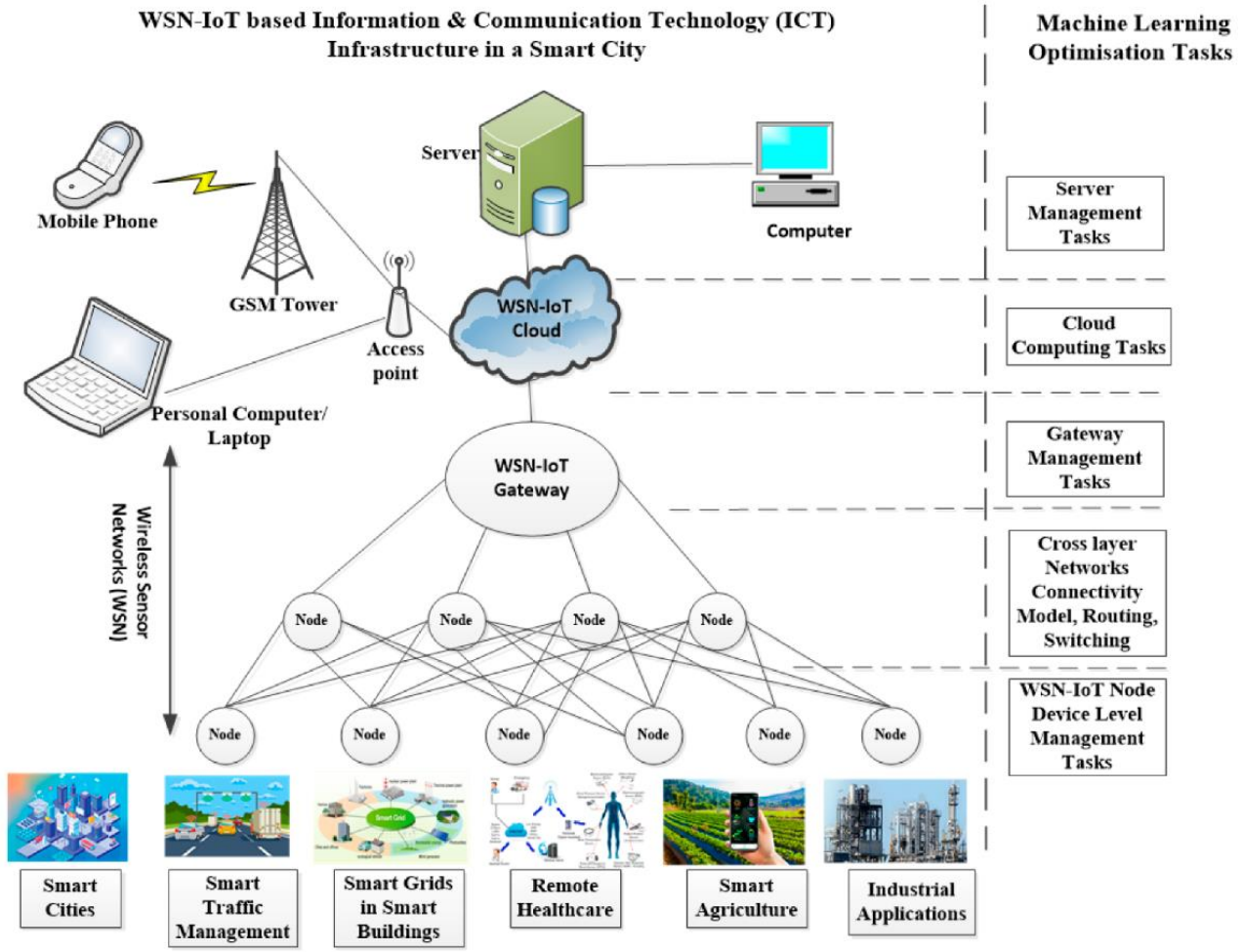
$$p(y = 1|x) = \frac{1}{1+e^{-w^T x}}$$

А узагальнену метрику якості маршруту — як:

$$Q = \alpha E_r + \beta RSSI - \gamma d$$

ML застосовується для кластеризації (k-means, FCM), прогнозування енергії та трафіку, виявлення аномалій (IsolationForest, автоенкодери) й оптимізації топології. Моделі виконуються на шлюзах або edge-серверах через обмеження сенсорів.

