

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ

КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: «ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ОПТИМІЗАЦІЇ
ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ В МЕРЕЖАХ ІНТЕРНЕТ РЕЧЕЙ (IOT) ДЛЯ
ПРОДОВЖЕННЯ ТЕРМІНУ СЛУЖБИ ПРИСТРОЇВ ТА ПІДВИЩЕННЯ ЇХ
ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ»

на здобуття освітнього ступеня магістр

за спеціальності 123 Комп'ютерна інженерія

(код, найменування спеціальності)

освітньо-професійної програми Комп'ютерні системи та мережі

(назва)

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

(підпис)

Олександр РЯБЕЦЬ

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ здобувача)

Виконав: здобувач вищої освіти гр.КСДМ-62

Олександр РЯБЕЦЬ

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник:

доктор філософії
(PhD)

Ярослав ТОРОШАНКО

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Рецензент:

науковий ступінь,
вчене звання

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Київ 2023

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

Навчально-науковий інститут інформаційних технологій

Кафедра Комп'ютерної інженерії
Ступінь вищої освіти «Магістр»

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія
Освітньо-професійна програма Комп'ютерні системи та мережі

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедру Комп'ютерної інженерії
Наталія ЛАЩЕВСЬКА
(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

“ _____ ” _____ 2023 року

**З А В Д А Н Н Я
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

Рябцю Олександрю Ярославовичу

(прізвище, ім'я, по батькові здобувача)

1. Тема кваліфікаційної роботи: Дослідження методів забезпечення стійкості комп'ютерної мережі в умовах надзвичайних ситуацій

керівник роботи к.т.н, доцент кафедри КІ Торошанко Я.І.

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій від “19” 10 2023 р. №145

2. Строк подання кваліфікаційної роботи _____

3. Вихідні дані кваліфікаційної роботи:

3.1. Методи забезпечення стійкості комп'ютерної мережі.

3.2. Інтернет ресурси стосовно комп'ютерних мереж в умовах НС.

3.3. Науково-технічна література.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити):

4.1. Аналіз поняття і класифікації інформаційних ресурсів.

4.2. Основні положення системи захисту інформації.

4.3. Систематизація реагування на надзвичайні ситуації.

5. Перелік ілюстраційного матеріалу: *презентація*

6. Дата видачі завдання “19” жовтня 2023р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Підбір технічної літератури	.2023р. .2023р.	Виконано
2.	Аналіз поняття і класифікації інформаційних ресурсів	.2023р. .2023р.	Виконано
3.	Основні положення системи захисту інформації	.2023р. .2023р.	Виконано
4.	Систематизація реагування на надзвичайні ситуації	.2023р. .2023р.	Виконано
5.	Оформлення роботи, висновки	.2023р. .2023р.	Виконано
6.	Розробка демонстраційного матеріалу, доповідь	.2023р. .2023р.	Виконано

Здобувач вищої освіти

Керівник кваліфікаційної роботи

Олександр РЯБЕЦЬ
(підпис) (ім'я, ПРИЗВИЩЕ)

Ярослав ТОРОШАНКО
(підпис) (ім'я, ПРИЗВИЩЕ)

РЕФЕРАТ

Текстова частина кваліфікаційної роботи на здобуття ступеня магістр: 79 стор., 5 табл., 26 рис., 20 джерел.

Мета роботи – оптимізація енергозбереження в Інтернет речей для продовження терміну служби.

Об'єкт дослідження – методи оптимізації енергозбереження в Інтернет речей.

Предмет дослідження – мережі Інтернет речей.

Короткий зміст роботи: Зі швидким розвитком мережевих технологій і рухом світу до глобального суспільства сучасні мережі, такі як хмарні обчислення, туманні обчислення та Інтернет речей, стали дуже популярними. У результаті з'являються нові типи потенційних проблем. Однією з ключових проблем є ефективне використання енергії на різних рівнях, наприклад, центри обробки даних, що містять хмарні додатки. Використання енергії накладає новий рівень складності на нові покоління мереж. Використання енергії означає здатність мінімізувати споживання енергії таким чином, щоб кількість споживаної енергії була на адекватному рівні.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: ІНТЕРНЕТ РЕЧЕЙ, ОПТИМІЗАЦІЇ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ, ЕНЕРГОЕФЕКТИВНІСТЬ, ГЛОБАЛЬНІ МЕРЕЖІ, ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ ХМАРНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

ABSTRACT

The text part of the qualification work for obtaining a master's degree: 79 pages, 26 figures, 5 tables, 20 sources.

The purpose of the work is optimization of energy saving in the Internet of things to extend the service life.

The object of research is methods of energy saving optimization in the Internet of things.

The subject of research Internet of Things networks.

Summary of the work: With the rapid development of network technology and the world's movement toward a global society, modern networks such as cloud computing, fog computing, and the Internet of Things have become very popular. As a result, new types of potential problems appear. One of the key challenges is the efficient use of energy at different levels, such as data centers containing cloud applications. Energy use imposes a new level of complexity on new generations of networks. Energy use means the ability to minimize energy consumption in such a way that the amount of energy consumed is at an adequate level.

KEY WORDS: INTERNET OF THINGS, OPTIMIZATION OF ENERGY CONSUMPTION, ENERGY EFFICIENCY, GLOBAL NETWORKS, ENERGY CONSUMPTION OF CLOUD TECHNOLOGIES

ЗМІСТ

ВСТУП.....	9
РОЗДІЛ 1 ТЕНДЕЦІЇ РОЗВИТКУ МЕТОДІВ ОПТИМІЗАЦІЇ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ В МЕРЕЖАХ ІНТЕРНЕТ РЕЧЕЙ.....	10
1.1 Огляд методів оптимізації енергоспоживання	10
1.2 Класифікація інформаційних ресурсів.....	14
1.3 Загроза інформаційній безпеці	20
1.3.1 Алгоритм Salp swarm	20
1.4 Ортогональний експериментальний (OED).....	22
РОЗДІЛ 2 ДОСЛІДЖЕННЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ В ХМАРНИХ ОБЧИСЛЕННЯХ.....	25
2.1 Оптимізація енергоспоживання для хмарного Інтернету речей	25
2.2 Енергоефективна маршрутизація для розумних мереж.....	27
2.3 Енергоефективний механізм для мереж	31
2.4 Передача даних імпульсним методом.....	34
2.4.1 Відмінності між WLAN і LoRa та мобільне радіо.....	38
РОЗДІЛ 3 ЕНЕРГОЕФЕКТИВНА МЕТОДИКА МАРШРУТИЗАЦІЇ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ДЛЯ ЗВ’ЗКУ З ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЮ МЕРЕЖЕЮ.....	40
3.1 Передача текстових пакетів	40
3.2 Підвищення енергоефективності в мережах з кількома шлюзами.....	47
3.2.1 Шлюзами розподіленні.....	54
3.3 Результат алгоритму.....	58
3.4 Оптимальний вибір шляху.....	66
3.5 Шлюз з’єднання для спілкування кінцевого вузла	77
ВИСНОВКИ.....	78
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	80
ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ.....	82

ВСТУП

Зі швидким розвитком мережевих технологій і рухом світу до глобального суспільства сучасні мережі, такі як хмарні обчислення, туманні обчислення та IoT, стали дуже популярними. У результаті з'являються нові типи потенційних проблем. Однією з ключових проблем є ефективне використання енергії на різних рівнях, наприклад, центри обробки даних, на яких розміщені хмарні додатки. Використання енергії накладає новий рівень складності на нові покоління мереж. Використання енергії означає здатність мінімізувати споживання енергії таким чином, щоб кількість споживаної енергії була на адекватному рівні. Значні дослідження були присвячені вирішенню цієї життєво важливої проблеми. Більшість досліджень, однак, намагалися вирішити проблему з точки зору оптимізованого планування ресурсів, задіяних у комунікаційних мережах, щоб енергія використовувалася оптимально.

Методи, які використовують IoT, довели свою ефективність, оскільки перший здатний забезпечити високу продуктивність у гетерогенних системах. Однак труднощі, пов'язані з IoT, такі як безпека, конфіденційність і надійність, завжди вичерпуються. З іншого боку, має необмежені можливості щодо зберігання, потужності обробки та надійності. У контексті, в якому він був розроблений, він включає кілька обчислювальних ідей, починаючи від послуг і закінчуючи основною структурою мереж. Останні дослідження поєднують переваги як IoT, так і хмарних обчислень, які називають, намагаючись мінімізувати їхні недоліки. Claudio є достатньо гнучким, щоб підтримувати різні типи послуг і даних у різномірних мережах, і він набув все більшої популярності в останні роки. Ця передова технологія накладає нові критичні проблеми. Приклади включають, але не обмежуються цим, підтримку протоколів, енергоефективність, розподіл ресурсів і місце зберігання даних.

Традиційними методами, що використовуються для управління енергією, є прогнозування на основі статистичного аналізу та підходів машинного навчання,

які застосовуються до даних споживання енергії, зібраних з лічильників електроенергії. Однак за допомогою традиційних методів погодинний прогноз споживання енергії неможливий. Якщо використовувати дані, зібрані з цифрових лічильників, і застосовувати до них методи машинного навчання, то можна буде передбачити щогодинне споживання енергії, і на основі прогнозованого споживання енергії можна оптимізувати споживання енергії, щоб уникнути марної втрати дорогоцінних енергетичних ресурсів.

Актуальність даної дипломної роботи полягає в тому, що інтернет речей стають все більш важливими для функціонування різних організацій та суспільства в цілому. Однак, енергоефективність відіграє ключову роль, такі як пристрої повинні працювати на довгій основі. Тому, важливо дослідити методи оптимізації енергоспоживання в мережах Інтернет речей для продовження терміну служби пристроїв та підвищення їх енергоефективності.

1 ТЕНДЕЦІЇ РОЗВИТКУ МЕТОДІВ ОПТИМІЗАЦІЇ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ В МЕРЕЖАХ ІНТЕРНЕТ РЕЧЕЙ

1.1 Огляд методів оптимізації енергоспоживання

Світ інформаційних і комунікаційних технологій розвивається з додаванням нових сенсорних і комунікаційних технологій, які дозволяють підключати будь-що з будь-якого місця та в будь-який час. Цей тип підключення відомий як Інтернет речей. Безпека, зв'язок, конфіденційність і стандартні процедури зв'язку в мережах на основі IoT викликають найбільше занепокоєння в наш час.

Дослідники намагаються вирішити ці проблеми, щоб мережі на основі IoT могли успішно використовуватися в реальному середовищі. Прогнозування та оптимізація споживання електроенергії в житлових будинках також є предметом занепокоєння дослідників і науковців, щоб зробити системи розумного будинку на основі IoT успішними.

Традиційними методами, що використовуються для управління енергією, є прогнозування на основі статистичного аналізу та підходів машинного навчання, які застосовуються до даних споживання енергії, зібраних з лічильників електроенергії. Однак за допомогою традиційних методів погодинний прогноз споживання енергії неможливий. Якщо використовувати дані, зібрані з цифрових лічильників, і застосовувати до них методи машинного навчання, то можна буде передбачити щогодинне споживання енергії, і на основі прогнозованого споживання енергії можна оптимізувати споживання енергії, щоб уникнути марної втрати дорогоцінних енергетичних ресурсів. Що стосується прогнозування споживання енергії, багато роботи вже виконано на основі річного, місячного, тижневого, щоденного та погодинного споживання з використанням середньої абсолютної похибки, середньоквадратичної похибки і середньоквадратичної похибки як оцінку параметри.

Прогнозування споживання електроенергії залишається проблемою для компаній, що виробляють електроенергію, через зростаючий попит на енергію,

викликаний швидким зростанням населення світу. Вчені вважають, що якщо споживання енергії не контролювати, це може призвести до її дефіциту через кілька років. Є два варіанти боротьби з нестачею енергії: Виробництво більше енергії або мінімізація споживання вже наявних енергетичних ресурсів і зменшення втрат. Виробництво енергії є дуже витратним рішенням проблеми, яке потребує багато часу та ресурсів, але з іншого боку, вживаючи певних превентивних заходів, можна досягти мінімізації споживання енергії. За останні кілька десятиліть дослідники провели багато досліджень щодо прогнозування та оптимізації споживання енергії. Прогнозування енергії є першим кроком для оптимізації споживання енергії.

На основі спожитої раніше енергії люди повинні передбачити споживання енергії наступної години, місяця або року. Концепція оптимізації енергії корисна в розумних будинках, де пристрої безперервно споживають однакову кількість енергії, але якщо ми запровадимо концепцію оптимізації в розумних будинках. Техніка оптимізації виконується на основі зовнішніх умов приміщення, таких як температура, освітлення, вологість, потік повітря, якість повітря тощо. Задоволеність мешканців будинку є важливим фактором, завдяки якому розумні будинки та оптимізація їх енергоспоживання стають хвилюючою темою для науковців та дослідників. Дослідники запропонували різні методи, засновані на алгоритмах оптимізації, щоб вирішити проблеми управління енергією та покращити індекс комфорту мешканців розумних будівель. Оптимізація мурашиної колонії та нечітка логіка використовувалися для оптимізації енергоспоживання, але все ще існує прогалина в знаннях щодо сценаріїв охолодження, і індекс комфорту мешканців потрібно певною мірою покращити з меншим енергоспоживанням. Основною проблемою вже доступних методів є залежність від географічної зони системи та диференціація умов середовища. Важливою проблемою є також підтримання балансу між індексом комфорту та енергоспоживанням. Дизайн правил відповідно до умов навколишнього середовища в нечіткій логіці є ще одним питанням. Дослідники

прагнуть збільшити індекс комфорту мешканців і зменшити споживання електроенергії за допомогою методів оптимізації та оптимізації на основі правил. Прогнозуючи параметри середовища в приміщенні, можна зменшити споживання електроенергії. Для обґрунтування проведення цього дослідження важливо розуміти наведені нижче терміни.

Наскільки нам відомо, жодна оглядова стаття не охоплювала дослідницьких питань (RQ). Алгоритми оптимізації базуються на підході до знаходження мінімальних значень математичних функцій. Використовуються для оцінки проектних компромісів, для оцінки систем управління та пошуку закономірностей у даних. Рішення задачі оптимізації складається з редукції складної проблеми на більш прості задачі, а потім розв'язування кожної простої задачі, використовуючи її рішення для розв'язання наступної проблеми. Математична оптимізація - це вибір найкращих елементів з деякого набору доступних альтернатив. Алгоритми оптимізації максимізують або мінімізують реальну функцію, вибираючи вхідне значення із заданого набору значень, і на основі цього значення оцінюють нове значення даної функції. На основі неперервних і дискретних значень задачі оптимізації поділяються на дві задачі. Необхідно знайти оптимальні параметри за допомогою методів оптимізації в системах енергоменеджменту. Параметри поділяються на дві категорії: умови навколишнього середовища в зоні розумного дому як поточні параметри в приміщенні та параметри, необхідні мешканцям розумного будинку як параметри, встановлені користувачем. Такими параметрами є температура, освітленість, вологість повітряного потоку, якість повітря тощо. Різниця помилок, яка використовується для оптимізації, є різницею між поточними параметрами та параметрами, встановленими користувачем. Мінімальна різниця похибок означає мінімальне енергоспоживання, тому метою цих методів є зменшення різниці похибок до мінімального рівня, який призведе до мінімізації споживання електроенергії. Дослідники вже використовували методи оптимізації для досягнення мінімальної різниці похибок, але все ж можливе подальше зменшення

різниці похибок. З огляду літератури було зазначено, що дослідники намагалися вирішити проблему оптимізації за допомогою двох різних методів: планування та оптимізації.

Огляд літератури показав, що багато дослідників розглядають оптимізацію загальної будівлі чи будинку, що призводить до меншого енергозбереження. У літературі існує прогалина щодо оптимізації окремих зон будинку, оскільки це заощадить більше енергії. Крім того, у верхній частині будинку температура залишається вищою порівняно з нижньою частиною, тому поділ загальної оптимізації на різні підчастини заощадить більше енергії.

1.2 Класифікація інформаційних ресурсів

Інтернет речей революціонізує використання пристроїв і технологій у багатьох програмах. Це також швидко зростаючий технологічний сектор, враховуючи багатогранність використання, до якого він піддається. Інтелектуальні датчики відповідають за збір наборів даних із навколишнього середовища. Найпоширенішими даними, які збираються та обробляються інтелектуальними датчиками IoT, є температура, вологість, атмосферний тиск або це також може бути інформація, що стосується руху. Тому ми зрозуміли, що екосистема IoT характеризується набором взаємопов'язаних пристроїв, оснащених розширеними можливостями обробки. Потім дані обмінюються з іншими пристроями за допомогою підключення до Інтернету. Пристрої IoT часто підключаються до точок доступу через бездротове з'єднання. Зазвичай ми чуємо або читаємо про промисловий IoT (у цьому випадку ми говоримо конкретніше про IIoT), про AIoT (коли IoT поєднується зі штучним інтелектом) або про IoE, що є акронімом Internet of Energy, коли IoT є використовується для застосування в енергетичному секторі. Однак проблема, яка постійно супроводжує роботу пристроїв IoT, залишається невирішеною: знайти стабільну, економічну та довговічну систему живлення для цього типу пристроїв, здатну гарантувати інтенсивний обмін даними .

Інтернет радикально змінив процес проектування більшості сучасних електронних систем, які використовують підключення як фундаментальний елемент своєї функціональності. Технології IoT відіграють центральну роль у визначенні енергетичних цілей і способів їх досягнення. Перш за все, слід пам'ятати, що Інтернет речей є ключовим фактором децентралізації, яка досягається шляхом збору потоку даних для віддаленого моніторингу. Впровадження сенсорних систем, які збирають дані та передають інформацію в хмару для моніторингу, наприклад, температури навколишнього середовища або керування опаленням, значно змінило вимоги до електронних пристроїв. У цьому сенсі IoT дозволяє ефективно керувати різними розподіленими енергетичними ресурсами, створюючи нові можливості для змін. У поєднанні з відновлюваними джерелами енергії та інтелектуальним управлінням живленням IoT може прискорити досягнення цілей енергоефективності.

Зараз IoT впроваджується в багатьох прикладних сценаріях. Давайте тепер розглянемо деякі з основних доступних інструментів і випадки використання екосистеми IoT для досягнення мети енергоефективності та зменшення споживання енергії.

Розумна мобільність досягається завдяки підключеним транспортним засобам, які можуть бути оснащені інтегрованим підключенням до Інтернету або, альтернативно, підключенням через смартфон. У цьому випадку ми говоримо про Інтернет транспортних засобів (IoV) для позначення екосистеми підключених транспортних засобів. Транспортні засоби останнього покоління, підключені до мережі, використовують інтелектуальні датчики для збору даних про навколишнє середовище, такі як датчики положення, датчики температури, датчики наближення та датчики освітлення, необхідні для гарантування високого рівня якості вимірювань і точності в прийнятих рішеннях підключення. У зв'язку з цим існують різні способи під'єднання транспортних засобів до Інтернету: транспортний засіб до хмари або V2C, транспортний засіб до транспортного

засобу або V2V, транспортний засіб до інфраструктури або V2I, автомобіль до всього або V2X.

Smart Grid: це додатки, пов'язані з IoT та IoE, які базуються на інтелектуальних датчиках, інтегрованих в електромережу, створюючи інфраструктуру інтелектуальної мережі. Ці датчики використовуються для збору цінних даних у реальному часі безпосередньо з навколишнього середовища для віддаленого моніторингу та контролю. Сильна сторона розумних мереж полягає в тому, що вони також забезпечують двосторонній потік електроенергії та інформації, як від точки споживання до точки генерації, так і навпаки. У цьому контексті інтелектуальні лічильники є важливою частиною ринку інтелектуальних мереж, оскільки вони можуть отримувати та зчитувати дані про споживання користувача та робити їх доступними для використання споживачем або менеджером з електроенергетики. Все це відбувається в реальному часі. У багатьох програмах моніторингу навколишнього середовища портативний пристрій, оснащений дисплеєм, здатним відображати витрати на енергію та споживання енергії в режимі реального часу, є важливим інструментом, який можна постачати разом із інтелектуальним лічильником. Таким чином, ці інструменти є надзвичайно цінними, оскільки вони надають правильну інформацію споживачам щодо споживання та дозволяють їм впроваджувати правильні дії для збалансування енергетичних навантажень, зменшення витрат та втрати енергії.

