МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ВЕТЕРИНАРНОЇ МЕДИЦИНИ ТА БІОТЕХНОЛОГІЙ
ІМ. С. З. ГЖИЦЬКОГО
ФАКУЛЬТЕТ МЕХАНІКИ, ЕНЕРГЕТИКИ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

другого (магістерського) рівня вищої освіти

на тему: «**РОЗРОБКА МОДЕЛІ КЕРУВАННЯ ІОТ-ТРАФІКОМ НА ОСНОВІ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ РЕСУРСІВ МЕРЕЖ**»

Виконав: здобувач 6 курсу групи Іт-62
Спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології»
Олег ЯРОШ

Керівник: Вячеслав ЧАПЛИГА
Рецензент: Іван ГОРОДЕЦЬКИЙ

ДУБЛЯНИ-2025

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ВЕТЕРИНАРНОЇ МЕДИЦИНИ ТА БІОТЕХНОЛОГІЙ
ІМ. С. З. ГЖИЦЬКОГО

ФАКУЛЬТЕТ МЕХАНІКИ, ЕНЕРГЕТИКИ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Освітній ступінь «Магістр» за спеціальністю –
126 – «Інформаційні системи та технології»

“ЗАТВЕРДЖУЮ”
Завідувач кафедри_____
д.т.н., проф. А.М. Тригуба
“____”_____2025_ р.

ЗАВДАННЯ

на кваліфікаційну роботу студенту

Ярошу Олегу Васильовичу

1. Тема роботи: **«Розробка моделі керування IoT-трафіком на основі кластеризації ресурсів мереж»**.

Керівник роботи Чаплига Вячеслав Михайлович, д.т.н., професор.

Затверджені наказом по університету від №140/к-с від 28.02.2025 року

2. Строк подання студентом роботи: 06.12.2025 року.

3. Початкові дані до роботи: Нормативно-правові документи та міжнародні стандарти щодо методів керування IoT-мережами, завдання на розробку моделі керування IoT-трафіком на основі кластеризації ресурсів мереж.

4. Зміст пояснювальної записки:

Вступ

РОЗДІЛ 1 Аналіз особливостей IoT-технологій та кластеризації ресурсів мереж

РОЗДІЛ 2 Дослідження методів та моделей керування IoT-трафіком на основі кластеризації ресурсів мереж

РОЗДІЛ 3 Розробка моделі керування IoT-трафіком на основі кластеризації ресурсів мереж

РОЗДІЛ 4 Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях

РОЗДІЛ 5 Розрахунок економічної ефективності керування IoT-трафіком на основі кластеризації ресурсів мереж

ВИСНОВКИ ТА ПРОПОЗИЦІЇ

Список використаних джерел

5. Перелік графічного матеріалу – презентація.

6. Консультанти з розділів кваліфікаційної роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата		Відмітка про виконання
		завдання видав	завдання прийняв	
1, 2, 3, 5	*Чаплига В.М., професор кафедри інформаційних технологій*			
4	*Городецький І.М., доцент кафедри інженерної фізики*			

7. Дата видачі завдання «__28___» _____02_____ 2025 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Відмітка про виконання
1	*Написання Вступу, першого розділу та означення головних завдань роботи*	28.02.2025 - 25.03.2025	
2	*Виконання другого розділу та формування початкових даних*	26.04.2025 - 26.05.2025	
3	*Виконання третього розділу та узагальнення отриманих результатів роботи*	27.05.2025 - 25.06.2025	
4.	*Розроблення та обґрунтування пропозицій щодо реалізації результатів роботи. Розроблення питань з охорони праці. Написання економічної частини (4- 5 розділи роботи).*	2.09.2025 – 24.10.2025	
5	*Кінцеве оформлення кваліфікаційної роботи та оформлення ілюстративних матеріалів, таблиць, здача роботи на перевірку на плагіат та на рецензування.*	25.10.2025 – 01.11.2025	
6	*Підготовка до захисту в ЕК (написання доповіді). Пробний захист на кафедрі, виправлення зауважень. Завершення кваліфікаційної роботи в цілому*	02.11.2025 – 25.11.2025	
7	*Перевірка на плагіат*	26.11.2025 – 05.12.2025	

Студент _____ Олег ЯРОШ

Керівник роботи _____ Вячеслав ЧАПЛИГА

АНОТАЦІЯ

УДК: 004.738.5

Ярош О. В. Розробка моделі керування IoT-трафіком на основі кластеризації ресурсів мереж : кваліфікаційна робота. Львів: Львівський національний університет ветеринарної медицини та біотехнологій ім. С. З. Ґжицького, 2025.