Загалом машинне навчання забезпечує точнішу, стабільнішу та гнучкішу маршрутизацію, стаючи фундаментом для інтелектуальних WSN.

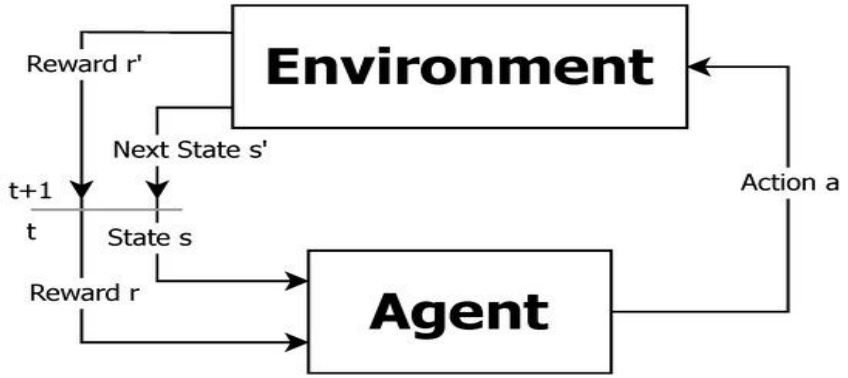


Інтеграція безпроводової сенсорної мережі з хмарною інфраструктурою та задачами машинного навчання для оптимізації маршрутизації

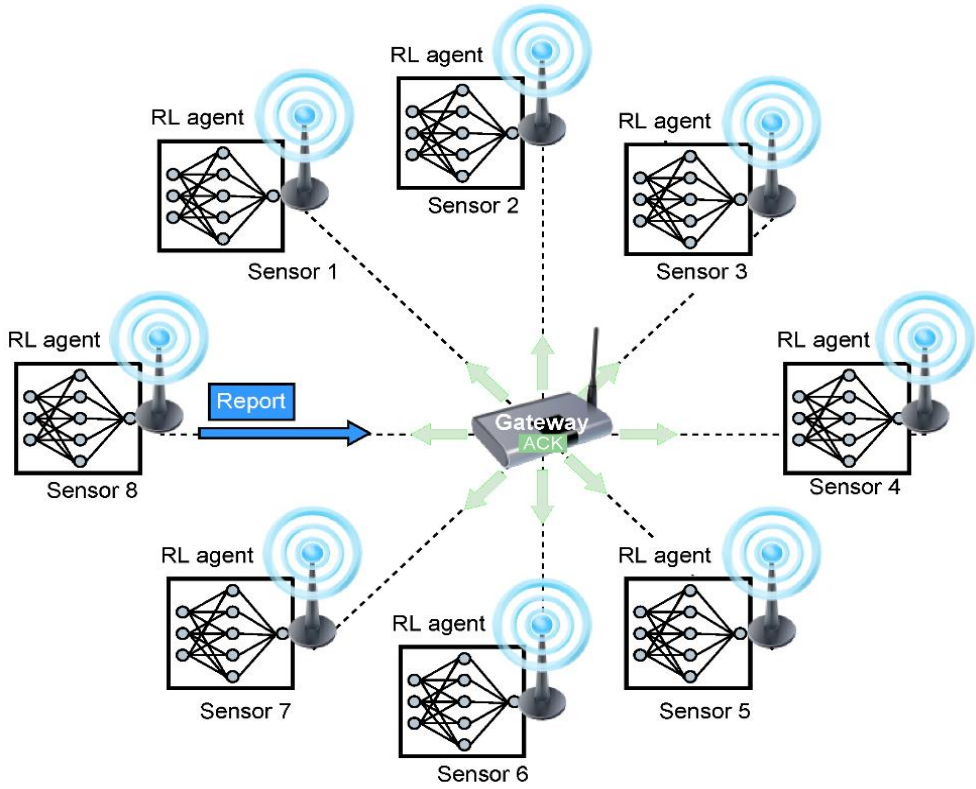
Підсилене навчання в задачах маршрутизації у безпроводових сенсорних мережах