Розумне місто: модель, на якій базуються розумні міста, складається з мільйонів підключених пристроїв і рішень із датчиками для моніторингу температури, вологості, якості повітря, наявності газів тощо. Розумні міста можуть використовувати пристрої Інтернету речей для збору та аналізу вхідної інформації. даних, покращення інфраструктури та послуг.

Розумніші будівлі та будинки з датчиками IoT: датчики IoT підвищують рівень стійкості в інтелектуальних структурах (розумна будівля). У великих будівлях датчики IoT можуть бути розподілені в кількох точках для надсилання

даних про споживання енергії. Інформація передається в центр обробки даних, а потім аналізується для ефективного керування системами кондиціонування повітря, водяного опалення чи освітлення. На етапі обробки також бере участь штучний інтелект, який, використовуючи алгоритми для аналізу даних, отриманих централізовано, може створювати звіти або розробляти стратегії, спрямовані на економію енергії. Енергетичні звіти, які створюються періодично, наприклад, на місячній або щотижневій основі, висвітлюють тенденції у використанні енергетичних ресурсів та інформацію для більш детального контролю. Етап перевірки даних також слугує для виявлення потенційних несправностей обладнання, яке зараз застаріло або має дефекти, і, отже, для того, щоб мати можливість оперативно втрутитися, уникаючи тривалих періодів втрати енергії.

Інтелектуальні термостати IoT: вони є ефективним інструментом для значного зниження витрат як на опалення, так і на охолодження. Існує багато сучасних інтелектуальних термостатів IoT, які досягли все більшої функціональності для досягнення точного контролю температури. Саме це сприяє більшій економії енергії. Грунтуючись на звичках користувачів, датчики IoT допомагають регулювати кімнатну температуру, вивчаючи дані.

Інтелектуальні системи освітлення: інтелектуальні системи освітлення також є важливим прикладом застосування IoT для енергетичних цілей. Чим ефективніше керувати системами освітлення, тим більше енергозбереження. Типовим випадком є світлодіодні ліхтарі, які можна увімкнути за допомогою Wi-Fi, щоб контролювати їх увімкнення та вимикання за потреби, уникаючи надмірного споживання енергії для освітлення. Найефективніші технології освітлення, засновані на IoT, створюють переваги для компаній або окремих осіб, особливо у випадках, коли в будинках і будівлях є приміщення для комерційного використання або споруди з офісами, які залишаються освітленими протягом усього дня, навіть якщо в цьому немає необхідності, марно споживаючи електрика.

Збір енергії: ми всі знаємо, наскільки пристрої, підключені до Інтернету речей, залежать від використання батарей. Дослідження в технологічній галузі намагаються розробити нові стратегії для вирішення проблеми тривалості роботи батареї для IoT шляхом створення нових моделей зберігання енергії для продовження терміну служби батареї. Насправді батареї в додатках IoT надзвичайно важливі, оскільки вони є основним джерелом енергії. На відміну від більших підключених систем, пристрої Інтернету речей часто не мають доступу до електромережі й потребують самостійного живлення. Для багатьох додатків Інтернету речей із наднизьким енергоспоживанням збір енергії є найбільш перспективним рішенням.

Однак, на відміну від електронних систем, які використовують збір енергії, батареї потрібно буде замінити на певному етапі їх роботи, але вартість заміни часто вища, ніж вартість пристрою IoT. З цієї точки зору IoT є одним із ключових секторів у пошуку нових рішень для збору енергії. На сьогоднішній день збір енергії може підвищити стійкість у світі пристроїв Інтернету речей, відкриваючи шлях для нових форм інновацій і нових реалізацій із датчиками низького енергоспоживання, портативними пристроями та пристроями, що використовуються для зберігання електроенергії.

Нові моделі зберігання та використання енергії можуть допомогти продовжити термін служби батарей або навіть повністю відмовитися від їх використання. Це можна досягти, наприклад, шляхом використання збору енергії для живлення пристрою, коли енергія доступна, і поверненням до використання батареї, коли накопичена енергія збору вичерпується. Інший випадок полягає в тому, що зібрана енергія використовується для зарядки акумуляторної батареї, що гарантує роботу протягом тривалих періодів, коли енергія недоступна. Потужність, необхідна для обробки даних на пристрої IoT, досить висока, і в цьому випадку для живлення системи можуть знадобитися батареї. Сучасна промисловість рухається до збирання енергії, що може значно подовжити термін служби батареї або навіть повністю виключити батареї. Для живлення пристроїв

IoT процес збору енергії може отримувати енергію з джерел навколишнього середовища, таких як радіочастотні хвилі, температурні градієнти, сонячні батареї, навколишнє світло або механічний рух. Вибір найкращого методу збору енергії залежить від конкретного типу програми, вимог до енергії, процесорів, комунікаційних технологій і стандартів, умов навколишнього середовища та можливостей використовуваного пристрою. При розробці електронної системи насправді важливо завжди визначати активні функції в різних режимах роботи, щоб забезпечити стабільну роботу пристрою.

Розробка пристрою IoT, який може працювати стабільно, потребує ретельного проектування. Значна економія енергії, якої можна досягти шляхом впровадження технологічних рішень і моделей Інтернету речей, має дуже позитивний вплив як на прибутки компанії, так і на навколишнє середовище з точки зору сталого розвитку. Сьогодні головною метою досліджень у технологічній галузі є гарантування належного рівня гнучкості, необхідного для задоволення вимог щодо підключення більшості додатків Інтернету речей, з метою зменшення споживання та втрати енергії, щоб зробити Інтернет речей більш ефективним і безпечним, таким чином мінімізація «побічних ефектів», які можуть вплинути на навколишнє середовище. Фактично, поточний ринок підключених пристроїв вимагає високого рівня продуктивності, що супроводжується станом дуже низького споживання струму для продовження терміну служби батареї. Основна мета розробки сучасних систем IoT насправді полягає в економії енергії за рахунок збереження часу роботи батареї та одночасного зменшення витрат енергії та поточного споживання пристрою. У цьому напрямку розвитку технологія збору енергії є ключовим моментом для IoT, оскільки вона гарантує додатки з достатньою потужністю, щоб використання батарей було непотрібним, таким чином створюючи очевидний позитивний вплив на навколишнє середовище.

1.3 Огляд методів оптимізації енергоспоживання

Salp swarm algorithm — це відносно новий і простий алгоритм метаевристичної оптимізації на основі роїв, натхненний поведінкою сальп у зграях під час пошуку їжі та навігації в океанах. Хоча SSA дуже конкурентоспроможна, але страждає від деяких обмежень, включаючи незбалансовану розвідку та експлуатацію, повільну конвергенцію. Таким чином, це дослідження представляє вдосконалену версію SSA, яка називається OOSSA, щоб підвищити комплексну продуктивність основного методу.

Запропоновано нову стратегію навчання на основі опозиції, засновану на принципі зображення оптичних лінз, і в поєднанні з ортогональним експериментальним планом методика навчання на основі ортогональної опозиції розроблена, щоб допомогти популяції вийти за межі локального оптимуму. Далі використовується схема адаптивного регулювання кількості лідерів, щоб збільшити можливості глобальної розвідки та покращити швидкість конвергенції.

Крім того, стратегія динамічного навчання застосована до канонічної методології для покращення можливостей експлуатації. Експериментальні результати показують, що розроблений OOSSA значно перевершує стандартний SSA, популярні на даний момент алгоритми на основі SSA та інші сучасні метаевристичні алгоритми для вирішення чисельної оптимізації, оптимізації реальних інженерів і параметрів фотоелектричної моделі проблеми вилучення. Нарешті, розроблено підхід до планування шляху на основі OOSSA для створення найкоротшого маршруту без перешкод для автономних мобільних роботів.

1.3.1 Алгоритм Salp swarm (SSA)

Сальпи - це напівпрозорі колоїдні морські організми, які нагадують медузу і рухаються, вдихаючи та викидаючи морську воду. Дослідники математизували ланцюгову структуру сальп і запропонували SSA. SSA ділить сальпи на два типи:

лідери та послідовники. Ведучий знаходиться в передній частині ланцюга сальп, а послідовники - позаду, як показано на малюнку 1.

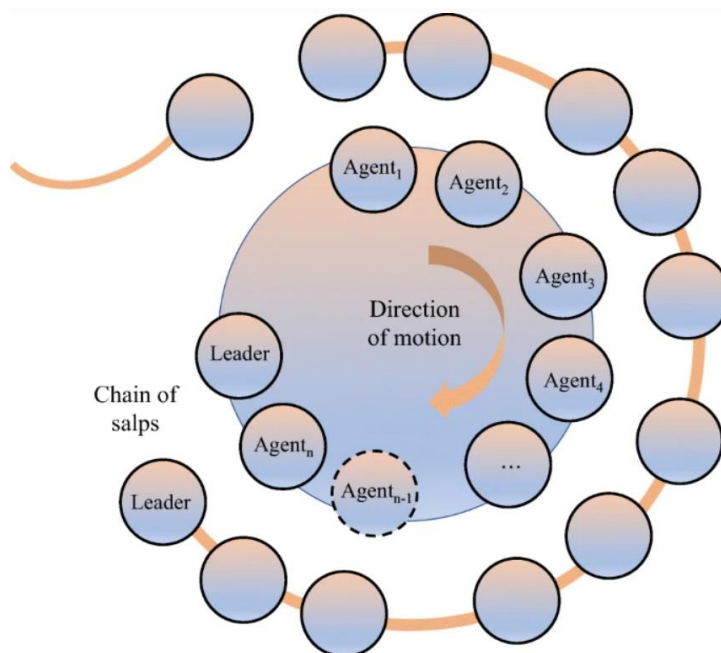


Рисунок 1.1 – Послідовний рух сальп

У SSA джерело їжі є ціллю пошуку їжі ланцюга сальп, яка спрямовує лідера до оновлення позиції.

Процес пошуку алгоритму SSA включає два етапи: глобальне дослідження та локальне використання. Під час етапу ініціалізації випадково згенерована початкова сукупність шукає випадковим чином у просторі пошуку, щоб допомогти алгоритму зафіксувати область оптимального рішення. Потім алгоритм переходить на стадію експлуатації та виконує точний пошук в обмеженій області, визначеній на попередньому етапі, щоб підвищити точність конвергенції. Слід зазначити, що параметр контролю відстані s 1 має важливий вплив на процес пошуку.

На ранній стадії еволюції значення s 1 є великим, що може допомогти алгоритму дослідити весь простір рішень, параметр s 1 адаптивно зменшується протягом ітерацій, а мале значення s 1 може допомогти алгоритму проводити

точну експлуатацію в конкретному районі пошуку. Оскільки немає попередніх відомостей про положення джерела їжі, глобальне оптимальне рішення, отримане в кожній ітерації, встановлюється як поточне положення джерела їжі.

1.4 Ортогональний експериментальний (OED)

OED є ефективним інструментом для пошуку оптимальної комбінації багатofакторних і багаторівневих експериментів за допомогою невеликої кількості експериментів. Наприклад, для експерименту з 2-рівневим 7-фактором потрібно 128 тестів, щоб знайти оптимальну комбінацію. Якщо використовується ортогональна схема тесту, відповідно до ортогональної таблиці $L_8(2^7)$, такої як рівняння, оптимальну або кращу комбінацію можна знайти лише за допомогою 8 тестів, що значно підвищує ефективність тесту.

Оскільки немає гарантії, що оптимальна комбінація міститься в ортогональній таблиці, при використанні ортогональної таблиці зазвичай необхідно виконати факторний аналіз, щоб знайти теоретичну оптимальну комбінацію експерименту, і об'єднати всі комбінації в ортогональній таблиці. таблицю для визначення найкращого рішення експерименту.

З цієї причини для вищезазначених експериментів з 2 рівнями та 7 факторами спочатку можна отримати вісім груп варіантів комбінацій відповідно до ортогональної таблиці $L_8(2^7)$, потім виконується факторний аналіз, щоб знайти набір теоретично оптимальних комбінацій. Нарешті, дев'ять комбінацій оцінюються, щоб знайти найкращі комбінації для експерименту.

$$L_8 (2^7) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 2 & 2 & 2 & 2 \\ 1 & 2 & 2 & 1 & 1 & 2 & 2 \\ 1 & 2 & 2 & 2 & 2 & 1 & 1 \\ 2 & 1 & 2 & 1 & 2 & 1 & 2 \\ 2 & 1 & 2 & 2 & 1 & 2 & 1 \\ 2 & 2 & 1 & 1 & 2 & 2 & 1 \\ 2 & 2 & 1 & 2 & 1 & 1 & 2 \end{bmatrix}.$$

Рисунок 1.2 - Варіантів комбінацій

Згідно з попереднім розділом, ватажок постійно рухається в напрямку джерела їжі, а послідовники йдуть упригол за ватагом. У цьому випадку ланцюг сальпів успішно завершив процес пошуку їжі під керівництвом провідного сальпа. Як відомо з рівнянь, поточне оптимальне рішення, тобто положення джерела їжі, має лише прямий вплив на провідний сальп, тоді як вплив на наступних є непрямим, і сила є відносно слабкою. Джерело їжі є найкращим орієнтиром, коли рій сальп шукає їжу в океані, тому дуже важливо, щоб джерело їжі було розташоване в глобальному оптимальному місці. Однак через брак попередніх знань важко визначити, чи перебуває поточне джерело їжі в глобальному оптимальному стані. Якщо джерело їжі знаходиться в локальній оптимальній області, ланцюг сальп збиратиметься в локальній оптимальній області, що призведе до втрати різноманітності популяції, і, нарешті, змусить алгоритм сходитися до локального оптимального розташування 30 сальп задачі сфери з трьома вимірами в інтервалі $-100, 100$, які спостерігаються на різних етапах SSA.

У міру збільшення кількості еволюцій провідний сальп продовжує наближатися до джерела їжі, а наступні йдуть один за одним. Усі сальпи утворюють ланцюжок і рухаються навколо джерела їжі. На середньому етапі SSA

усі особини продовжують стискатися до місця джерела їжі, а діапазон пошуку продовжує звужуватися до кінця процесу оптимізації, всі особини збираються поблизу поточного оптимального рішення, і різноманітність популяції втрачається. Якщо джерело живлення розташоване в локальному оптимумі, тоді лідер приведе ланцюг сальп до поступового переміщення до місцевої оптимуму, що зрештою призведе до того, що SSA впаде в локальний оптимум. Тому необхідно скоригувати стратегію оновлення позиції лідера, щоб покращити різноманітність алгоритму SSA. Базовий SSA схильний до стагнації пошуку, тому важко досягти мети глобального балансу швидкої конвергенції пошуку. Окрім проаналізованих вище причин, важливою причиною цієї трагедії є також необґрунтована кількість лідерів і послідовників. У канонічному алгоритмі SSA лідер відповідає за глобальне дослідження, а послідовник відповідає за локальне використання. Тобто лідер спочатку знаходить приблизне наближення глобального оптимуму, а потім послідовники точно шукають у цій області, щоб підвищити точність рішення. У стандартному SSA завжди є лише один лідер, що означає, що на ранній стадії оцінки глобальний пошук, який виконує один лідер, є недостатнім, занадто багато послідовників призведе до надмірної локальної експлуатації, що призводить до передчасної конвергенції. Ця ситуація також існує в пізнішій ітерації. Для вирішення цієї проблеми потрібен адаптивний механізм кількості лідерів, тобто кількість лідерів змінюється протягом ітерацій, намагаючись досягти мети балансу розвідки та експлуатації. Крім того, базовий SSA має низьку продуктивність з точки зору точності конвергенції.

Обговорені вище моменти спонукали авторів оцінити, що існують певні обмеження в базовому SSA, тому наведена вище точка зору є мотивацією пропозиції вдосконаленої версії SSA. Нова структура на основі SSA спрямована на усунення недоліків SSA за допомогою різних модифікацій, щоб покращити загальну продуктивність базового SSA. Детальне обговорення кожного з представлених операторів наведено в наступних підрозділах.

2 ДОСЛІДЖЕННЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ В ХВАРНИХ ОБЧИСЛЕННЯХ

2.1 Оптимізація енергоспоживання для хмарного Інтернету речей

Зі швидким розвитком мережевих технологій і рухом світу до глобального суспільства сучасні мережі, такі як хмарні обчислення, туманні обчислення та IoT, стали дуже популярними. У результаті з'являються нові типи потенційних проблем. Однією з ключових проблем є ефективне використання енергії на різних рівнях, наприклад, центри обробки даних, на яких розміщені хмарні додатки. Використання енергії накладає новий рівень складності на нові покоління мереж. Використання енергії означає здатність мінімізувати споживання енергії таким чином, щоб кількість споживаної енергії була на адекватному рівні.

Значні дослідження були присвячені вирішенню цієї життєво важливої проблеми. Більшість досліджень, однак, намагалися вирішити проблему з точки зору оптимізованого планування ресурсів, задіяних у комунікаційних мережах, щоб енергія використовувалася оптимально.

Методи, які використовують IoT, довели свою ефективність, оскільки перший здатний забезпечити високу продуктивність у гетерогенних системах. Однак труднощі, пов'язані з IoT, такі як безпека, конфіденційність і надійність, завжди вичерпуються. З іншого боку, Cloud Computing має необмежені можливості щодо зберігання, потужності обробки та надійності. У контексті, в якому він був розроблений включає кілька обчислювальних ідей, починаючи від послуг і закінчуючи основною структурою мереж.

Останні дослідження поєднують переваги як IoT, так і хмарних обчислень, які називають Cloud IoT, намагаючись мінімізувати їхні недоліки. Cloud є достатньо гнучким, щоб підтримувати різні типи послуг і даних у різноманітних мережах, і набуває все більшої популярності в останні роки. Ця передова технологія накладає нові критичні проблеми. Приклади включають, але не

обмежуються цим, підтримку протоколів, енергоефективність, розподіл ресурсів і місце зберігання даних.

На Рисунку 2.1 оцінка мінімального енергоспоживання в Cloud IoT є відносно складною проблемою, і багато хто часто намагається вирішити цю дилему за допомогою методів оптимізації. З цієї точки зору проблема визначається як цільова функція та намагається визначити її можливе та оптимальне рішення. Застосування GA є одним із запропонованих рішень для вирішення проблем енергоспоживання та оптимізації. Основним припущенням, що лежить в основі GA, є поєднання виняткових характеристик від різних предків, які, ймовірно, створять краще та оптимізоване потомство, яке, у свою чергу, може мати покращену пристосованість порівняно з вихідними предками. Таким чином, якщо методика реалізується ітеративно, нащадки будуть більш оптимізованими, що призведе до більш високої стійкості в середовищі, в якому вони працюють.

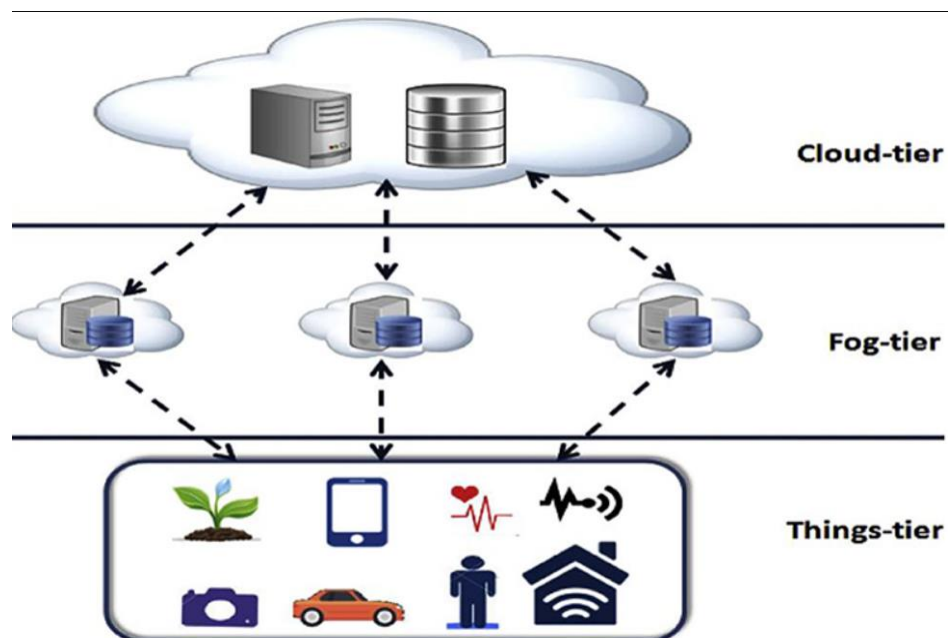


Рисунок 2.1 Модель Cloud IoT із підтримкою Fog.