Кваліфікаційна робота: 79 с. тексту., 5 розд., 33 рис., 5 табл., 15 джерел.

Магістерська кваліфікаційна робота присвячена дослідженню та вдосконаленню методів керування трафіком у бездротових сенсорних мережах технології LoRaWAN на основі кластерного аналізу ресурсів.

У роботі проведено детальний аналіз архітектури протоколу LoRaWAN та існуючих методів розподілу ресурсів. На основі цього обґрунтовано доцільність використання кластерного аналізу (Traffic Clustering) для динамічного ранжування ресурсів та забезпечення ефективного балансування навантаження між шлюзами та каналами.

Метою роботи є розробка моделі керування трафіком IoT-мережі на основі кластеризації ресурсів LoRaWAN для підвищення ефективності передачі даних і зменшення навантаження на канали зв’язку.

Наукова новизна роботи полягає у розробці симуляційної моделі LoRaWAN-мережі з можливістю динамічного перерозподілу навантаження між вузлами за допомогою кластеризації трафіку. Запропоновано підхід до оцінювання ефективності кластеризації на основі показників доставки пакетів, колізій і енергоспоживання.

Наведено перелік заходів щодо забезпечення відповідних умов праці та безпеки. Обґрунтовано економічну ефективність результатів кваліфікаційної роботи.

Практичне значення одержаних результатів полягає у можливості використання результатів роботи, зокрема, моделі для керування трафіком IoT-мереж за допомогою кластеризації ресурсів мереж в галузях агромоніторингу, “розумного міста”, екологічного моніторингу а також для військових і промислових систем зв’язку, де важлива стабільна передача даних при великій кількості пристроїв.

Основні теоретичні та практичні результати виконаної магістерської кваліфікаційної роботи доповідались та отримали схвалення на наукових семінарах кафедри Інформаційних технологій, на міжнародній науковій конференції, листопад 2025, Львів.

Ключові слова: Кластеризація, LoRaWAN, IoT (Internet of Things), K-Means, Адаптивне керування швидкістю передачі даних, Керування трафіком, Балансування навантаження.

SUMMARY

UDC 004.738.5

Yarosh, O. V. Development of an IoT traffic management model based on network resource clustering: thesis. Lviv: S. Z. Gzhytsky Lviv National University of Veterinary Medicine and Biotechnology, 2025.

Qualification work: 79 pages of text, 5 sections, 33 figures, 5 tables, 15 sources.

The master's thesis is devoted to the study and improvement of traffic management methods in LoRaWAN wireless sensor networks based on cluster analysis of resources.

The thesis provides a detailed analysis of the LoRaWAN protocol architecture and existing resource allocation methods. Based on this, the feasibility of using cluster analysis (Traffic Clustering) for dynamic resource ranking and ensuring effective load balancing between gateways and channels is justified.

The aim of the work is to develop a model for managing IoT network traffic based on LoRaWAN resource clustering to improve data transmission efficiency and reduce the load on communication channels.

The scientific novelty of the work lies in the development of a simulation model of the LoRaWAN network with the possibility of dynamic load redistribution between nodes using traffic clustering. An approach to evaluating the effectiveness of clustering based on packet delivery, collisions, and energy consumption indicators is proposed.

A list of measures to ensure appropriate working conditions and safety. The economic efficiency of the results of the qualification work is justified.

The practical significance of the results obtained lies in the possibility of using the results of the work, in particular, the model for managing IoT network traffic by clustering network resources in the fields of agromonitoring, “smart city,” environmental monitoring, as well as for military and industrial communication systems, where stable data transmission with a large number of devices is important.

The main theoretical and practical results of the master's thesis were presented and approved at scientific seminars of the Department of Information Technologies and at an international scientific conference in November 2025 in Lviv.

Keywords: Clustering, LoRaWAN, IoT (Internet of Things), K-Means, Adaptive Data Rate (ADR), Traffic Management, Load Balancing.