Підсилене навчання (RL) дає змогу сенсорним вузлам навчатися оптимальної маршрутизації через взаємодію з мережею та систему винагород. Стан мережі описується параметрами енергії, RSSI, затримок і втрат пакетів, а дією є вибір сусіднього вузла. У Q-learning якість дії оцінюється через Q-функцію:

$$Q(s,a) \leftarrow Q(s,a) + \alpha \cdot \left(r + \gamma \cdot \right.$$



Базова схема RL (Agent–Environment)



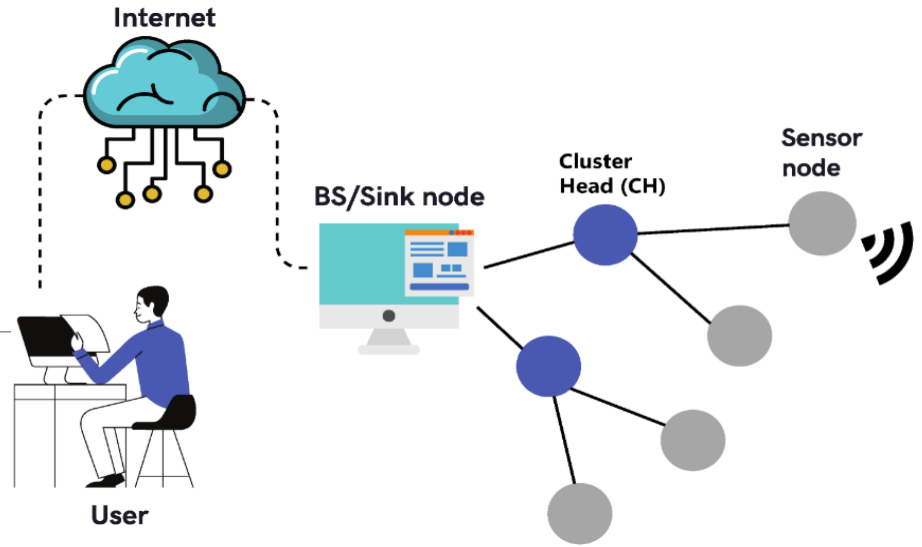
Multi-agent RL у сенсорній мережі

Застосування глибинних нейронних мереж для побудови оптимальних маршрутів

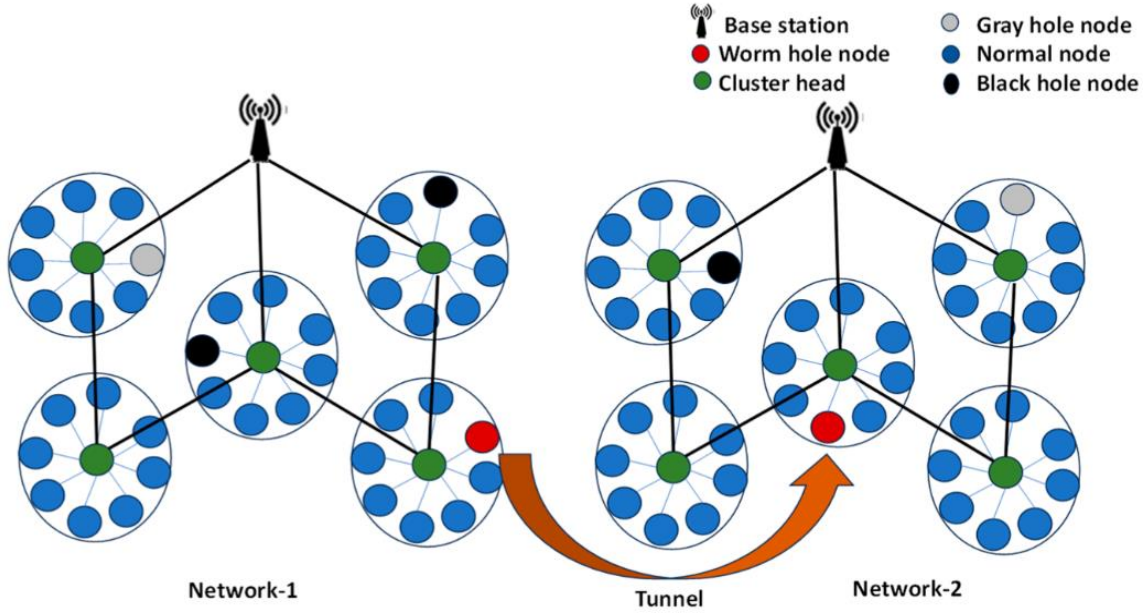
Глибинні нейронні мережі (DNN) значно розширюють можливості маршрутизації в WSN завдяки здатності працювати з багатовимірними, динамічними й шумними даними. На відміну від класичних алгоритмів, DNN можуть виявляти складні просторово-часові залежності, прогнозувати якість каналу, залишкову енергію вузлів та ризики втрат, що дозволяє формувати стабільні та енергоефективні маршрути.