У цій статті пропонується новий метод енергоефективності в Cloud IoT. Метод побудований на основі GA. Запропонований метод обчислює час виконання та енергоспоживання, щоб зменшити енергоспоживання запитів програми.

Було проведено кілька досліджень, щоб знайти рішення для ефективного використання енергії в CloudIoT. Незважаючи на значні досягнення, методи дуже різноманітні, а проблеми все ще дуже складні, що завжди є гострою проблемою для дослідницької спільноти.

Таким чином, основний внесок полягає в тому, щоб запропонувати життєздатне рішення, яке передбачає збільшення терміну служби батареї для вузлів Інтернету речей, зниження споживання енергії та імпровізацію вимоги до якості обслуговування для програм реального часу в Cloud IoT.

2.2 Енергоефективна маршрутизація для розумних мереж

Енергоефективні протоколи маршрутизації в додатках Інтернету речей (IoT) завжди мають колосальне значення, оскільки вони покращують довговічність мережі. Додаток інтелектуальної мережі (SG) IoT використовує розширену інфраструктуру вимірювання (AMI) для зчитування та реєстрації споживання електроенергії періодично або за запитом. Вузли датчиків AMI в мережі інтелектуальної мережі сприймають, обробляють і передають інформацію, яка потребує енергії, яка є обмеженим ресурсом і є важливим параметром, необхідним для підтримки мережі протягом тривалого часу. У цій роботі обговорюється новий критерій енергоефективної маршрутизації в середовищі SG, реалізований за допомогою вузлів LoRa. По-перше, модифікований протокол LEACH–сукупна низькоенергетична адаптивна ієрархія кластеризації (Cum_LEACH) пропонується для вибору голови кластера серед вузлів. Використовується сукупний розподіл енергії вузлів для вибору голови кластера. Крім того, для передачі тестового пакета створюється кілька оптимальних шляхів

за допомогою квадратичного алгоритму LOADng (qAB_LOADng) на основі оптимізації африканських буйволів. Найкращий оптимальний шлях вибирається з цих кількох шляхів за допомогою модифікованої версії алгоритму MAX, яка називається алгоритмом SMAx. Цей критерій маршрутизації показав покращений профіль споживання енергії вузлами та кількість активних вузлів після роботи протягом 5000 ітерацій порівняно зі стандартними протоколами маршрутизації, такими як LEACH, SEP і DEEC.

Інтелектуальні мережі (SG) ефективно вирішують проблему втрати електроенергії, вирішуючи такі проблеми, як неефективна споживча електроніка, відсутність підзвітних технологій, спорадичний моніторинг і зв'язок, а також відсутність системи зберігання електроенергії. Комунальним підприємствам у SG дозволено використовувати інформаційно-комунікаційні технології (ІКТ) для оцінки, моніторингу та регулювання попиту та постачання електроенергії з невеликим негативним впливом на навколишнє середовище.

Пропонуючи протоколи двостороннього зв'язку, додатки, натхненні Інтернетом речей, пропонують значні рішення для покращення постачання електроенергії та попиту, допомагаючи модернізувати застарілі електромережі в SG. У всьому світі кількість встановлених пристроїв IoT зросла, і електромережі не є винятком. Ці пристрої IoT являють собою набір спеціалізованих фізичних елементів із вбудованою технологією, які можуть спілкуватися із зовнішнім світом. Для моніторингу та керування інфраструктурою багато пристроїв IoT інтегровано в SG. Ці пристрої автономно реєструють інформацію про стан мережі та передають дані об'єктам, які використовують ці дані для належного керування мережею.

Комунікаційні технології відіграють вирішальну роль у розвитку та експлуатації SG. Вони забезпечують обмін даними та інформацією між різними компонентами мережі. Було розроблено різні архітектури та інфраструктури, щоб допомогти у виборі комунікаційних технологій для SG, таких як аналітичний ієрархічний процес АНР і багатокритеріальний аналіз рішень MCDA. Ці моделі

враховують різні фактори та допомагають особам, які приймають рішення, вибрати найбільш підходящу комунікаційну технологію для свого конкретного проекту інтелектуальної мережі. Деякі поширені комунікаційні технології та стандарти, що використовуються в системах інтелектуальних електромереж, включають розширену інфраструктуру вимірювання АМІ, диспетчерське керування та збір даних SCADA, розподілені системи управління енергетичними ресурсами DERMS, OpenADR, IEEE 802.15.4, IEC 61850, і ZigBee. Ці технології та стандарти розроблені як енергоефективні, надійні та безпечні та постійно розвиваються, щоб покращити роботу розумних мереж.

Зусилля щодо вибору найкоротшого шляху або оптимального шляху для комунікаційних технологій у розумних мережах передбачають аналіз різних факторів, таких як надійність, безпека, масштабованість та економічна ефективність. Вибір комунікаційних технологій для інтелектуальних мереж також повинен враховувати специфічні вимоги до мережі, такі як тип і кількість пристроїв, які підключаються, відстань між пристроями та пропускна здатність, необхідна для передачі даних. Комунікаційна архітектура на основі Інтернету речей дозволяє розробляти та експлуатувати сумісні мікромережі, які включають аспекти управління енергією та безпеки портів комутатора, щоб зменшити навантаження на комунальну мережу.

Рисунок 2.2 показує різні компоненти інтелектуальної мережі SG і як вони взаємодіють. Важливими компонентами є вдосконалена вимірювальна інфраструктура АМІ, передові мережі зв'язку, автоматизація розподілу DA, системи зберігання енергії ESS, передача, підсистеми розподілу та центри управління. Щоб технологія розумних мереж працювала, повинні існувати передові мережі зв'язку для передачі даних між комунальним підприємством і споживачем, включаючи волоконно-оптичні кабелі, бездротові мережі або супутниковий зв'язок. Ця робота була зосереджена на зв'язку між шлюзами АМІ та LoRa.

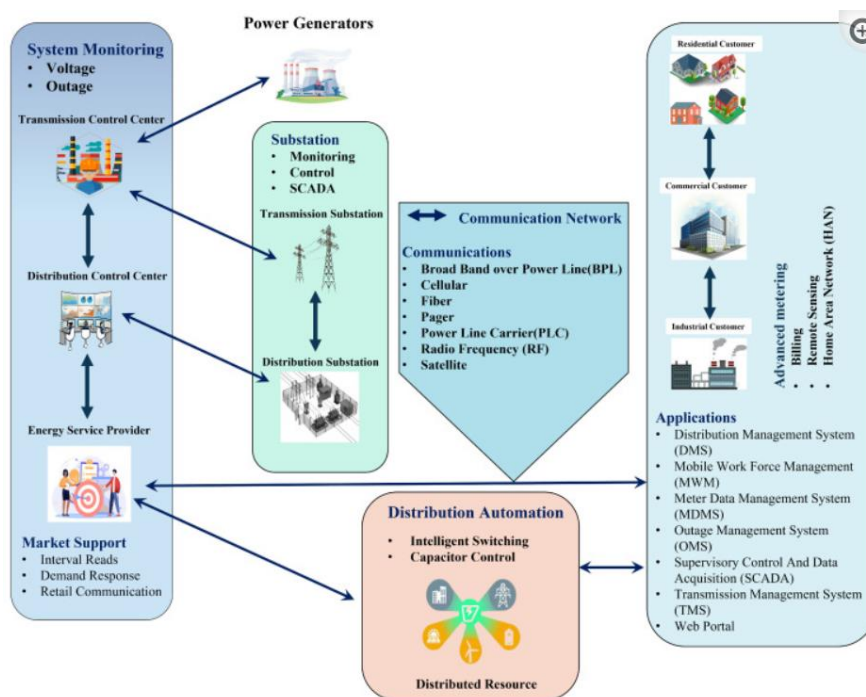


Рисунок 2.2 - Концепція розумної мережі з її компонентами.

Бездротові сенсорні мережі WSN, які використовуються в SG, дозволяють датчикам автономно збирати дані та ефективно направляти пакети до BS. Кожен вузол у SG формує мережу WSN-IoT, яка потім збирає інформацію з певної області та пересилає її до місця призначення. Така техніка виявлення та маршрутизації даних вимагає інтенсивного обміну інформацією між вузлами, що призводить до більшого зменшення енергії.

Формування окремої сенсорної мережі вимагає випадкового розміщення певної кількості багатфункціональних сенсорних вузлів у віддаленому регіоні, які мають кінцеву потужність батареї. Малопотужні WSN є центром більшості сучасних сенсорних систем, які також трансформували промисловий моніторинг і діагностику. Ці вузли зі слабким живленням можуть обмінюватися бездротовим зв'язком і швидко формувати мережу.

Оскільки WSN часто знаходяться в некерованих, складних середовищах, відновити батареї, коли розряджені, складно. Якість електроенергії та термін служби мережі є пріоритетними для покращення енергообмежених WSN. Вважається, що найкращим підходом для підтримки споживання енергії в

сенсорних вузлах є методи кластеризації . Кожен кластер має одну голову кластера СН і кілька вузлів-членів кластера СМ. КМ надсилає інформацію до свого відповідного СН у кластері агрегації даних і передає її на базову станцію BS. Метою протоколу WSN є передача об'єднаних даних з усіх СН до BS для додаткового аналізу.

Такий тип маршрутизації призводить до високих витрат на електроенергію та несподіваних затримок вузлів, що потенційно може призвести до непрацездатності мережі; отже, важливо знайти способи ефективного продовження терміну служби мережі. У несприятливих ситуаціях бездротового зв'язку забезпечення доставки даних з урахуванням якості, таких як масштабованість, покриття мережі, пропускна здатність, стабільність, термін служби, надійність, складність і затримка, становить критичні питання дизайну в SG.

2.3 Енергоефективний механізм для мереж

Інтернет речей — одна з областей комп'ютерної техніки та науки, яка пропонує нам різноманітні можливості та рішення для сучасних проблем. Отже, зрозуміло, що ринок IoT. Пристрої IoT мають на меті запропонувати рішення з технологіями, які можуть з'єднувати бездротові пристрої на великих відстанях. Глобальні мережі низької потужності (LPWAN) є одним із трендів майбутнього IoT, і існує багато протоколів і технологій, таких як Long Range (LoRa), NarrowBand-IoT (NB-IoT), Sigfox, Weightless (містить три стандарти LPWAN).), NarrowBand Fidelity (NB-Fi) тощо.

LoRa - це сучасна технологія IoT, яка забезпечує зв'язок на великій відстані, зберігаючи споживання енергії на досить низькому рівні. LoRa — це техніка модуляції з розширеним спектром, яка походить від технології Chirp Spread Spectrum (CSS). Деякі проблеми, з якими намагається впоратися LoRa, це, наприклад, моніторинг об'єктів, моніторинг споживання енергії в будівлях тощо.

Технологія LoRa сьогодні стала однією з дуже важливих технологій для додатків, заснованих на IoT. Вузли в мережі LoRa підключаються безпосередньо до шлюзу в топології «зірка», щоб мінімізувати складність мережі. LoRa складається з різних параметрів, таких як коефіцієнт розповсюдження (SF), центральна частота, швидкість кодування, пропускна здатність. З цих параметрів вузол повинен вибрати правильні для успішної передачі.

Одним із додатків, які можуть використовувати технології LPWAN, є системи пошуку та порятунку SAR.

SAR – це процес порятунку людей, які опинилися в небезпеці та потребують допомоги. Такі системи потребують взаємодії широкого діапазону доменів та обладнання, що базується на шляху та місцевості, у якій заблукала людина, наприклад, у морі чи в гірській місцевості. Окрім більш класичних засобів пошуково-рятувальної допомоги, таких як вертольоти, катери тощо, використовувалися сучасні засоби, такі як безпілотні літальні апарати (БПЛА). Це свідчить про те, що інноваційні рішення IoT використовуються все частіше. Одним із рішень, яке може принести користь у сфері SAR, може бути використання носіїв.

WeSAR – це система пошуково-пошукового пошуку, яка призначена для використання в умовах, коли люди загинули та перебувають у небезпеці. Пристрій для носіння повідомить родичам та/або владі про те, що користувачі переїхали із зазначеної території. Цільова група користувачів системи: люди з розладами аутизму, люди з деменцією, малюки та діти в парку розваг, де ймовірність заблукати зростає.

Основними конструктивними рішеннями для носимих пристроїв проекту WeSAR є відсутність GPS через те, що модуль GPS має підвищені потреби в енергії і впровадження служби локалізації на основі модуля LoRa, що є енергоефективним підходом. Більше того, під час роботи SAR точність локалізації, що забезпечується LoRa десятки метрів, є прийнятною, і немає потреби у точнішій локалізації наприклад: Локалізація GPS із значною вартістю

споживання енергії. За допомогою такого підходу можна задовольнити точну локалізацію (для потреб SAR), і в той же час носимого пристрою вистачити для більшості операцій SAR, навіть час автономної роботи не є 100%.

Метою цієї роботи є рекомендація енергоефективного механізму для мереж LoRa, як це було вивчено в рамках проекту WeSAR. Цей механізм намагається зменшити споживання енергії вузлами, що згодом призводить до спроби зменшити споживання носимого пристрою. Цей механізм здатний значно подовжити термін служби батареї, щоб працівники SAR могли дістатися до заблукалих. Відповідно до інформації під час 7-річного дослідження всіх пошуково-рятувальних операцій, проведеного в штаті Орегон, привела до висновку, що для того, щоб заблукана особа мала помірні або високі шанси вижити, цю особу потрібно знайти в межах 50 годин з моменту його втрати. Беручи це до уваги, описується як архітектура системи, так і енергоефективний механізм, який спрямований на досягнення цієї мети. Після цього впроваджується архітектура за допомогою симулятора Framework for Long Range FLoRa і розширюємо, щоб відповідати можливостям і випадкам, які потрібні моделювати. Використовується симулятор FLoRa, і це відбувається з кількох причин.

По-перше, необхідно вивчити ідеї щодо механізмів та алгоритмів енергоефективності, перш ніж переходити до дорогих реалізацій. Це дає багато інформації про те, чого очікувати як результати, а також про проблеми та обмеження, які необхідно вирішити перед впровадженням. Крім того, таким чином можна оцінити та отримати деякі кількісні результати для системи перед розгортанням. Крім того, можна зрозуміти, як відповідна реальна система може працювати в масштабі, оскільки неможливо перевірити систему з сотнями вузлів 500 вузлів у нашому моделюванні до завершення проекту.

Провівши необхідні вимірювання витрат енергії, а потім відповідно до цих вимірювань, можна протестувати запропонований механізм у масштабованому середовищі моделювання. За допомогою моделювання іде перевірка сценарії,

коли вузли стаціонарні та мають модель мобільності відповідно до бібліотеки INET. Вузли рухатимуться відповідно до моделі лінійної мобільності з постійною швидкістю та моделі масової мобільності. Значення для моделі енергоспоживання пристрою отримано з комплекту розробки Dialog wearable DA 14681 Development Kit (DK), який використовувався для реалізації прототипу проекту WeSAR.

2.4 Передача даних імпульсним методом

LoRa використовує CSS модуляція, яка використовує метод розширення частоти як метод модуляції. Так звані імпульси ЛЧМ відправляються у вигляді символів, які збільшують або зменшують частоту LoRa безперервно з часом. Передача даних потім здійснюється послідовною послідовністю цих ЛЧМ-імпульсів.

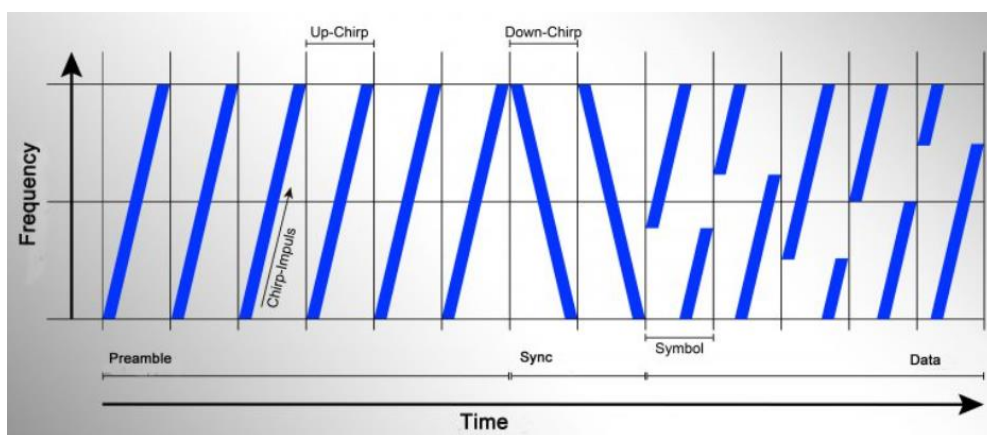


Рисунок 2.3 – Графік ЛЧМ імпульсів

Оскільки LoRa працює в смугах частот ISM (433 МГц, 868 МГц і 915 МГц), потужність передачі випромінювання обмежена. Для того, щоб мати більший діапазон радіозв'язку, ніж звичайні типи модуляції, такі як Для досягнення FSK (Переключення частот), чутливість приймача була значно покращена з LoRa. Приймач LoRa все ще може успішно приймати та декодувати корисний сигнал

LoRa до 20 дБ нижче за рівень шуму, що призводить до чутливості приймача максимум -149 дБм. Порівняно з максимальною чутливістю FSK близько. -125 дБм до -130 дБм, LoRa пропонує значне поліпшення. З приймачем ФСК сигнал може бути успішно декодований, тільки якщо корисний сигнал.

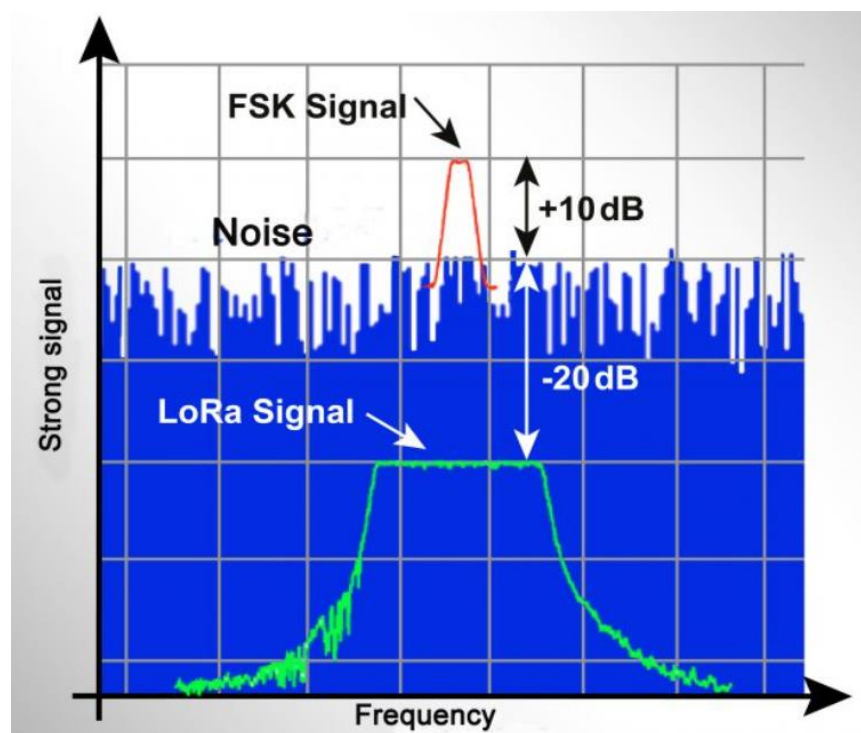


Рисунок 2.4 – Рівень шуму LoRa сигналу

Завдяки тому, що LoRa все ще може успішно отримувати корисний сигнал до 20 дБ нижче рівня шуму, стійкість до радіоперешкод значно краща, ніж у FSK. Системи FSK працюють правильно, тільки якщо сигнал перешкоди принаймні 10 дБ слабший за корисний сигнал. У кращому випадку, Системи LoRa все ще можуть отримувати корисний сигнал, якщо сигнал 20 дБ перешкоди сильніше, ніж корисний сигнал.