ЗМІСТ

ВСТУП..... 13
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ОСОБЛИВОСТЕЙ IOT-ТЕХНОЛОГІЙ ТА КЛАСТЕРИЗАЦІЇ РЕСУРСІВ МЕРЕЖ.....19
1.1 Аналіз сучасних методів керування IoT-трафіком.....19
1.2 Кластеризація як метод керування ресурсами мережі.....20
1.3 Аналіз основних методів кластеризації та їх порівняльна характеристика.. 25
Висновки до розділу 1.....28
РОЗДІЛ 2. ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ТА МОДЕЛЕЙ КЕРУВАННЯ IOT-ТРАФІКОМ НА ОСНОВІ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ РЕСУРСІВ МЕРЕЖ.....30
2.1 Дослідження архітектури IoT-систем та технології LoRaWAN..... 30
2.2 Дослідження впливу параметрів LoRaWAN на ефективність передачі даних..... 33
2.3 Дослідження переваг і недоліків кластеризації для різних типів IoT-систем.....36
2.4 Програмне забезпечення та інструменти симуляції.....38
Висновки до розділу 2.....39
РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА МОДЕЛІ КЕРУВАННЯ IOT-ТРАФІКОМ НА ОСНОВІ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ РЕСУРСІВ МЕРЕЖ..... 40
3.1 Проектування структури симуляційного середовища LoRaWAN-мережі 40
3.2 Моделювання процесів і взаємодії пристроїв у IoT-мережі..... 44
3.3 Вплив кластеризації на ефективність симуляції LoRaWAN-мережі..... 47
3.4 Порівняльний аналіз результатів роботи різних алгоритмів кластеризації.. 58
Висновки до розділу 3.....64
РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ..... 66
4.1 Нормативно-правові положення з охорони праці та безпеки в надзвичайних ситуаціях.....66
4.2. Заходи безпеки при експлуатації електронного та мережевого обладнання..... 67
Висновки до розділу 4.....69
РОЗДІЛ 5. РОЗРАХУНОК ЕКОНОМІЧНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ КЕРУВАННЯ IOT-ТРАФІКОМ НА ОСНОВІ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ РЕСУРСІВ МЕРЕЖ.....70
5.1 Фактори, що впливають на ефективність системи керування IoT-трафіком на основі кластеризації ресурсів мереж..... 70

5.2 Розрахунок економічної ефективності системи керування IoT-трафіком на основі кластеризації ресурсів мереж..... 71
Висновки до розділу 5..... 74
ВИСНОВКИ..... 75
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ..... 77

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

LoRa (Long Range) — енергозберігальна технологія бездротової передачі даних на великі відстані, що використовує модуляцію Chirp Spread Spectrum.

LoRaWAN (Long Range Wide Area Network) — мережевий протокол поверх LoRa, який визначає правила взаємодії кінцевих пристроїв, шлюзів і мережевого сервера.

End Devices (Кінцеві пристрої) — сенсори або вузли, що передають дані до мережі LoRaWAN.

Gateways (Шлюзи) — пристрої, що приймають повідомлення від кінцевих вузлів і передають їх на мережевий сервер.

IoT (Internet of Things) — концепція взаємодії мережевих пристроїв, що обмінюються даними без участі людини.

Spreading Factor (SF) — параметр модуляції LoRa, що визначає тривалість символу та впливає на дальність і швидкість передачі.

Bandwidth (BW, ширина смуги) — діапазон частот, у якому здійснюється передача сигналу.

TX Power (потужність передачі) — енергія, з якою вузол випромінює радіосигнал.

Airtime (час перебування в ефірі) — тривалість передачі одного пакета LoRa.

LQI (Link Quality Indicator) — показник якості радіоканалу.

Колізії — взаємне перекриття пакетів у ефірі, що призводить до втрати даних.

LOAD (використання ефірного часу) — частка часу, протягом якого канал зайнятий передаванням.

Packet Loss Rate (PLR) — частка втрачених пакетів від загальної кількості.

Delivery Ratio (DR) — відсоток успішно доставлених пакетів.

PER (Packet Error Rate) — частка пакетів, отриманих із помилками.

ADR (Adaptive Data Rate) — механізм LoRaWAN, який автоматично оптимізує параметри передачі для кожного кінцевого вузла.

QoS (Quality of Service) — характеристика якості обслуговування мережевого трафіку.

Clustering (Кластеризація) — метод групування об’єктів за подібністю їхніх ознак.

K-Means — алгоритм кластеризації, що розбиває дані на k кластерів шляхом мінімізації внутрішньо кластерної варіації.

DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) — алгоритм кластеризації на основі щільності точок, здатний виявляти шуми.

Agglomerative Clustering — ієрархічний метод кластеризації, що поєднує найближчі об’єкти у групи.

ВСТУП

Актуальність. Стрімкий розвиток Інтернету речей (IoT) призвів до появи великої кількості пристроїв, що передають дані через бездротові мережі з обмеженими ресурсами. Це створює значне навантаження на канали зв’язку, особливо у випадках, коли мережа має тисячі вузлів. Одним з ключових завдань сучасних IoT-систем є забезпечення ефективного керування трафіком, мінімізації колізій і втрат даних, а також раціонального використання енергоресурсів.