DNN також використовують для вибору наступного вузла, оцінювання якості маршруту та оптимальної кластеризації. Це покращує баланс навантаження й подовжує час життя мережі. Через обмеження сенсорів моделі виконуються на шлюзах або edge-серверів, а результати передаються вузлам.

Попри потребу в даних та обчисленнях, DNN (MLP, CNN, LSTM, автоенкодери, гібриди) забезпечують значне підвищення надійності, адаптивності та продуктивності сенсорних мереж.



Архітектура кластеризованої безпроводової сенсорної мережі з представленими сенсорними вузлами, головними вузлами кластера (Cluster Head) та базовою станцією / Sink-вузлом



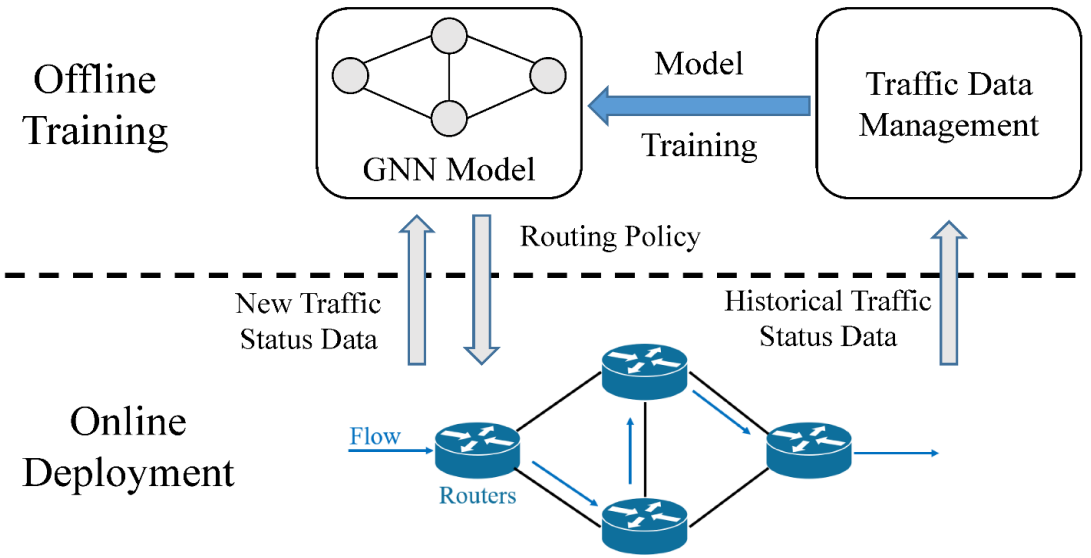
Модель кластерної топології сенсорної мережі, що включає нормальні вузли, головні вузли та вузли з аномальною поведінкою (Black Hole, Gray Hole, Wormhole)