З наведеного вище малюнка видно, що LoRa може отримувати близько 30 дБ слабкі сигнали, ніж FSK. Проте, є два обмеження, які до певної міри відносять цю велику різницю.

Порівняння вимірювань між LoRa та FSK

Щоб дізнатися, наскільки хороший LoRa, слід провести пряме порівняння між LoRa та FSK. Для цього, раніше використовувані стандартні приймачі FSK порівнюються з даними з LoRa / FSK трансівер SX1261.

За інформацією з таблиць, LoRa досягає максимальної чутливості як мінімум на 24 дБ краще, ніж із кращим трансівером FSK (SX1261). У порівнянні зі старими приймачами FSK (CC1020 та CC1101), максимальна чутливість навіть 31 або 33 дБ краще. Оскільки можна припустити, що діапазон радіозв'язку може бути подвоєний для кожного 10 дБ більше чутливості, а 4 в 8 разів радіопередача повинна бути можливою LoRa в порівнянні з FSK.

Однак, помітно, що максимальна чутливість LoRa досягається при надзвичайно повільній швидкості передачі даних, що дорівнює всього 0.02 кбіт / s. Для того, щоб отримати пряме, значуще порівняння між різними трансіверами, чутливість всіх приймачів визначається на одній швидкості передачі даних. За словами виробника Semtech, LoRa повинен був досягти приблизно 7 в 10 дБ більше чутливості при тій же швидкості передачі даних, що і FSK.

Приймач SX1261 з модуляцією LoRa досягає 4 - 6 дБ більше чутливості, ніж з FSK модуляцією. Порівняно з CC1020 8 – 11 дБ та порівняно з CC1101 13 – 17 дБ досягається більш висока чутливість. Вражаюче, що вибрано швидкість передачі даних, більше чутливості можна досягти за допомогою LoRa.

Інше уявлення показує потенціал енергозбереження LoRa. Для досягнення такої ж чутливості, як з FSK, приблизно 4 рази швидкість передачі може бути використана з LoRa. Таким чином, та ж радіограма стає 4 рази коротшою, і споживання енергії також падає в 4 рази.

Як і з усіма радіопередавачами, максимальна чутливість LoRa -149 дБм досягається лише за найнижчої швидкості передачі. Швидкість передачі даних для LoRa становить близько. 0.02 кбіт / s і, отже, непридатний для багатьох програм. проте, якщо такі низькі швидкості передачі можуть бути використані, 4 раз радіодіапазон теоретично можливий проти сучасними приемопередателами FSK.

Якщо швидкість передачі даних LoRa збільшується до 1.2 кБіт/с 10 кБіт/с, LoRa досягає приблизно. 4-6 більш висока чутливість порівняно з сучасними приймачами FSK. У порівнянні з більш старими приймачами FSK, такими як CC1101 або CC1020, діапазон радіозв'язку може навіть подвоїтися або потроїтися за допомогою LoRa.

Існує цікава опція енергозбереження у додатках, де поточна чутливість FSK була достатньою. Якщо така ж чутливість досягається за допомогою LoRa, швидкість передачі може бути збільшена в 4 в порівнянні з ФСК, в результаті чого споживання енергії також може бути зменшено в 4.

Для нас Технологія LoRa представляє цікаву альтернативу для додатків зі швидкостями передачі даних до 10 кбіт/с, оскільки радіодіапазон може бути значно збільшений у порівнянні зі старими трансіверами. Особливий інтерес для нас є можливість підключення до мережі LoRaWAN., оскільки це означає, що програми IoT можуть бути підключені до Інтернету практично в будь-якому місці.

Показування лічильника, Команди перемикачів та інша інформація можуть передаватися з модуля концентратора в маршрутизатор і назад різними способами.

LoRa означає Long Range, тобто висока (радіо) діапазон і є альтернативним стандартом радіозв'язку для відомих технологій, таких як UMTS або LTE. У багатьох країнах, LoRa вже зарекомендувала себе як основа для стандарту зв'язку в так званому Інтернеті речей (IoT), для машини до машини (M2M) зв'язок та для промисловості та додатків розумного міста.

Радіостандарт LoRa, як і інші радіотехнології, використовує вільні смуги частот LoRa з безлімітних діапазонів ISM (промислові, Науково-медичні). У Європі, це смуги в 433 і 868 діапазон МГц. За допомогою спеціальної процедури радіо, так званий частотний розкид, технологія практично несприйнятлива до перешкод. Діапазон між передавачем та приймачем знаходиться між 2 та 15 км, залежно від навколишнього середовища та забудови. Через високу чутливість -

137 дБм, висока проникність будівель може бути досягнута. Радіосигнали проникають глибоко всередину приміщень та підвалів. Особливо в кемпінгах, де металеві покриття караванів та будинків на колесах часто послаблюють рівень сигналу WLAN, радіопередача з LoRa тут краща. Швидкість передачі даних у LoRa знаходиться між 0.3 та 50 кбіт/с.

LoRa в основному використовується в додатках, в яких дуже мало даних має передаватися на велику відстань з енергозберігаючим способом. Ці дані зазвичай є вимірними значеннями, сигнали стану або значення, що маніпулюються.

2.4.1 Відмінності між WLAN і LoRa та мобільне радіо

WLAN та мобільний радіозв'язок призначені для передачі великих об'ємів даних. Відносно короткі діапазони приймаються. Lora, з іншого боку, оптимізовано передачі невеликих обсягів даних великі відстані. У наведеній нижче таблиці наведено деякі відмінності між різними стандартами радіозв'язку.

WAN з низьким енергоспоживанням (LPWANs) мережеві концепції для Інтернету речей (IoT) та міжмашинний зв'язок (M2M). LPWAN характеризуються тим, що вони можуть долати відстань до 50 км і вимагають дуже мало енергії. Існує кілька технічних підходів до реалізації LPWAN. Один з ETSI: ETSI GS LTN, інші імена LoRaWAN, Невагома та РПМА, який позначає множинний доступ до випадкової фази.

Так що згасання у вільному просторі не надто сильно впливає на мостову відстань, деякі зі згаданих концепцій LPWAN використовують частоти в діапазонах ISM 433 МГц і 868 МГц. Деякі також працюють у групі ISM на 2.4 ГГц.

Наприклад, що стосується SigFox як LoRaWAN глобальна мережа далекого радіусу дії, використовується діапазон ISM 868 МГц у Європі, Сполучені Штати Америки 915 МГц. Діапазон пройденої відстані закінчено 5 км у міській

місцевості та понад 15 км за містом. Є також радіоприймачі в діапазоні частот LoRa 2.4 ГГц, з яким діапазон 10 км можна подолати. LoRa трансмісія є комбінацією Chirp Spread Spectrum (CSS) і програмно-визначуване радіо (SDR). Ключовою перевагою є те, що сигнали, які до 20 дБ нижче за рівень шуму все ще можна виявити. Концепція LoRaWAN підтримує двонаправлений зв'язок, послуги мобільності та місцезнаходження.

Кінцеві пристрої підключені до базової станції, яка в свою чергу отримує інформацію, зашифровану від магістралі через TCP/IP та протокол SSL.

Щоб термін служби батареї кінцевих компонентів був максимально довгим, усі швидкості передачі даних та вихідні радіочастотні сигнали керуються мережею LoRaWAN, а кінцеві компоненти керуються через адаптивну швидкість передачі даних. Є три класи термінальних пристроїв: Пристрої класу А можуть здійснювати двосторонній зв'язок і мати заплановане вікно передачі у висхідній лінії зв'язку. Пристрої класу В також мають заплановане вікно передачі в низхідній лінії зв'язку, і вікно передачі для пристроїв класу С постійно відкрито. Технологія LoRaWAN стандартизована Альянсом LoRa.

LoRaWan є специфікацією і описує структуру для бездротових мереж. Використовується в мережах з невеликим трафіком даних, наприклад, у сенсорних мережах. LoRaWan (LongRangeWideAreaNetwork) це так званий LPWAN (Глобальна мережа з низьким енергоспоживанням) протокол. У цій статті показані частоти, що використовуються LoRaWan, і доступні класи кінцевих пристроїв.

Частота LoRa варіюється в різних регіонах світу. тим не менше, тут необхідно отримати більше інформації перед запуском пристрою LoRa, щоб встановити правильну частоту. У наступній таблиці наведено правильні частоти для кожної країни або континенту.

3 ЕНЕРГОЕФЕКТИВНА МЕТОДИКА МАРШРУТИЗАЦІЇ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ДЛЯ ЗВ'ЗКУ З ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЮ МЕРЕЖЕЮ

3.1 Передача текстових пакетів

Для вибору СН запропоновано модифікований протокол Cum_LEACH, заснований на кумулятивному розподілі енергії.

Кілька шляхів створюються за допомогою нового методу, оптимізації африканських буйволів QKE-ABO на основі використання квадратичного ядра, який передає дані від вузла-передавача до вузла-одержувача, коли знаходяться далеко один від одного.

Модифікована оптимізація мексиканських аксолотлів, оптимізація мексиканських аксолотлів із кодовою мутацією SMax, пропонується для сценаріїв багатопроменевого шляху.

Різні фази, задіяні в запропонованій системі, показані на рисунку 3.1: спочатку розгортання вузла датчика, потім використання Cum_LEACH для вибору СН, а потім тестова передача пакетів, якщо передавальні та приймальні вузли знаходяться дуже далеко один від одного, використовуючи техніку оптимізації QKE-ABO для створення кількох шляхів, потім із цих шляхів, використовуючи SMax для вибору оптимізованого шляху. Етапи комунікації, представлені в цьому новому внеску, наведено в рисунку 3.1.

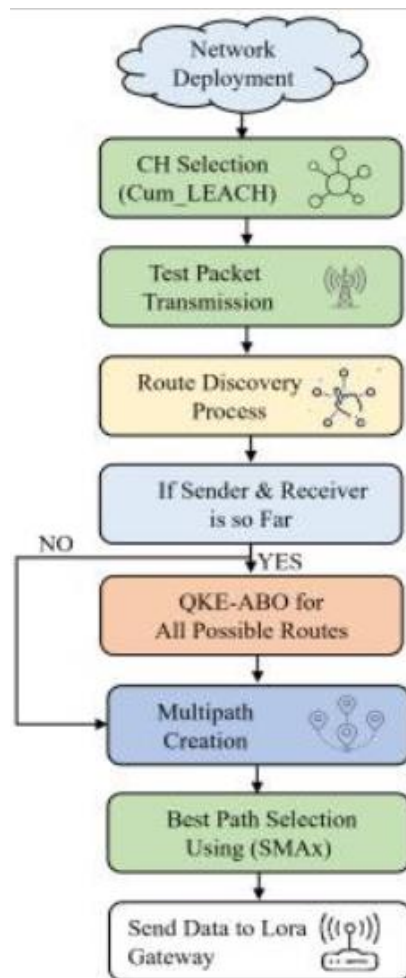


Рисунок 3.1 - Блок-схема різних фаз запропонованої системи.

Шлях між вузлами створюється на вимогу в механізмі реактивного виявлення маршруту LOADng, протоколу маршрутизації. Лише тоді, коли потрібно передати пакети даних, маршрут між вузлами будується протоколом LOADng у процесі маршрутизації. Щоб знайти маршрут до наміченого пункту призначення, вузол джерела SRC, який бажає передати пакет даних, повинен розпочати процес виявлення маршруту RDP шляхом широкомовної передачі повідомлення запиту маршруту RREQ. Обробка повідомлень виконується кожним вузлом, який отримує RREQ, разом із розглядом повідомлення, яке потрібно переслати. Ця процедура триває, доки RREQ не прибуде в потрібне місце. Ефективність мережі знижується, оскільки елементи, що впливають на ефективність мережі, не враховуються під час вибору шляху передачі.

Для визначення всіх можливих маршрутів передачі даних у запропонований протокол був включений метаевристичний алгоритм, який оптимізує такі параметри, як R_HOLD_TIME, RREQ джиттер, NET_TRANSVERSAL_TIME і RREP_ACK_TIMEOUT. Завдяки використанню алгоритму оптимізації африканського буйвола QKE-ABO на основі квадратичної експлуатації ядра параметри були обрані оптимально для покращення продуктивності протоколу LOADng. Процес виявлення маршруту алгоритмом QKE-ABO показано на рисунку 3.2.

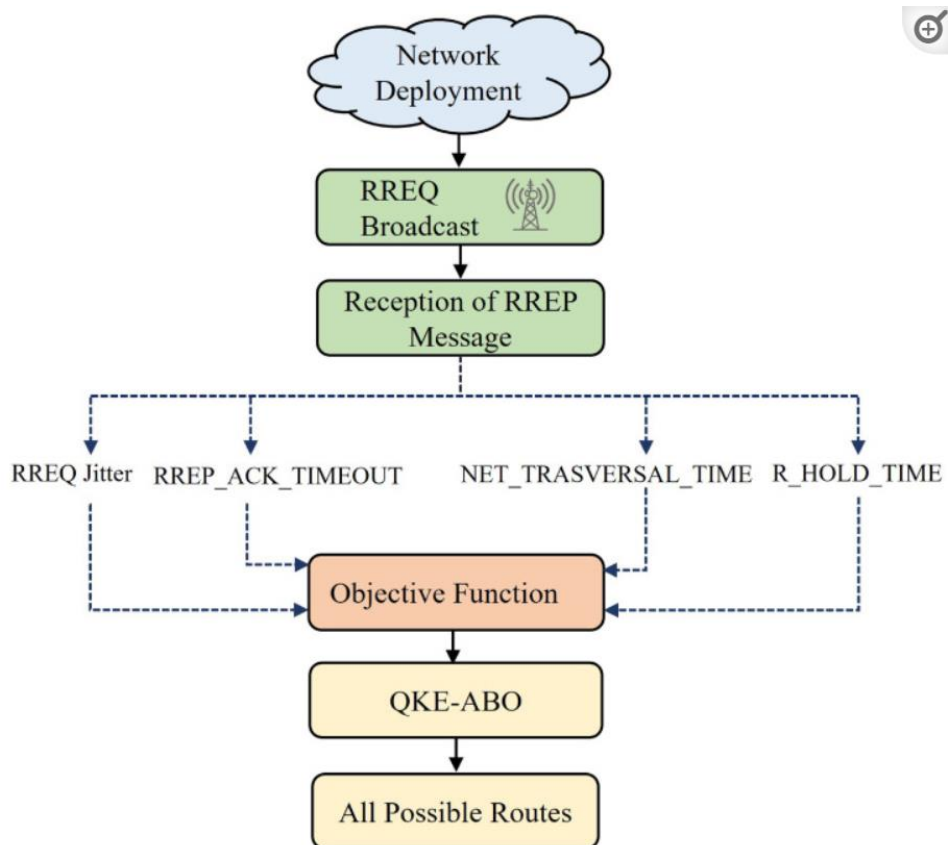


Рисунок 3.2 - Оптимізація параметрів за допомогою алгоритму QKE-ABO

ABO — це метод оптимізації, натхненний соціальною та пастушою поведінкою африканських буйволів. Алгоритм представляє три основні характеристики чудової пам'яті буйволів, регулярного спілкування та

виняткового інтелекту, які використовуються для забезпечення безпечних зелених зон навколо Південної Африки. Буйволи можуть відстежувати свої маршрути завдяки великій пам'яті. Нарешті, щоб позначити добре чи погано, другою характеристикою буйволів є їхня здатність розумно спілкуватися один з одним, використовуючи звуків. Буйволи покладаються на парламентські характеристики стада.

Таким чином, процес пошуку буйволів з урахуванням цих трьох ознак є набором стратегій, організованих математично в запропонованій структурі для вибору оптимальних параметрів. Однак мінімально-максимальна нормалізація, яка використовується для експлуатації буйволів, уповільнює процес конвергенції.

Отже, у запропонованій нами роботі квадратична ядерна функція використовувалася на етапі експлуатації буйволів.

QKE-ABO — це спроба розробити зручний, надійний, дієвий, ефективний, простий у реалізації алгоритм, який демонструє виняткову здатність у виборі оптимальних параметрів. Наведено блок-схему, використану для його реалізації
Рисунок 3.3.

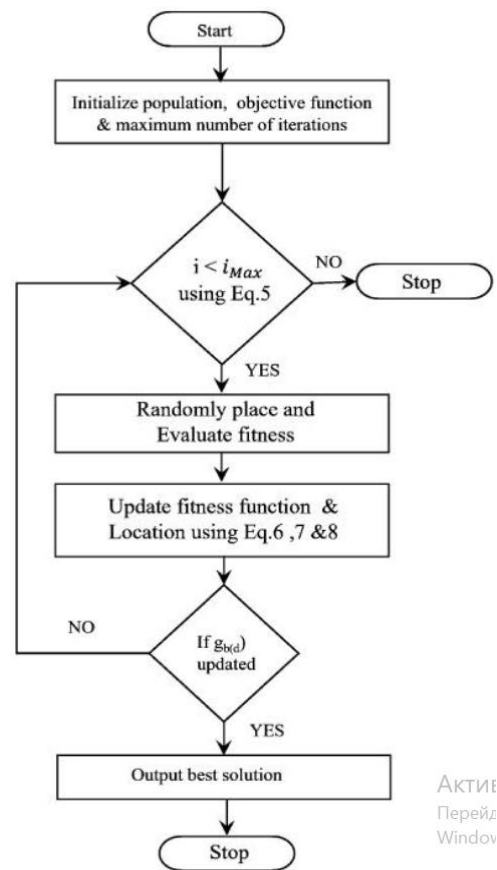


Рисунок 3.3 - Блок-схема QKE-ABO.

Етапи алгоритму 1 такі:

- Крок 1: спочатку популяція буйволів тобто параметри, які потрібно оптимізувати випадковим чином ініціалізується в n-вимірному просторі пошуку, і придатність кожної особини оцінюється та оновлюється. Тут придатність оцінюється на основі мінімального значення таких параметрів, як R_HOLD_TIME, тремтіння RREQ, NET_TRANSVERSAL_TIME і RREP_ACK_TIMEOUT з їх значеннями, ініціалізованими, а функція придатності може бути виражена як у рівнянні.

$$- \Phi_n \{ r_{mi} = 1, 2, 3, 4 \} = \sum_{i=1}^4 h_{xv}(\text{стормі}) \cdot h_{xv}(\text{стормі}) = \{ h_{xv}(\text{стормі}) < h_{\text{макс}} \}$$

де функція пристосованості позначена як $\Phi_n(\cdot)$, кількість параметрів, таких як джиттер RREQ, R_HOLD_TIME, NET_TRANSVERSAL_TIME і RREP_ACK_TIMEOUT, ілюструється стормі, а мінімальний і максимальний діапазони відповідного параметра виражаються як $(h_{xv}, h_{\text{макс}})$.

- Використовуючи два основних звуки африканських буйволів мааа і вааа, експлуатація та дослідження кожної особини визначаються в період міграційного руху. Буйволи були змушені залишитися на поточному місці, використовуючи крики «тааа». Це безпечно для експлуатації та має відповідні пасовища. Оскільки поточне місце, де вони присутні, є небезпечним і не має належних пасовищ, буйволів попередили досліджувати інші пасовища, використовуючи крики.

Де представляють міграційні рухи кожної особи під час експлуатації та дослідження простору пошуку, параметри навчання між 0 і 1, глобальне найкраще рішення визначається як gb, d – поточна ітерація, квадратична ядерна функція позначається як x , кількість ядер дорівнює x , а найкращим рішенням для людини є сторb.

Порівняно з його поточним положенням, раніше відвідані території були відстеженні африканськими буйволами разом із рішенням, отриманим від усіх, щоб попередити про найефективнішу позицію. Завдяки цьому пошуку рішень були прийняті обґрунтовані рішення.