Термін «Кластеризація» не є поки визначеним чи поширеним у термінополі законодавства України, як це видно на рисунку В.1.

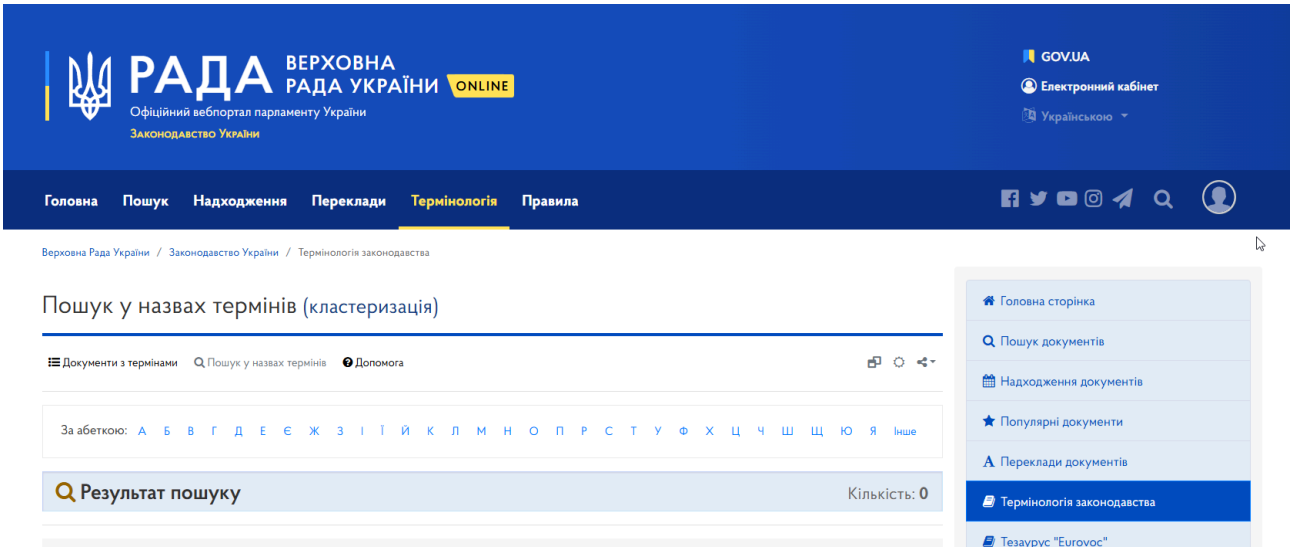

Рисунок В.1 – Кількість визначень терміну «Кластеризація» в нормативно-правовому термінополі України [1].

На противагу кластеризації, поняття «Мережі» та «Трафіку» широко використовуються у законодавстві (рис. В.2 та В.3), що свідчить про актуальність цих термінів.