Використання графових нейронних мереж у задачах маршрутизації сенсорних мереж

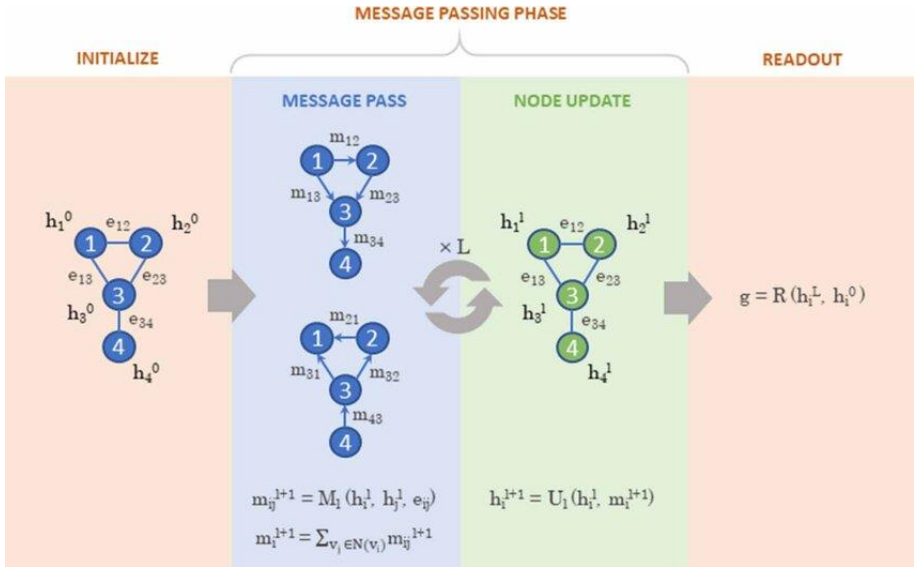
Графові нейронні мережі (GNN) добре підходять для маршрутизації в WSN, оскільки мережа природно описується графом. GNN використовують механізм *message passing*, де вузол оновлює свій стан з урахуванням сусідів:

$$h_i' = f\left(h_i, aggregate(h_j | j \in N(i))\right)$$

Це дозволяє моделі враховувати енергію вузлів, якість каналів та топологічні зміни. GNN адаптуються до динамічних умов, виявляють перевантажені або нестабільні ділянки та формують більш енергоефективні маршрути, ніж класичні алгоритми. Моделі GCN, GAT, GraphSAGE та гібриди GNN-RL забезпечують високу точність і стабільність у складних WSN.



GNN у маршрутизації WSN (offline training → online deployment)



Message Passing у GNN (ініціалізація → передавання повідомлень → оновлення вузлів → readout)

Моделі енергетичної оптимізації та прогнозування стану мережі

Енергетична оптимізація є центральним завданням у WSN, де вузли працюють від батарей і мають обмежені ресурси. Сумарне споживання енергії визначається моделлю:

$$E_{\text{total}} = E_{\text{tx}} + E_{\text{rx}} + E_{\text{proc}} + E_{\text{idle}}$$

Найбільш значущими для маршрутизації є витрати на передавання та приймання. Енергію передавання пакета довжиною lll на відстань ddd описує модель:

$$E_{\text{tx}}(l, d) = E_{\text{elec}}\, l + E_{\text{amp}}\, l\, d^{n}$$

Статичні оцінки не враховують змін топології та якості каналу, тому застосовуються прогностичні моделі, які передбачають майбутній рівень енергії вузлів. Методи машинного навчання (регресія, Random Forest, LSTM) прогнозують Er(t+1) та дають змогу уникати вузлів із низьким ресурсом.

Критерій вибору маршруту може враховувати прогноз енергії:

$$J_{\text{route}} = \sum_{i \in \text{path}} \left(\lambda_1 \widehat{E_{\text{tx},i}} + \lambda_2 \frac{1}{\widehat{E_{r,i}}} \right)$$

Обчислення моделей виконуються на шлюзах або серверах, а сенсори отримують готові рішення щодо навантаження та маршрутизації. Поєднання енергетичних моделей і прогнозування забезпечує довший час роботи та стабільність WSN.