Потім оцінюється придатність і найкращі рішення зберігаються. Нарешті, алгоритм перевіряє покращення найкращого буйвола. Після оновлення оцінюються критерії зупинки. Алгоритм продовжується, доки найкраща придатність не відповідатиме критеріям зупинки. Алгоритм 1 показує псевдокод алгоритму QKE-ABO.

На основі коригувань, внесених до рухливості буйвола під час ітерацій, отримано останній оптимальний результат. Таким чином, алгоритм QKE-ABO використовується для вибору оптимальних параметрів LOADng, які максимізують PDR з мінімальною затримкою маршрутизації. Тоді з оптимальними параметрами виконується ефективна маршрутизація за допомогою протоколу qAB_LOADng.

Важливими елементами для виявлення та обслуговування маршруту є:

- RREQ: це адреса одержувача як вузол джерела SN і пересилається до одержувача.
- RREP: відповідає за надсилання відповіді на RREQ після того, як вузол призначення DN отримає RREQ від SN.
- RREP ACK: для підтвердження отримання повідомлення RREP цей пакет використовується маршрутизатором LOADng.
- RERR: Повідомлення про помилку маршруту використовується для сповіщення про збій пересилання даних.

Для передачі даних використовувалася комунікаційна мережа Smart Grid. З цієї мережевої структури протокол qAB_LOADng виявляє кілька шляхів. За допомогою вищезазначених керуючих повідомлень виявляються всі можливі рішення, і вузли-джерела надсилають пакети даних до вузла призначення через ці шляхи маршрутизації. Виявлені численні шляхи маршрутизації математично виражаються як $\psi_i = \{\psi_1, \psi_2, \psi_3, \dots, \psi_p\}$

Де шляхи маршрутизації визначені як ψ_i in i th шлях маршрутизації вказано як ψ_p . Що стосується SN до DN, шляхи маршрутизації мають бути узгодженими, високоенергоєфективними та найкоротшими, щоб отримати мінімальну затримку передачі та споживання енергії. Таким чином, вибір відповідного шляху маршрутизації є суттєвим аспектом, який необхідно охопити в комунікаційній мережі Smart Grid.

3.2 Підвищення енергоефективності в мережах з кількома шлюзами

Глобальні мережі з низьким енергоспоживанням LPWAN задовольняють суворі вимоги додатків IoT, де величезна кількість недорогих вузлів з обмеженим енергоспоживанням потребує передачі невеликих обсягів даних на великій відстані. LoRaWAN є однією з найбільш широко використовуваних технологій LPWAN.

Long Range LoRa - це стандарт бездротового зв'язку, який працює в неліцензованому промисловому, науковому та медичному ISM діапазоні з використанням модуляції з розширеним спектром CSS, розробленої Semtech. LoRaWAN — це стандартний MAC-протокол керування доступом до середовища, стандартизований LoRa Alliance, який працює поверх фізичного рівня LoRa.

Мережа LoRaWAN має зіркову архітектуру, що складається з чотирьох сутностей: вузлів, шлюзів, мережевого сервера та сервера додатків. Таким чином, зв'язок між вузлами відсутній, і між вузлами та шлюзами використовується зв'язок LoRa за один стрибок.

Шлюзи просто пересилають отримані повідомлення на центральний мережевий сервер через магістраль IP. Точніше, між вузлами та шлюзами немає зв'язку, і пакет, надісланий вузлом, може бути отриманий декількома шлюзами. Крім того, шлюзи також отримують підтвердження мережевого сервера АСК або команди MAC і надсилають їх до призначених вузлів. Центральний мережевий сервер відповідає за керування доступом до мережі та функціональністю, а також за маршрутизацію повідомлень між вузлами та програмою LoRaWAN.

Двома основними настроюваними параметрами фізичного рівня LoRa є коефіцієнт поширення SF і потужність передачі TP. SF означає кількість бітів, закодованих на символ. Це ключовий параметр у LoRa, оскільки він впливає на час передачі, швидкість передачі даних, дальність зв'язку та енергоспоживання. Чим більше SF, тим більше покриття та нижча швидкість передачі даних.

Зменшення швидкості передачі даних подовжує час передачі й, таким чином, збільшує споживання енергії.

Вузли, найближчі до шлюзу, передають із найнижчим SF і найвищою швидкістю передачі даних, тим самим подовжуючи термін служби батареї. Більш віддалені вузли передають з вищим SF і вимагають більшого часу передачі; тому їхні батареї швидко розрядяться. Оскільки SF є квазіортогональними, зв'язок з різними SF на одному частотному каналі не заважає один одному. Що стосується TR, то це дискретні значення залежно від регіональних нормативів. Використання вищих значень TR розширює діапазон зв'язку за рахунок збільшення споживання електроенергії.

Схема доступу Aloha, яка використовується в LoRaWAN, збільшує ймовірність зіткнень і, отже, знижує пропускну здатність мережі, особливо коли щільність вузлів збільшується на деяких SF. Щоб подолати цю проблему, деякі вузли можна переконфігурувати для використання вищих SF.

Однак це призведе до збільшення енергоспоживання та погіршить енергоефективність мережі. Таким чином, енергоефективність можна підвищити шляхом пошуку найкращого розподілу SF і налаштування TR вузлів. У цій статті ми представляємо EE-LoRa, алгоритм, який ретельно розподіляє вузли між різними SF для підвищення енергоефективності мережі LoRaWAN і налаштовує TR на найнижчі рівні.

У LoRa колізія виникає, коли кілька вузлів надсилають одночасні повідомлення, використовуючи ту саму SF через той самий частотний канал. LoRaWAN базується на схемі доступу Aloha, де вузли надсилають трафік за випадково вибраним каналом. При використанні великої кількості вузлів такий простий протокол доступу різко збільшить ймовірність зіткнень і, отже, знизить пропускну здатність мережі.

З одного боку, зміна конфігурації частини вузлів для використання вищих SF може покращити пропускну здатність мережі. З іншого боку, це збільшить енергоспоживання на вузлах з обмеженим акумулятором. Таким чином,

підвищення енергоефективності в такій мережі шляхом оптимізації загальної пропускної здатності при мінімізації енергоспоживання вузлів, що живляться від батарей, у великих масштабах є складним завданням.

Крім того, вузли можуть економити енергію, знижуючи TP до мінімального рівня, що забезпечує надійність зв'язку. Отже, енергоефективність можна покращити за допомогою відповідного алгоритму, який налаштовує як SF, так і TP, щоб йти в ногу з поширеною зеленою тенденцією в мережах.

LoRaWAN представив адаптивну швидкість передачі даних ADR, простий механізм, який спрямований на динамічне регулювання швидкості передачі даних на кожному вузлі на основі його бюджету зв'язку. Однак такий алгоритм потребує тривалого часу збіжності (від годин до днів). Він підходить тільки для стаціонарних або повільно рухомих вузлів зі стабільними радіоумовами. Крім того, він керує параметрами передачі на кожному вузлі окремо без урахування загальної продуктивності мережі.

Існує багато останніх досліджень щодо розподілу ресурсів для покращення схеми ADR у щільних мережах LoRaWAN. Деякі з них використовують стохастичну геометрію, де вибір SF базується на відстані між вузлом і шлюзом. Однак такі алгоритми обмежені сценаріями з одним шлюзом. Крім того, бюджет зв'язку може відрізнитися для вузлів на однаковій відстані від шлюзу, особливо в містах. Було запропоновано багато інших алгоритмів з різними цілями для оптимізації мереж LoRaWAN шляхом налаштування одного або кількох ресурсів LoRa SF, TP.

Для досягнення оптимального розподілу SF був розроблений адаптивний алгоритм, який регулює порогові значення співвідношення сигнал/шум (SNR). Евристичний алгоритм для призначення SF під назвою AD MAIORA. Автори мали намір зменшити навантаження, яке деякі вузли надають на деякі шлюзи, вибравши даний SF.

У сценаріях із кількома шлюзами вони інтеративно знаходили найкращий SF для кожного вузла. Також запропонували FADR, алгоритм вибору SF і

керування TP для розгортання з одним шлюзом, щоб досягти однакової ймовірності зіткнень між різними SF, уникаючи надто високих TP для зменшення споживання енергії.

MILP було сформульовано для отримання оптимальних налаштувань SF і CF, враховуючи специфікації мережевого трафіку, щоб зменшити колізії та споживання енергії в мережах LoRaWAN. Вони оцінили ефективність свого підходу в сценарії з одним шлюзом. Порівняно з ADR, вони покращили DER на 6%, одночасно зменшивши споживання енергії в мережі.

Модифіковану версію протоколу MAC LoRaWAN під назвою LoRa+ для класів A і B, яка складається з прийому нових параметрів каналу вузлами безпосередньо перед передачею. Вони показали, що їхній підхід знизив частоту помилок пакетів на 20% порівняно зі старим LoRaWAN, коли кількість вузлів була менше 500.

Розробляли задачі оптимізації для отримання оптимальної конфігурації на кожному вузлі для підвищення надійності та мінімізації енергоспоживання в щільному розгортанні LoRaWAN. Оскільки запропоновані задачі є нелінійними, їх було перетворено в моделі цілочисельного лінійного програмування ILP і розв'язано за допомогою IBM CPLEX. Двоетапний процес оптимізації був запроваджений для покращення коефіцієнта доставки та мінімізації споживання енергії в мережах із кількома шлюзами. На першому етапі передбачається, що всі вузли використовують найвищий TP. Вони запропонували два підходи до призначення SF кожному вузлу. Перший, названий OPT-MAX, спрямований на мінімізацію максимальної ймовірності зіткнення в кожній SF. Другий, названий OPT-DELTA, виводить SF для всіх вузлів таким чином, щоб збалансувати ймовірність колізій у всіх SF. Після призначення SF для всіх вузлів вони застосовують етап керування потужністю OPT-TP, щоб мінімізувати споживання енергії всіма вузлами. Показали, що запропоноване ними рішення перевершує коефіцієнт доставки пакетів PDR до 8% порівняно з сучасним рівнем техніки з мінімальним споживанням енергії. Однак складність ILP висока і вимагає

тривалого часу обчислень, який експоненціально зростає зі збільшенням кількості вузлів.

Механізм багаторукого бандита малої потужності (LP-MAB), централізовану адаптивну схему конфігурації LoRaWAN. Вони мали намір покращити PDR, одночасно зменшивши споживання енергії. Вони використовували експоненціальні ваги для розвідки та експлуатації EXP3, а також методологію послідовного усунення SE, щоб поєднати нестационарні змагальні та стохастичні методи. Вони налаштували параметри передачі вузлів централізовано на сервері мережі. Мережевий сервер намагається дізнатися оптимальний набір параметрів передачі для кожного вузла на основі винагороди, яка залежить від отримання повідомлень підтвердження.

Мережа LoRaWAN має топологію «зірка зірок», як показано на рисунку 3.4. Вузли: вони також відомі як кінцеві пристрої або моти. Кожен вузол містить в основному мікроконтролер, радіопристрій та інші периферійні пристрої, такі як датчики, і передає дані лише на шлюзи за допомогою зв'язку LoRa за один стрибок.

Шлюзи складаються з мікросхеми приймача LoRa та процесора основної смуги. Можуть декодувати декілька каналів одночасно та підтримують від восьми до 64 каналів, передають отримані повідомлення на центральний мережевий сервер через магістраль IP. IP-трафік від шлюзу до мережевого сервера може здійснюватися через Wi-Fi, жорсткий Ethernet або стільникове з'єднання. Пересилач пакетів визначає протокол, який використовується для зв'язку з мережевим сервером. Існують різні засоби пересилання пакетів. Двома найпопулярнішими з них є Semtech User Datagram Protocol (UDP) і Message Queuing Telemetry Transport (MQTT). Більшість шлюзів LoRa все ще постачаються попередньо скомпільованими з програмою пересилання UDP Semtech, яка була оригінальною програмою пересилання пакетів. Шлюзи також отримують підтвердження мережевого сервера ACK або команди MAC і надсилають їх до призначених вузлів. Зауважте, що зв'язку між вузлами та

шлюзами немає, і пакет, надісланий вузлом, може бути отриманий декількома шлюзами.

Сервер LoRaWAN складається з центрального мережевого сервера, сервера додатків і сервера приєднання. Специфікація LoRAWAN розглядає ці сервери так, ніби вони завжди розташовані разом. Мережевий сервер є центром зіркової архітектури. Керує доступом до мережі та функціональністю, а також відповідає за маршрутизацію повідомлень між вузлами та програмою LoRaWAN. Також обробляє автентифікацію та авторизацію вузла, передачу даних, адаптацію швидкості передачі даних і видалення дублікатів пакетів.

Сервер додатків обробляє всі повідомлення даних, отримані від вузлів. Крім того, він генерує та надсилає всі корисні дані низхідного рівня до підключених вузлів через мережевий сервер. До одного мережевого сервера можна підключити декілька програм. Сервер приєднання відповідає за керування процедурою активації вузла по повітрю OTA. Він надсилає ключ мережевого сеансу вузла на мережевий сервер, а ключ сеансу програми — на відповідний сервер програм.

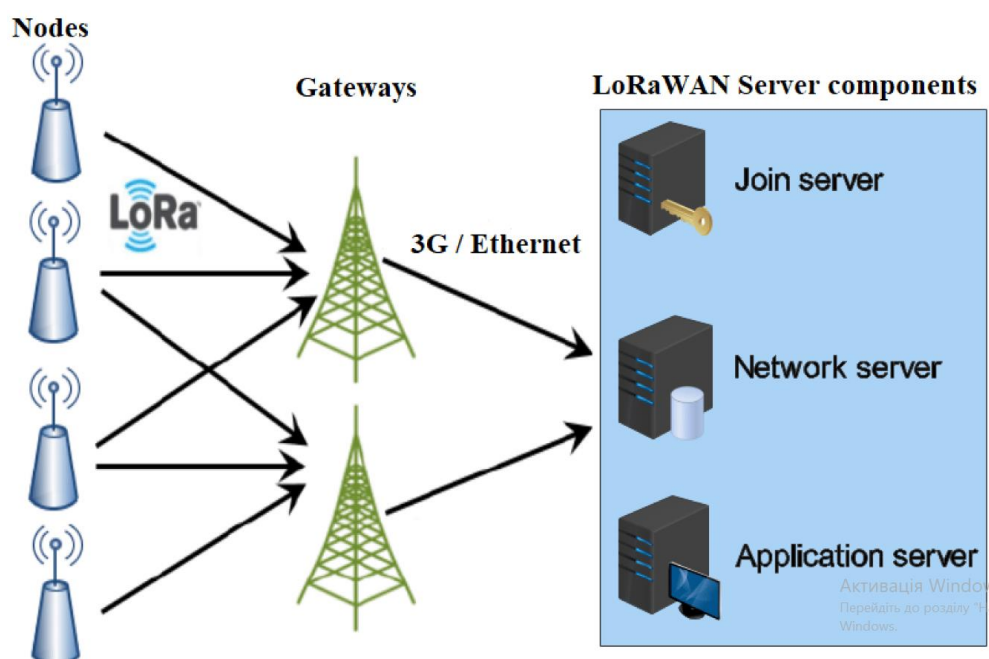


Рисунок 3.4 - Архітектура LoRaWAN.

Коли вузол надсилає повідомлення на шлюз, це називається висхідним каналом зв'язку, тоді як коли шлюз надсилає пакет даних на вузол, це називається низхідним каналом зв'язку. Крім того, існує два типи повідомлень у будь-якій операції LoRaWAN: непідтвержені повідомлення, у яких вузли не запитують відповідь від мережевого сервера, та підтвержені повідомлення, у яких вузли запитують відповідь від мережевого сервера. мережевий сервер.

LoRaWAN визначає три різні класи вузлів з різними можливостями та вимогами до живлення, як показано на рисунку 3.5. Клас А підтримує базовий двонаправлений зв'язок; два вікна прийому RX1 і RX2 будуть відкриті після RECEIVE_DELAY1 і RECEIVE_DELAY2, відповідно, після передачі повідомлень висхідної лінії зв'язку. Протягом цих двох вікон прийому мережевий сервер може надсилати підтвердження та команди MAC до вузлів, щоб контролювати такі параметри передачі, як коефіцієнт поширення, потужність і пропускну здатність. RX1 використовує ту саму SF, що й початкова висхідна лінія, тоді як RX2 використовує SF 12 і відкривається, лише якщо повідомлення низхідної лінії зв'язку не отримано під час RX1. Реалізація класу А потрібна для всіх пристроїв, коли вузли надсилають спорадичні дані на шлюзи через механізм доступу на основі Aloha. Вузли класу А проводять більшу частину часу в стані сну і споживають найменше енергії. Клас В розширює клас А, додаючи додаткові вікна прийому в запланований час. Вузли синхронізуються періодичною трансляцією маяків від шлюзів. Нарешті, вузли класу С постійно прослуховують канал з постійно відкритими вікнами прийому.

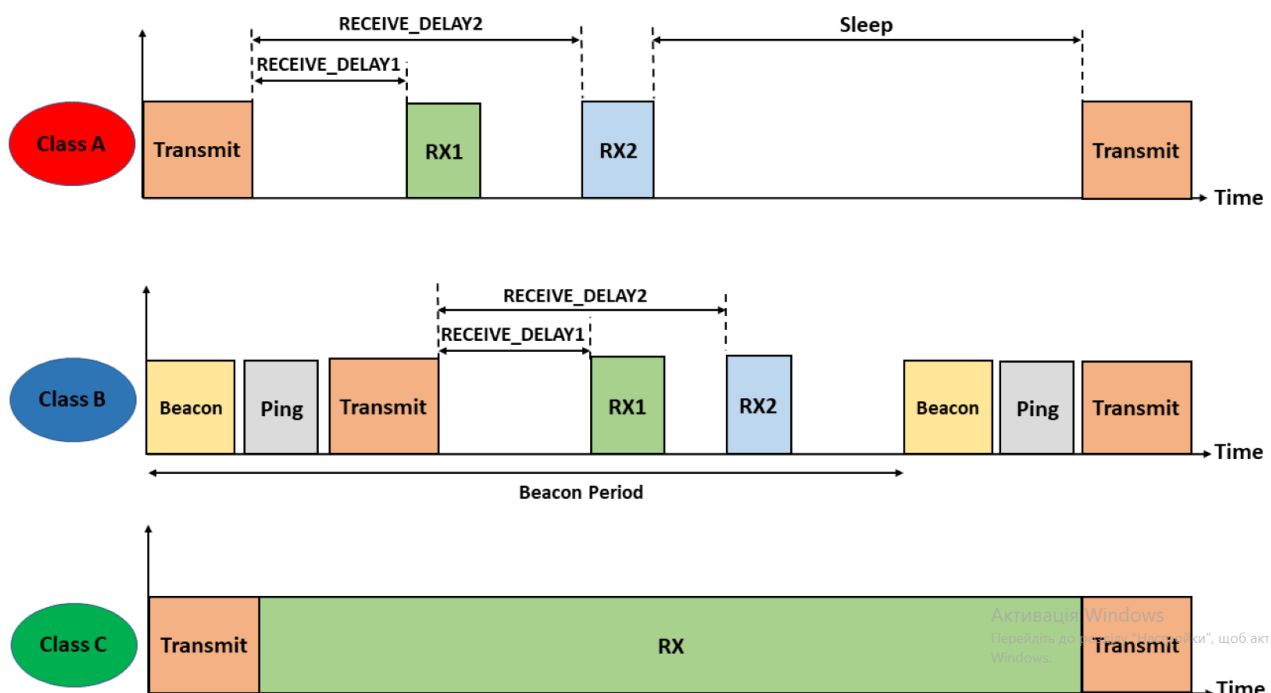


Рисунок 3.5 - Часова діаграма різних класів LoRaWAN.

3.2.1 Шлюзами розподіленні

Розглянемо мережу LoRaWAN з r шлюзами, регулярно розподіленими в міській площі, і середнім Nt вузлами, розподілені відповідно до процесу точки Пуассона. Дозволяти $f1$

- частка вузлів, розташованих усередині приміщень $f2 = 1 - f1$
- частка вузлів, розташованих на відкритому повітрі.

У таблиці 3.1 наведено необхідні SNR для правильного декодування повідомлень на різних SF. Рисунок 3.6 ілюструє розподіл $Nt = 500$ вузлів серед різних SF у розгортанні LoRaWAN із 4 шлюзами в квадратній зоні зі стороною довжиною 7 км.

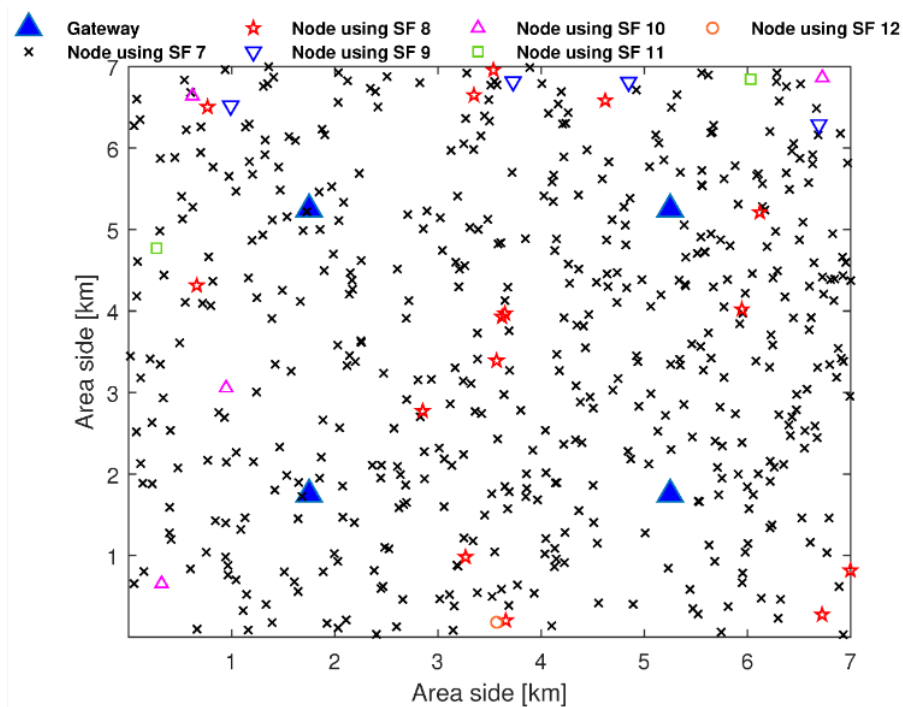


Рисунок 3.6 - Приклад розподілу 500 вузлів у мережі LoRaWAN із 4 шлюзами.

Таблиця 3.1. Порогові значення SNR різних SF для діапазону 868 МГц, смуги пропускання 125 кГц

SF	7	8	9	10	11	12
SNR дБ	-7,5	-10	-12,5	-15	-17,5	-20

Таблиця 3.2 містить численні результати, пов'язані з рисунком 3.6 . Кожен вузол у цьому прикладі використовує максимально дозволений TP 14 дБм і вибирає найнижчий SF відповідно до таблиці 3.1 , враховуючи власні умови радіозв'язку. Зауважте, що якщо вузол охоплений кількома шлюзами, йому буде призначено найнижчий SF на основі найвищого SNR, отриманого одним із шлюзів. Позначимо через $D(s)$ кількість вузлів вибору SF s і по $N(s)$

кількість вузлів, які використовують $SF \geq s$.

Таблиця 3.2. Приклад розподілу вузлів при різних SF коли $Nt = 500$ вузлів.

c	7	8	9	10	11	12
D (s)	474	15	4	4	2	1
N(s)	500	26	11	7	3	1

Допускається, що всі вузли налаштовані з однаковими налаштуваннями модему, пропускна здатність, швидкість кодування, довжина преамбули і передають пакети по одному каналу з однаковим розміром корисного навантаження k . Таким чином, час в ефірі для передачі пакету залежить лише від використовуваного SF і позначається $T_o A (s)$. Спроби передачі для всіх вузлів виконуються відповідно до розподілу Пуассона із середньою швидкістю надходження λ пакетів за секунду. Тоді, враховуючи обмеження робочого циклу $d = 1\%$, швидкість генерації пакетів для кожного вузла з використанням SF має перевірити $T_o A (s) \leq d$.

Припускається, що всі вузли в мережі належать до класу A з непідтвердженим режимом передачі; потім кожен вузол відкриває два вікна прийому R_{X1} і R_{X2} після RECEIVE_DELAY1 і RECEIVE_DELAY2 з повідомлення висхідної лінії зв'язку, що передається, навіть якщо підтвердження не очікується, як показано на рисунку 3.7.

Ці два вікна отримання є єдиною можливістю для мережевого сервера надсилати сповіщення та нові налаштування на вузли. Зауважте, що R_{X2} відкривається, лише якщо під час не отримано ані дані, ані підтвердження R_{X1} . R_{D1} і R_{D2} зверніться до RECEIVE_DELAY1 і RECEIVE_DELAY2 відповідно. Нехай $T = 1/\lambda$ буде періодом часу між двома послідовними передачами по висхідній лінії зв'язку, і нехай $Tr_{x1}(s)$ і $Tr_{x2}(s)$ буде тривалістю першого та другого вікон прийому відповідно. У таблиці 6 перераховані різні змінні та параметри, які використовуються в нашій моделі.

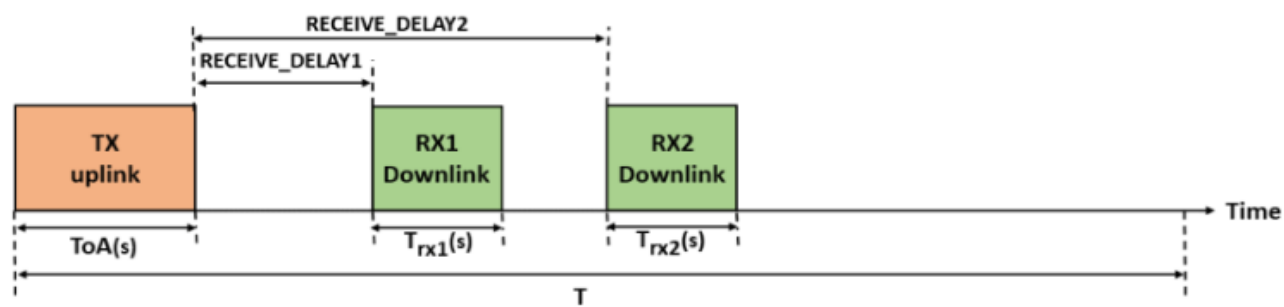


Рисунок 3.7 - Часова діаграма для вузла класу А протягом періоду часу T .

Представлено функцію мережевої корисності та вивчимо її опуклість. LoRaWAN використовує чистий механізм довільного доступу Aloha, де вузли передають пакети без визначення каналу. Потім математичні рівняння Aloha можна використовувати для оцінки очікуваної продуктивності типового розгортання LoRaWAN.

- Позначимо через $p(s)$ співвідношення вузлів, які використовують SFs $\in \Omega = \{7, 8, 9, 10, 11, 12\}$.
- S_{min} відноситься до мінімального SF 7 і S_{max} до максимуму SF 12.

Припускаючи, що спроби передачі виконуються відповідно до розподілу Пуассона із середньою швидкістю надходження λ пакетів за секунду, нормалізоване навантаження каналу трафіку на кожну SF можна розрахувати наступним чином:

$$G(s) = \lambda \cdot D(s) \cdot T_{oA}(s) = \lambda \cdot p(s) \cdot N \cdot T_{oA}(s)$$

Ймовірність наявності k передач протягом двох пакетів часу виражається відповідно до розподілу Пуассона таким чином:

- $P(k \text{ передачі}) = \frac{(2G)^k}{k!} \exp(-2G)$.
- Тоді ймовірність успішної передачі кадру ($k=0$) дорівнює $e^{-2 \cdot G(s)}$
- Пропускна здатність Aloha за час кадру можна отримати як нормоване навантаження на канал, помножене на ймовірність успіху: $G(s) \cdot e^{-2 \cdot G(s)}$.

Таким чином, для отримання пропускної здатності (\mathcal{S}) у бітах/с для кожного SF, ми ділимо на час кадру та множимо на довжину пакета. $\mathcal{S}b$ виражається наступним чином:

$$- \mathcal{S}(s) = \lambda \cdot D(s) \cdot b \cdot e^{-2 \cdot G(s)} = \lambda \cdot p(s) \cdot Nt \cdot b \cdot e^{-2 \cdot \lambda \cdot p(s) \cdot Nt \cdot T_0}$$

Визначимо функцію корисності мережі як повну пропускна здатність (\mathcal{R}) мережі LoRaWAN у бітах/с. Оскільки різні SF вважаються ортогональними, \mathcal{R} можна розрахувати як суму пропускної здатності кожного SF:

$$- \mathcal{R} = \sum s = \sum_{i=1}^n s_i \cdot x \mathcal{S}(s)$$

3.3 Результат алгоритму

Спочатку ми оцінюємо EE-LoRa для вибору SF і керування потужністю \mathcal{T}_1 рівні ТП. Ми припускаємо, що всі вузли статичні. Кількість вузлів коливається від 1000 до 4000. Ми порівнюємо отримані результати із застарілою версією LoRaWAN і відповідними алгоритмами, переліченими нижче:

Застарілий LoRaWAN: кожному вузлу призначається найнижчий SF, який дозволяє йому досягти найближчого шлюзу, використовуючи найвищий TP (14

дБм), згідно з таблицею 3.1 . Щоб зробити справедливе порівняння, ТР для кожного вузла зменшується до найнижчого значення, що дозволяє досягти шлюзу з вибраним SF.

OPT-MAX: мінімізує найвищу ймовірність зіткнень у будь-якій SF. Потім ТР для кожного вузла виводиться за допомогою цілочисельного алгоритму лінійного програмування OPT-TP, метою якого є мінімізація енергоспоживання мережі.

OPT-DELTA: виводить SF для всіх вузлів таким чином, щоб збалансувати ймовірність колізій у всіх SF. Після цього за допомогою OPT-TP виходять оптимальні ТР для вузлів.

На рисунку 3.8 показано розподіл вузлів за різними SF, отриманим за допомогою EE-LoRa, порівняно зі старим LoRaWAN, коли кількість вузлів становить 4000. Відсоток вузлів у SF 7 перевищує 94% при використанні застарілого LoRaWAN. У той же час розподіл вузлів по інших SF нижче 6%. Найвищий відсоток вузлів на SF 7 можна пояснити найкращим покриттям і найвищим отриманим SNR у розгортанні кількох шлюзів. Однак такий розподіл різко збільшує кількість колізій і знижує пропускну здатність мережі, оскільки LoRaWAN базується на протоколі Aloha. З іншого боку, можна побачити, що запропонований нами алгоритм перерозподіляє вузли по різних SF, що зменшує ймовірність зіткнень і покращує пропускну здатність мережі.

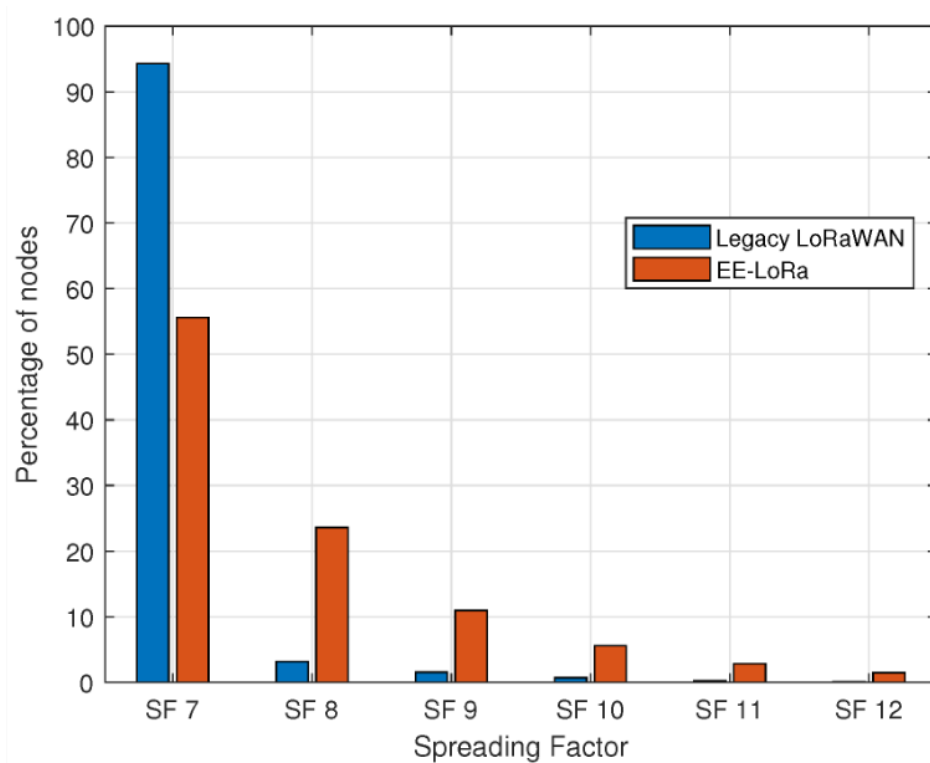


Рисунок 3.8 - Відсоток вузлів над різними SF, коли $Nt=4000$

На рисунку 3.9 представлена отримана загальна пропускна здатність мережі LoRaWAN. EE-LoRa завжди перевищує загальну пропускну здатність застарілої LoRaWAN, особливо коли кількість вузлів збільшується. Отримана пропускна здатність мережі за допомогою OPT-MAX і OPT-DELTA дуже близька до пропускної здатності, отриманої за допомогою EE-LoRa, коли кількість вузлів менше 3000. Коли кількість вузлів становить 4000, загальна пропускна здатність EE-LoRa досягає 53 %, 6,2% і 6,28% у порівнянні зі старими LoRaWAN, OPT-MAX і OPT-DELTA відповідно.

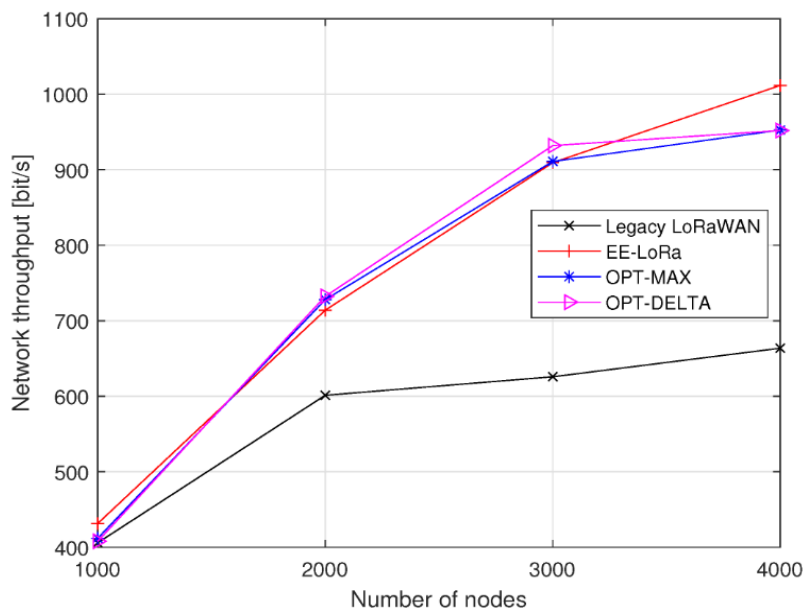


Рисунок 3.9- Порівняння пропускної здатності мережі.

На рисунку 3.10 зображено споживання енергії мережею LoRaWAN протягом періоду T , який представляє час між двома послідовними передачами. Ми можемо показати, що EE-LoRa споживає більше енергії, ніж застаріла LoRaWAN, у якій кожен вузол вибирає найнижчу SF без урахування продуктивності мережі. Однак споживання енергії за допомогою OPT-MAX і OPT-DELTA дуже високе порівняно з EE-LoRa. Наприклад, коли кількість вузлів становить 4000, споживана енергія за допомогою OPT-MAX і OPT-DELTA втричі перевищує енергію, отриману за допомогою EE-LoRa.

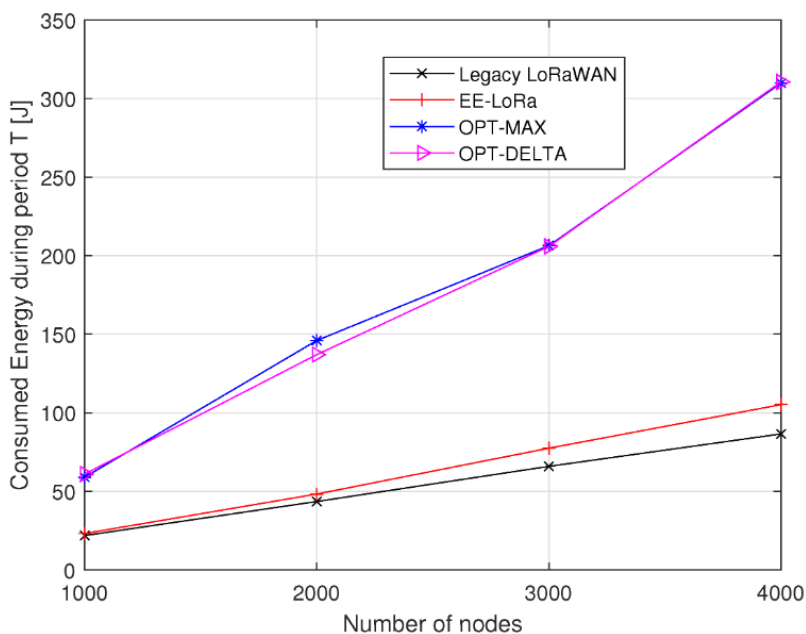


Рисунок 3.10 - Порівняння споживання енергії протягом періоду

Результати на Рисунку 3.11 показують порівняння з точки зору енергоефективності. Енергоефективність мережі знижується зі збільшенням кількості вузлів, але EE-LoRa завжди досягає найвищої енергоефективності. Коли кількість вузлів досягає 4000, підвищення енергоефективності EE-LoRa становить приблизно 25%, 221% і 222% у порівнянні зі старими LoRaWAN, OPT-MAX і OPT-DELTA відповідно. Щоб досягти кращого покращення, ми можемо збільшити кількість рівнів TP і зменшити струм холостого ходу, як обговорюватиметься далі.

Продуктивність складності в нашій задачі оптимізації не залежить від кількості вузлів. У запропонованій нами багатоцільовій задачі ми знаходимо оптимальний розподіл вузлів для кожного SF, обчислюючи їх співвідношення $p(s)$. Рисунок 3.12 ілюструє коробковий графік часу обчислення для вирішення запропонованої нами задачі оптимізації на основі 30 прогонів моделювання, коли кількість вузлів становить 4000 вузлів. Час обчислення оцінюється на комп'ютері Intel i7 2,6 ГГц із 16 ГБ пам'яті. Ми можемо показати, що час збіжності нашого оптимізаційного підходу не перевищує 0,035 с, що є швидким часом обчислення.

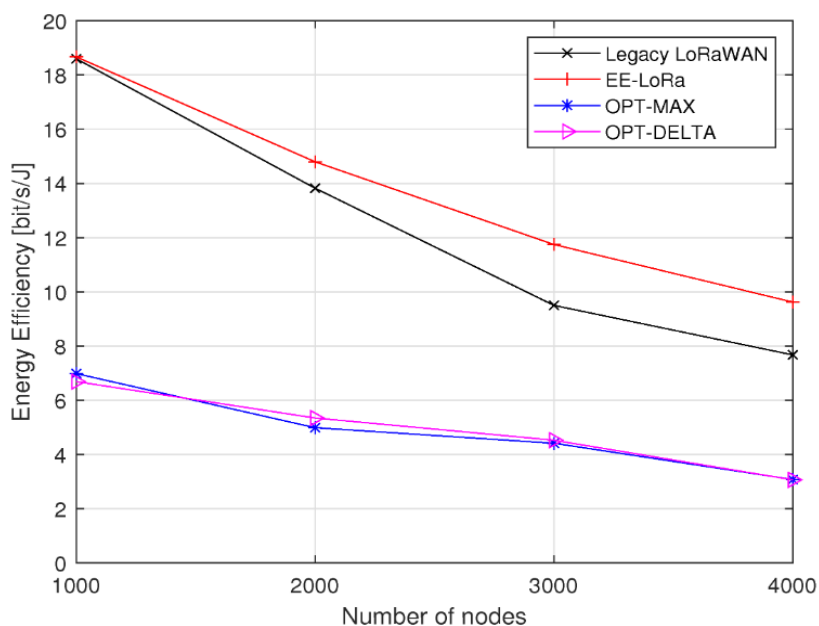


Рисунок 3.11- Порівняння енергоефективності.