Систематизація отриманих результатів та порівняльний аналіз розглянутих методів

Проведений аналіз показує, що ефективність маршрутизації в безпроводових сенсорних мережах визначається комплексом факторів: вибором топології, характеристиками протоколів зв'язку, моделями енергоспоживання та здатністю системи адаптуватися до динамічних умов роботи. Класичні підходи забезпечують базову функціональність, але демонструють обмеження у масштабованості, адаптивності та прогнозуванні майбутнього стану мережі.

Сучасні інтелектуальні методи — машинне навчання, графові нейронні мережі та підсилене навчання — суттєво розширюють можливості маршрутизації. ML підвищує точність вибору маршруту та забезпечує раннє виявлення проблем; GNN дозволяють аналізувати топологію на глобальному рівні; RL формує довгострокові, енергооптимальні стратегії, орієнтовані на стабільність та рівномірний розподіл ресурсів. Поєднання цих технологій створює найбільш перспективний підхід до побудови адаптивних, стійких і самонавчальних WSN.

Отже, оптимальна маршрутизація майбутнього — це інтегрована інтелектуальна система, здатна враховувати структуру мережі, прогнозувати її поведінку та самостійно коригувати роботу у динамічних умовах. Саме такі моделі формують основу сенсорних мереж нового покоління.

Порівняння підходів до маршрутизації

Підхід	Найсильніша сторона	Найслабша сторона	Оптимальні сценарії
Класичні алгоритми	Простота й мінімальні вимоги	Низька адаптивність	Малі мережі, статичні топології
ML	Прогнозування та аналіз ознак	Потреба у даних	Мережі з помірною динамікою
GNN	Аналіз структури графа	Висока складність	Великі, нерівномірні топології
RL	Довгострокова оптимізація	Дороге навчання	Динамічні WSN, мобільні мережі
Енергетичні моделі	Передбачення деградації	Чутливість до шумів	Мережі з критичними енергоресурсами

ВИСНОВКИ

- У кваліфікаційній роботі досліджено застосування методів штучного інтелекту для оптимізації маршрутизації в бездротових сенсорних мережах.
- Проаналізовано архітектуру WSN, моделі енергоспоживання та класичні протоколи, недоліки яких проявляються у низькій адаптивності, значних затримках і нерівномірному використанні енергетичних ресурсів.
- Показано, що методи машинного навчання — регресія, класифікація, кластеризація та виявлення аномалій — дозволяють прогнозувати стан мережі, оцінювати якість каналів та формувати енергоефективні маршрути.
- Особлива увага приділена графовим нейронним мережам, які природно відображають структуру WSN та забезпечують точніші рішення у динамічних топологіях.
- Також розглянуто підсилене навчання, що дає можливість формувати довгострокові стратегії передавання даних.
- Зроблено висновок, що AI-методи значно підвищують надійність, продуктивність і час життя мережі, відкриваючи перспективи для створення інтелектуальних сенсорних систем нового покоління.

Дякую за увагу!

Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Ігор МУЛЯР

Назва: ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ МАРШРУТИЗАЦІЇ У БЕЗДРОТОВИХ СЕНСОРНИХ МЕРЕЖАХ

Координатор: Катерина ДОМРАЧЕВА

Підрозділ: ННІТ

Коефіцієнт подібності 1:1

Коефіцієнт подібності 2:0.2

Тривога: 11

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

☐ виявлені в роботі запозичення є сумлінними і не мають ознак плагіату. Тому робота визнається самостійною і допускається до захисту;

☐ виявлені в роботі запозичення не мають ознак плагіату, але їх надмірна кількість викликає сумніви щодо цінності роботи і самостійності її автора. Роботу направити на доопрацювання;

☐ виявлені в роботі запозичення є недобросовісними і мають ознаки плагіату або в ній містяться навмисні спотворення тексту, що вказують на спроби приховування недобросовісних запозичень. У зв'язку з чим, робота не допускається до захисту.

…… ……

Дата *Підпис Наукового керівника*