Навпаки, складність оптимізації ILP, що використовується в OPT-MAX і OPT-DELTA, є високою та вимагає тривалого часу обчислення, який експоненціально зростає зі збільшенням кількості вузлів. При мінімальній кількості вузлів 1000 час виконання цих алгоритмів (OPT-MAX і OPT-DELTA) перевищує 12 с, що дуже високо в порівнянні з часом виконання нашого алгоритму.

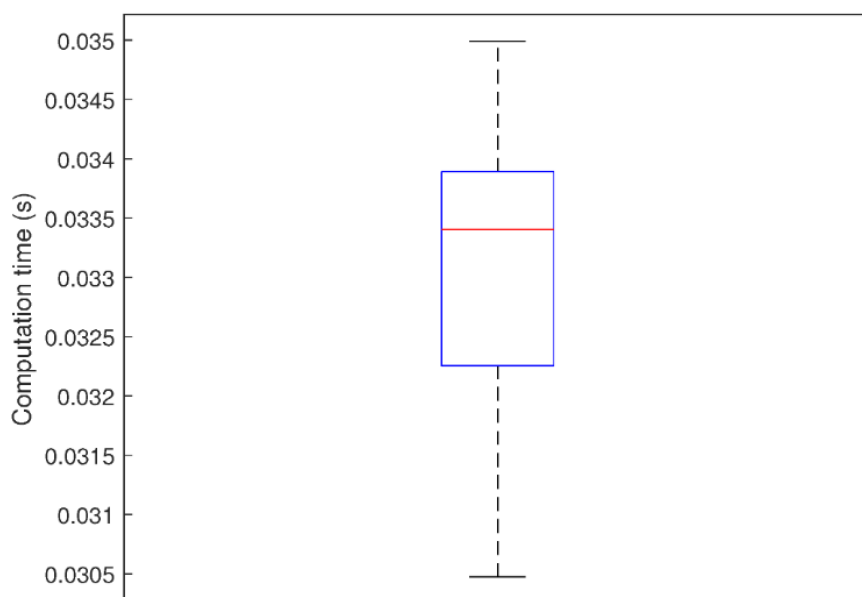


Рисунок 3.12 - Коробковий графік часу обчислення

Оцінюється EE-LoRa з точки зору загальної енергоефективності та ефективності активної енергії, як визначено рівнянням 27 з 4000 вузлами у двох різних сценаріях, використовуючи два набори ТР $\mathcal{T}1$ і $\mathcal{T}2$, які відрізняються кроком ТП 1 дБ і 3 дБ відповідно. Максимально допустимий рівень ТР постійний і дорівнює 14 дБм, а мінімальний ТР ми змінюємо. Наприклад, коли мінімальний ТР становить 8 дБм, ми матимемо 3 рівні ТР (14, 11 і 8 дБм) для $\mathcal{T}1$ і 7 рівнів ТР (14, 13, 12, 11, 10, 9 і 8 дБм) при використанні $\mathcal{T}2$ на етапі керування потужністю.

Рисунок 3.13 показує, що підвищення енергоефективності збільшується, коли ми зменшуємо мінімальну використовувану ТР, де ми маємо нижчі рівні ТР, які можна використовувати для керування потужністю. Енергоефективність стає приблизно стабільною, коли мінімальний ТР нижче 8 дБм. Це можна пояснити тим, що споживання струму трансивера в режимі передачі збільшується лише на 1 мА при збільшенні ТР від 2 до 8 дБм.

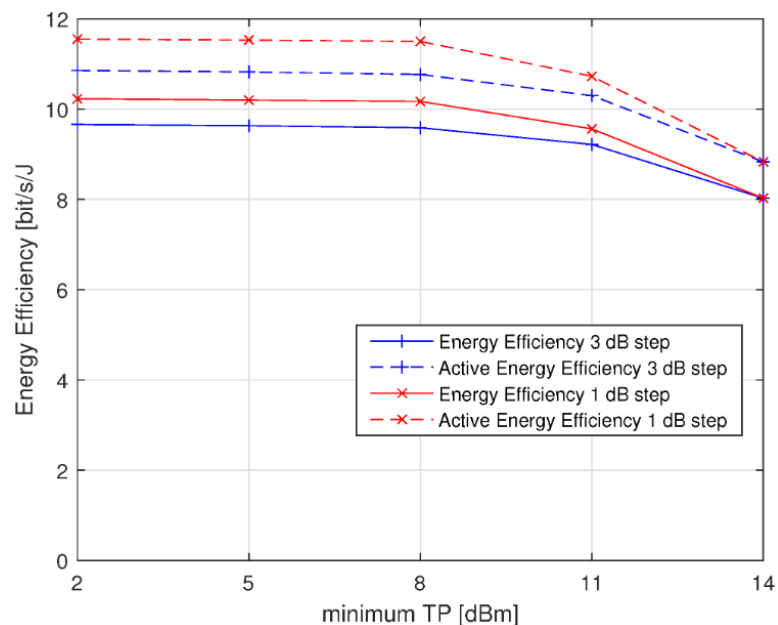


Рисунок 3.13 - Зміна енергоефективності з мінімальним ТР

Крім того, енергоефективність і ефективність активної енергії є кращими, коли ми зменшуємо крок ТР до 1 дБ, оскільки ми матимемо більш дискретні рівні ТР. Наприклад, коли мінімальний ТР становить 2 дБм, покращення енергоефективності та ефективності активної енергії за допомогою кроку 1 дБ становлять 5,9% і 6,3% відповідно порівняно з тими, що використовують крок 3 дБ.

Завдяки технологічному розвитку в галузі трансиверів очікуємо, що зможемо досягти кращої енергоефективності та довшого терміну служби вузлів за рахунок зменшення струму холостого ходу. Вивчаємо вплив зменшення струму холостого ходу I і d трансивера LoRa на енергоефективність при кількості вузлів 4000 і використання $T1$ як набір ТР для керування потужністю.

3.4 Оптимальний вибір шляху

Алгоритм MAO — це метаевристичний алгоритм, який має можливість імітувати народження, розмноження та регенерацію тканин аксолотлів, а також спосіб їхнього життя у водному середовищі. Популяція аксолотлів ділиться на самців і самок. Тут аксолотлі розглядаються як кілька шляхів ψ і створений протоколом. Цей алгоритм враховує здатність аксолотля змінювати колір частин свого тіла, щоб маскуватися та уникати хижаків. У звичайній MAO процес оновлення може легко впасти в оптимальне локальне значення. На кроці оновлення в запропонованій роботі була застосована функція зашифрованої мутації. Математична модель запропонованого алгоритму SMAx виведена таким чином: призначаючи кожній особині самця або самку, дві субпопуляції

отримуються з початкової популяції аксолотлів яка ініціалізується випадковим чином. Це пояснюється статевим розвитком аксолотлів. Підлаштовують колір своїх частин тіла в бік найкраще пристосованих особин, що відбувається після завершення початкового переходу від личинок до дорослої особини.

Дозволяє $l\psi(bst)$ і $f\psi(bst)$ бути найкраще адаптованими особинами чоловічої та жіночої статі бути параметром переходу для зміни кольору частин тіла самця та самки аксолотля. Потім кодована мутація застосовується до чоловічої та жіночої популяції, що показано на Рисунок 3.14. Наприклад, рисунок 3.14 а, дві позиції вибираються випадковим чином між позиціями 1 і 6, потім між ними виконується кодована мутація. Як показано на рисунку 3.14, Позиція 5 зашифрована до позиції 2.

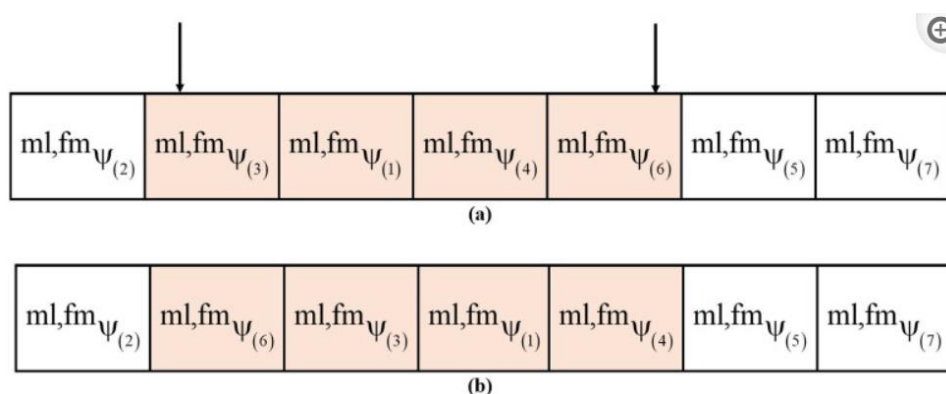


Рисунок 3.14 - Дві позиції вибираються випадковим

Підмножину індивідуумів вибирають із популяції в зашифрованій мутації, а їхні значення перемішують або перемішують. Від одного покоління популяції до наступного генетичне різноманіття підтримується та сприяє експлуатації, а також прискорює конвергенцію. Під час стадії шифрованої мутації найкращі самці та самки аксолотлів відбираються на основі цільової функції. Потім решту особин відбирають на основі зворотної ймовірності переходу аксолотлів-самців і аксолотлів-самок, наведеної в рівняннях 1 і 2.

Відповідність оцінюється на основі мінімальної відстані між вихідним і кінцевим вузлами, як зазначено в рівнянні 1.

$$- f_{я т} (м л\psi (q), f_{м\psi} (q)) = \{txv | \tau = \psi i (s r c) - \psi я (дт n)\}$$

$$- \zeta_{м л\psi} (q) = f_{я т} (м л\psi (q)) \sum f_{я т} (м л\psi (q))$$

$$- \zeta_{f_{м\psi}} (q) = f_{я т} (f_{м\psi} (q)) \sum f_{я т} (f_{м\psi} (q))$$

Де ζ позначає зворотну ймовірність чоловічого $м л\psi (q)$ і жіночого $f_{м\psi} (q)$ аксолотлі обчислюються за допомогою значення оптимізації $f_{я т} (м л\psi (q), f_{м\psi} (q))$ і txv в мінімальна відстань між джерелом $\psi i (s r c)$ і місця призначення $\psi я (дт n)$ відповідного шляху. Ці люди змінюють колір свого тіла за допомогою випадкового параметра $v q \in (0, 1)$.

$$- л\psi (p, q) = qxv + (q_{макс} - qxv) * vq$$

$$- f_{м\psi} (p, q) = qxv + (q_{макс} - qxv) * vq$$

Де мінімальне і максимальне значення в q тис частини тіла позначаються як $q_{макс}, qxv$. Отже, найкращі значення самців і самок оновлюються. Під час пересування аксолотлів у воді трапляються травми та нещасні випадки.

Це може призвести до втрати деяких частин тіла. Використовуючи ймовірність регенерації $\zeta' (стор . q)$, він замінює свої частини тіла, коли ймовірність втрати задовольняється як

$$\zeta' (стор . q) = qxv + (q_{макс} - q_{макс}) * vq$$

Підбираючи самця аксолотля для кожної самки аксолотля в популяції, потомство було отримано у фазі розмноження. Щоб розпочати процес сортування, самець відкладає сперму, а самка наносить глюкозу на сперму, на яку вона відкладає свої яйця, і в цій фазі відбувається процес вилуплення. Молодих личинок пересаджують у кращі умови, якщо вони краще пристосовані. Алгоритм 2 показує псевдокод алгоритму SMAx. Блок-схема, використана для його реалізації, наведена в рисунку 3.15.

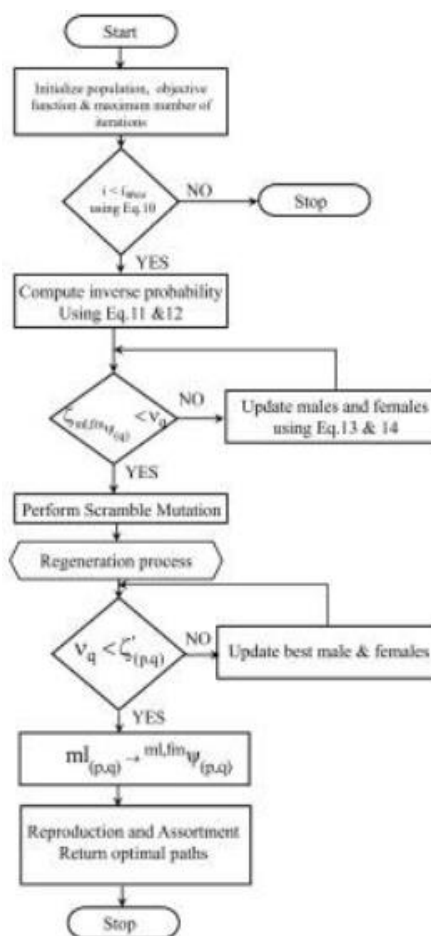


Рисунок 3.15 - Блок-схема SMAx

Таким чином було обрано оптимальний шлях між джерелом і пунктом призначення шляхом застосування алгоритму SMAx.

Оптимальний шлях відноситься до шляху, який має максимальний рівень енергії з мінімальною відстанню. За цим оптимальним шляхом маршрутизації пакети даних пересилалися від вихідного вузла до вузла призначення.

3.5 Шлюз з'єднання для спілкування кінцевого вузла

Шлюз із з'єднанням LoRa може допомогти у спілкуванні кінцевого вузла. Дані зберігаються та обслуговуються користувачами в шлюзі, який служить мостом між кінцевими вузлами та мережевими серверами. Була плата концентратора, яка могла отримувати та пересилати пакети LoRa на сервер у шлюзі LoRa. З метою контролю він дозволив зворотний зв'язок від сервера до вузлів.

Матриці продуктивності, такі як значення енергії, споживання енергії, кількість працюючих вузлів, кількість мертвих вузлів і термін служби вузла, були розраховані для запропонованого алгоритму та протестовані з існуючими протоколами LEACH, DEEC і SEP. Значення енергії дає інформацію про енергію, що залишилася у вузлі після передачі даних для певних циклів.

Від Таблиця 3.3, можна відзначити, що зі збільшенням кількості прогонів енергетична цінність запропонованого способу зменшувалася. Це свідчить про збільшення мертвих вузлів і зменшення працюючих вузлів. Порівняно з існуючими методами, енергетична цінність, збережена запропонованим методом, була вищою, ніж існуючі методи для тієї ж кількості прогонів, як показано на рисунку 3.16. Наприклад, протокол був реалізований для 500 прогонів. Запропонований метод Cum_LEACH мав енергетичну цінність 28,25 Дж, тоді як енергетична цінність LEACH становила 8,39 Дж; енергетична цінність DEEC 27,24 Дж; енергетична цінність SEP становила 15,43 Дж. Це свідчить про те, що запропонований Cum_LEACH зберіг більш високу енергетичну цінність порівняно з існуючими методами.

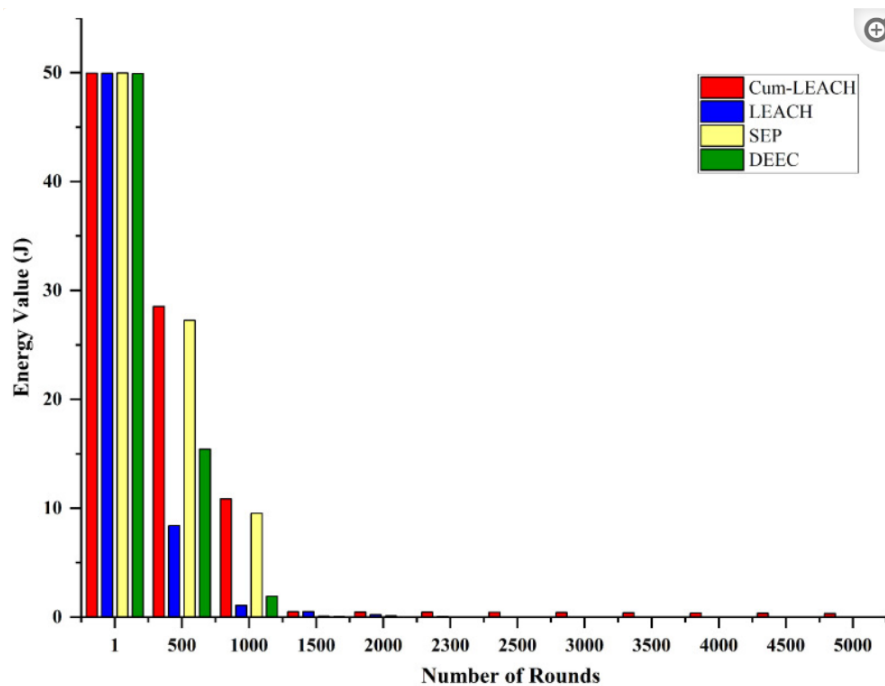


Рисунок 3.16 - Аналіз ефективності

Таблиця 3.3 – Аналіз продуктивності протоколів

Кількість раундів	Cum_LEACH	Вилугування	Вересень	DEEC
1	49,95	49,93	49,96	49,90
500	28.52	8.39	27.24	15.43
1000	10.86	1.08	9.53	1.92
1500	0,48	0,49	0,08	0,04
2000	0,46	0,21	0,10	0,00
2500	0,44	0,00	0,00	0,00
5000	0,33	0,00	0,00	0,00

Аналіз енергоспоживання для запропонованого та існуючого методів представлено в Таблиця 3.4. Енергія, споживана запропонованим методом Cum_LEACH, була найменшою при 500 прогонах. Навіть після 5000 прогонів загальна енергія вузлів не споживалася повністю, тоді як для інших методів енергія споживалася повністю. Таким чином, з аналізу можна зробити висновок, що коли протокол Cum_LEACH використовувався в поєднанні з вузлами LoRa, споживання енергії було меншим порівняно з іншими протоколами.

Таблиця 3.4 – Аналіз продуктивності на основі споживання енергії

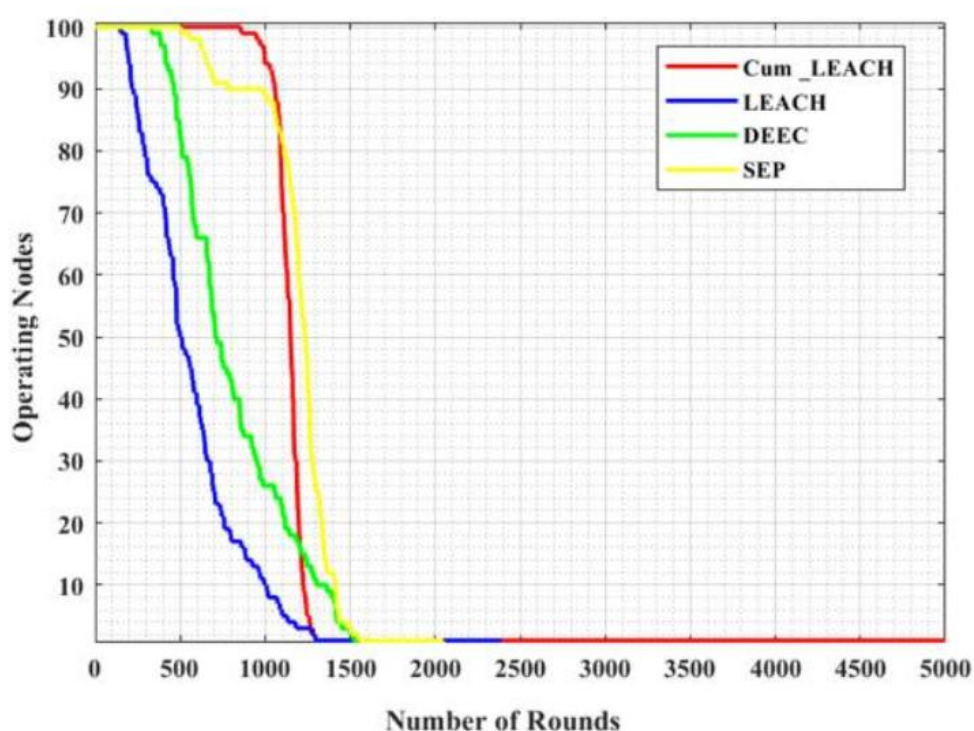
Кількість раундів	Cum_LEACH	Вилугування	Вересень	DEEC
1	0,04	0,07	0,02	0,08
500	4.35	11.67	2.23	5.41
1000	21.74	41,86	25.14	27.36
1500	43,39	48,95	44,58	37,53
2000	49,52	49,79	48,62	39.15
2500	49,54	49,79	49,64	49.15
5000	49,67	50,00	50,00	50,00

Кількість робочих вузлів для різної кількості прогонів показано в рисунку 3.17. Час, доки не вичерпається енергія першого датчика, називається терміном служби мережі. Результати показали, що кількість активних вузлів після 500 прогонів становила 100 із запропонованим протоколом Cum_LEACH, але у випадках LEACH, DEEC і SEP кількість активних вузлів становила 50, 82 і 99 відповідно.

Після 1000 прогонів кількість активних вузлів становила 99, 10, 26 і 89 для протоколів Cum_LEACH, LEACH, DEEC і SEP відповідно. Подібним чином після

2500 прогонів запропонована система мала деякі активні вузли, але інші системи не мали активних вузлів, як показано на таблиця 6.

Було також помічено, що термін життя запропонованої системи було збільшено до 5000 прогонів, тоді як час життя існуючих мережевих протоколів становив 2390, 1536 і 2046 прогонів (для LEACH, DEEC і SEP відповідно). Порівняно з існуючими моделями запропонований метод Cum_LEACH мав більшу кількість робочих вузлів.



Рисунку 3.17 -Кількість робочих вузлів у порівнянні з кількістю раундів для різних виборів СН.

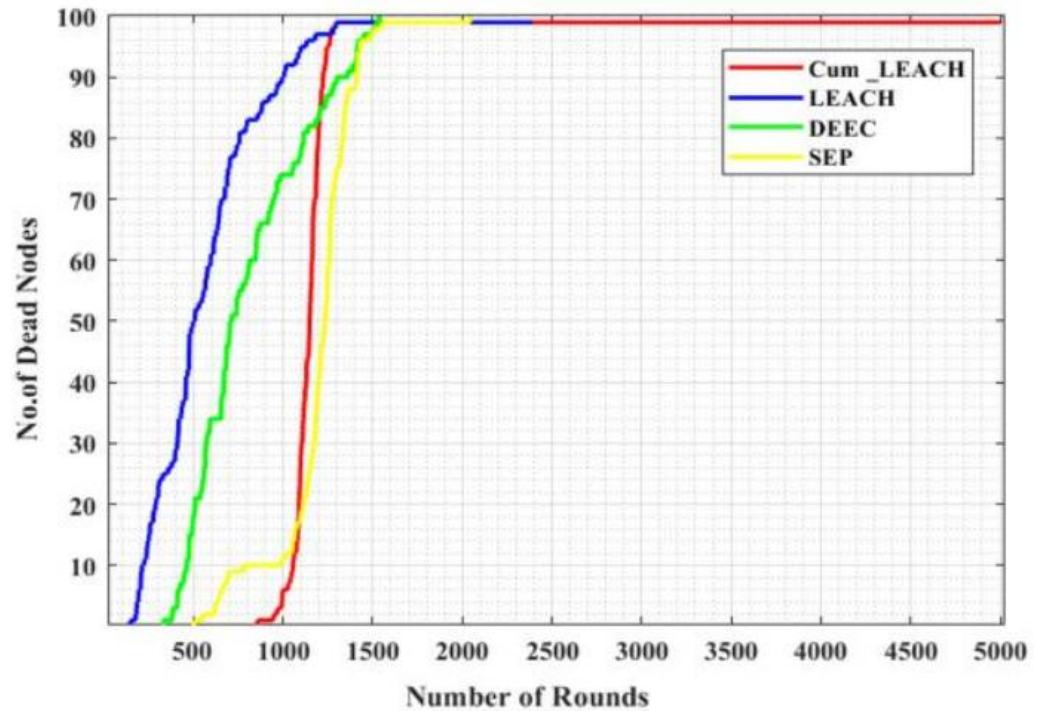
Таблиця 3.5 – Ітерація, після якого спостерігається перший і останній мертвий вузол

Кількість раундів	Cum_LEACH	Вилугування	Вересень	DEEC
Перший вузол	853	150	504	335
Останній вузол	5000	2390	2046	1536

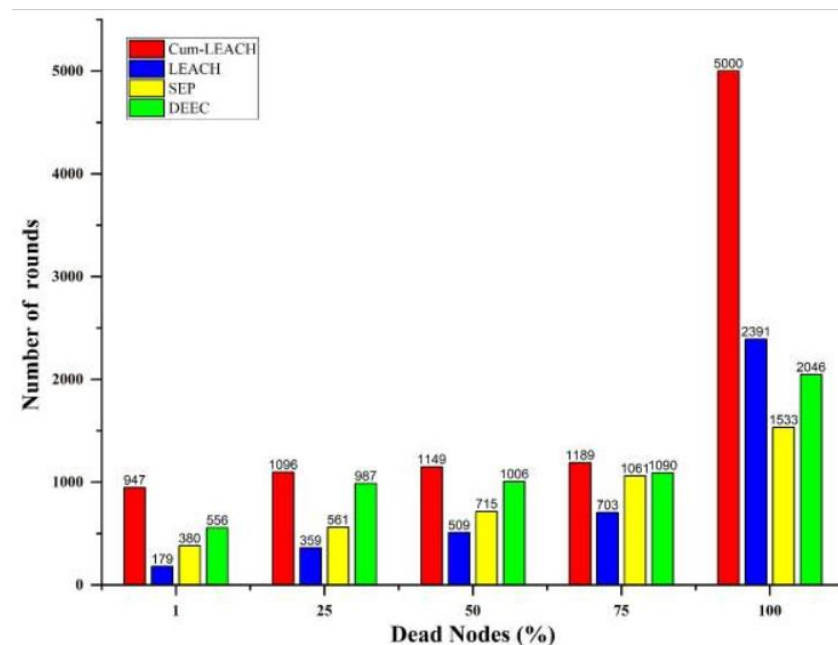
Рисунку 3.18, помічено, що кількість мертвих вузлів, виявлених під час використання протоколу Cum_LEACH для вибору СН, була набагато меншою порівняно з іншими стандартними протоколами. З протоколом Cum_LEACH перший вузол помер після 850 прогонів, тоді як для LEACH, DEEC і SEP перший вузол помер протягом 150, 335 і 504 прогонів відповідно. Подібним чином після 2500 запусків для існуючих протоколів усі вузли були мертві, але запропонована система все ще мала деякі активні вузли.

Таким чином, це показує, що для кожного циклу кількість мертвих вузлів у SG під час тестування із запропонованим протоколом була набагато меншою порівняно з кількістю мертвих вузлів з використанням інших протоколів. Для запропонованого протоколу Cum_LEACH, реалізованого для 5000 прогонів, прогони, під час яких перший і останній вузол помер, наведені в таблиця 3.3.

Відсоток мертвих вузлів у порівнянні із загальною кількістю запусків наведено в Малюнок 11. З цієї цифри можна помітити, що 50% вузлів були мертві на 1149 раундах, тоді як для протоколів LEACH, SEP і DEEC кількість запусків становила 509, 715 і 1006 відповідно. Це явно допомогло подовжити термін служби мережі і, отже, допомогло підтримувати мережу протягом більш тривалого часу.

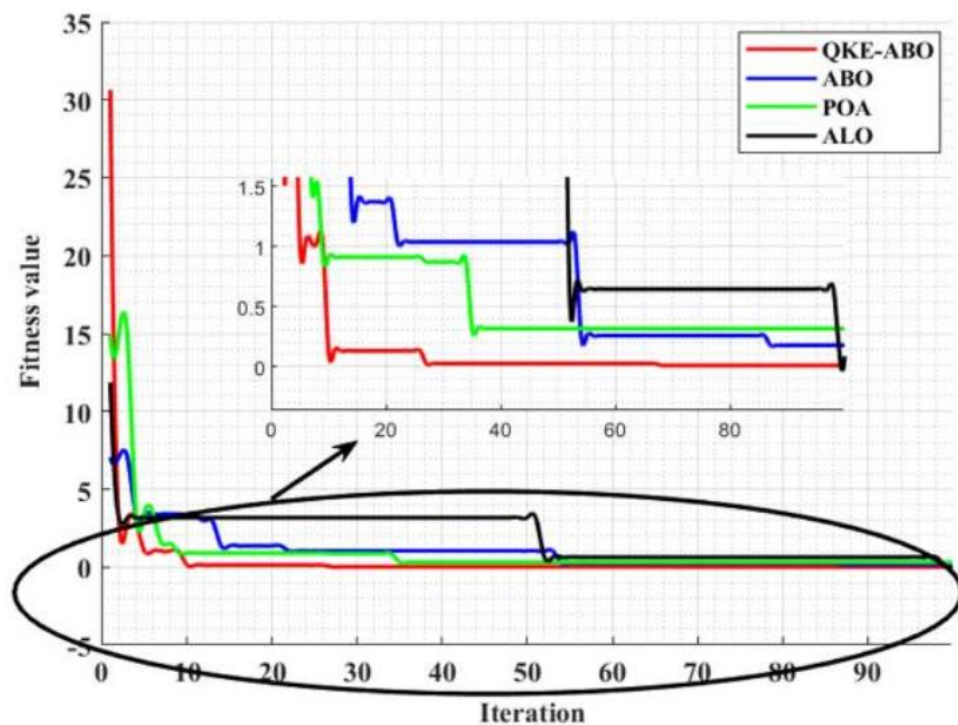


Рисунку 3.18 - Кількість мертвих вузлів порівняно з кількістю раундів для різних виборів СН.



Рисунку 3.19 - Кількість раундів проти відсотка мертвих вузлів для різних виборів СН.

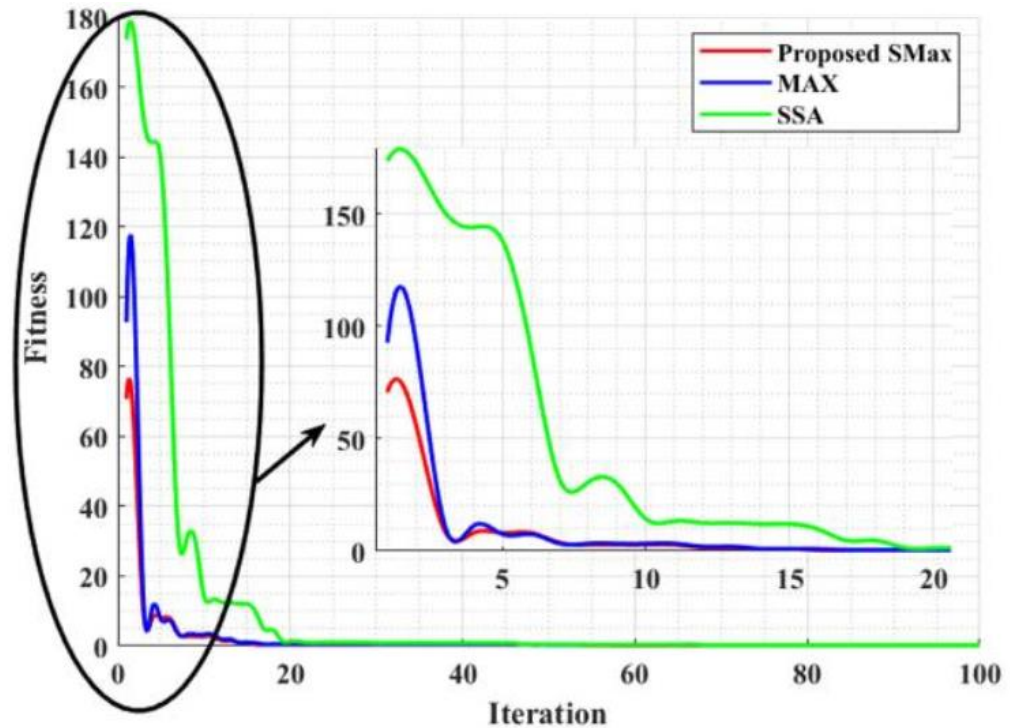
Ефективність QK_ABO у створенні кількох оптимальних шляхів після вибору СН представлена за допомогою графіка значень придатності в Рисунку 3.19. Порівняльний аналіз збіжності запропонованих алгоритмів QKE-ABO та оптимізації африканського буйвола ABO, алгоритму оптимізації пелікана (POA) та алгоритму оптимізації мурашиного лева ALO представлено зі значенням придатності як функцією ітерацій оптимізації.



Рисунку 3.20 - Порівняльний аналіз алгоритму QKE-ABO з існуючими алгоритмами.

Результати оптимізації, отримані щодо кількості оцінок цільової функції, представлені в рисунку 3.17. Збіжність до оптимального рішення демонструється чистим мінімальним значенням. У порівнянні з існуючими моделями, запропонований алгоритм QKE-ABO швидко наблизився до мінімального значення. Отже, запропонований метод QKE-ABO є більш ефективним. У рисунку 3.20. Збіжність ітераційного процесу забезпечувалася діапазонами параметрів. У порівнянні з процесом пошуку існуючих моделей, запропонований

алгоритм SMax наблизився до приблизного результату після меншої кількості ітерацій, демонструючи кращу продуктивність моделі.



Рисунку 3.21 - Порівняльний аналіз запропонованого алгоритму SMax з існуючими методами.

Запропонований новий протокол вибору головки кластера під назвою Cum_LEACH. Був запропонований новий процес оптимізації QKE-ABO для створення кількох оптимальних шляхів між вузлами відправника та приймача, коли вони розташовані далеко один від одного.

Потім був запропонований модифікований алгоритм MAX під назвою алгоритм SMax для вибору найкращого шляху серед шляхів, визначених алгоритмом QKE-ABO.

ВИСНОВКИ

Ефективність алгоритму Cum_LEACH оцінювалася з використанням таких параметрів, як значення енергії, мертві вузли та робочі вузли як функції кількості разів, коли дані були передані мережею, які називаються циклами. Продуктивність запропонованого Cum_LEACH порівнювалася зі стандартними алгоритмами LEACH, DEEC і SEP. Було помічено, що значення енергії вузлів було відмінним від нуля у випадку Cum_LEACH, тоді як значення енергії було нульовим у випадку алгоритмів LEACH, DEEC і SEP, коли кількість прогонів була 5000. При 1000 прогонах значення енергії були 10,86 Дж, 1,08 Дж, 9,53 Дж і 1,92 Дж для алгоритмів Cum_LEACH, LEACH, DEEC і SEP відповідно. Кількість мертвих вузлів є ще одним цікавим параметром, який дає нам інформацію про довговічність мережі.

Було також показано, що кількість мертвих вузлів була дуже низькою у випадку протоколу Cum_LEACH порівняно з іншими стандартними протоколами, коли кількість запусків становила 1000. Після 5000 запусків усі вузли були мертвими у випадку протоколу Cum_LEACH, тоді як у випадку, коли використовувалися протоколи LEACH, DEEC і SEP, усі вузли були мертві під час 2390, 2046 і 1536 запусків. У випадку, якщо кількість активних вузлів розглядається як параметр продуктивності, Cum_LEACH працює краще порівняно з іншими стандартними протоколами. Після того, як було виконано вибір СН, для процесу передачі було створено декілька шляхів за допомогою запропонованого алгоритму QKE-ABO, продуктивність якого порівнювалася з іншими алгоритмами оптимізації за допомогою параметра значення придатності. Значення придатності збігалось після 28 ітерацій у випадку алгоритму QKE-ABO, тоді як значення збігалось після 35, 53 і 53 ітерацій для алгоритмів POA, ALO і ABO відповідно.

Після створення шляхів для вибору найкращого шляху було запропоновано алгоритм SMAx. Його ефективність оцінювалася за допомогою значення придатності та порівнювалася з алгоритмами MAX і SSA. Для алгоритму SMAx

кількість ітерацій, необхідних для збіжності значення придатності, становила 15, тоді як вона становила 18 у випадку MAX і 19 у випадку алгоритму SSA. У порівнянні з алгоритмами MAX і SSA запропонований алгоритм SMAX не зазнав значного покращення. Обчислювальна складність і швидкість збіжності запропонованих алгоритмів у порівнянні з існуючими алгоритмами повинні розглядатися як майбутня робота, а також виділення функцій вузлів датчиків АМІ за допомогою вдосконалених нейронних мереж для виявлення потенціалу вторгнення в АМІ, який прогнозується за допомогою нового класифікатора нейронної мережі.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Abdulbasit Ahmed, Alexei Lisitsa, and Clare Dixon. A misuse-based network intrusion detection system using temporal logic and stream processing. 2021 5th International Conference on Network and System Security, 2021.
2. Pedro Casas, Johan Mazel, and Philippe Owezarski. Coping with 0-day attacks through unsupervised network intrusion detection. 2022 International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC), 2022.
3. Zhang Chao-Yang. Dos attack analysis and study of new measures to prevent. 2018 International Conference on Intelligence Science and Information Engineering, 2018.
4. Jeremy Seth Davis. Sony psn downed; hacking group claims ddos attack | sc media, Jul 2018.
5. Kristof Elst. Deep q-learning in the physical world, 2015.
6. Asha Girija Girija, Deepa Rao, and Prathibha Gowda. Cmpe 232 – component- based and reuse-oriented sw engineering.
7. D. Zhang M. Zhang H. Li, Y. Wang and E. Y. Chang. “pfp: parallel fp-growth for query recommendation,” in proceedings of the 2018 acm conference on recommender systems - recsys '18, lausanne, switzerland, 2018, p. 107.
8. Jparaiso. “cisco - netranger intrusion detection system.”, Dec 2018.
9. Christopher V. Kopek, Errin W. Fulp, and Patrick S. Wheeler. Distributed data parallel techniques for content-matching intrusion detection systems. MILCOM 2007 - IEEE Military Communications Conference, 2017.
10. C. Kruegel, F. Valeur, G. Vigna, and R. Kemmerer. Stateful intrusion detection for high-speed networks. Proceedings 2012 IEEE Symposium on Security and Privacy.
11. Pavel Laskov, Patrick Düssel, Christin Schäfer, and Konrad Rieck. Learning intrusion detection: Supervised or unsupervised?, 09 2015.
12. Li and Yuxi. Deep reinforcement learning: An overview, Sep 2017.

13. Tadashi Ogino. Evaluation of machine learning method for intrusion detection system. *International Journal of Machine Learning and Computing*, 5(2):137–141, 2015.
14. Tadashi Ogino. Evaluation of machine learning method for intrusion detection system on jubatus. *International Journal of Machine Learning and Computing*, 5(2):137–141, 2015.
15. OpenAI. A toolkit for developing and comparing reinforcement learning algorithms.
16. Iman Sharafaldin, Amirhossein Gharib, Arash Habibi Lashkari, and Ali A. Ghorbani. Towards a reliable intrusion detection benchmark dataset. *Software Networking*, 2017(1):177–200, 2017.
17. W.d. Smart and L. Pack Kaelbling. Effective reinforcement learning for mobile robots. *Proceedings 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.02CH37292)*.
18. Tran and Huy Nhut. A dynamic scalable parallel network-based intrusion detection system using intelligent rule ordering, Aug 2017.
19. S. Velliangiri and J. Premalatha. Intrusion detection of distributed denial of service attack in cloud. *Cluster Computing*, Apr 2017.
20. Gülsüm Yiğit and Merve Arnavutoğlu. Sql injection attacks detection prevention techniques. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 9(5):351–356, 2017.

ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