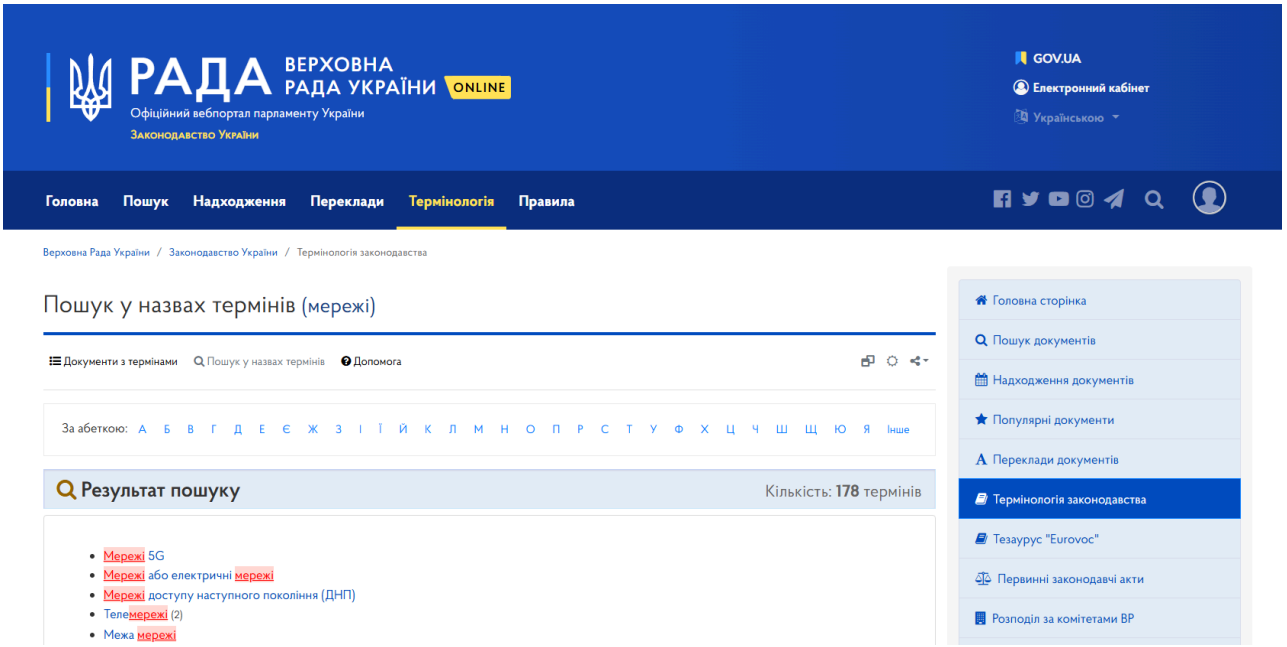

Рисунок В.2 – Кількість визначень терміну «Мережі» в нормативно-правовому термінополі України [1].

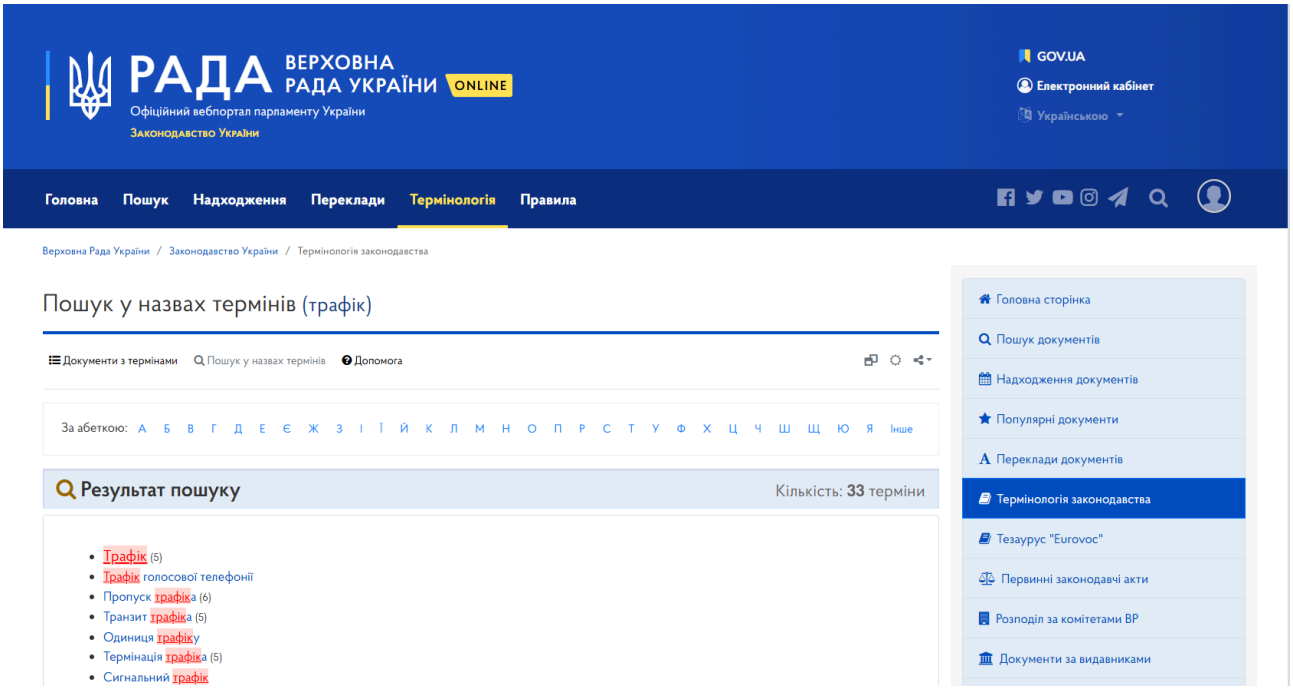

Рисунок В.3 – Кількість визначень терміну «Трафік» в нормативно-правовому термінополі України [1].

Розглянувши ці визначення доцільно, на нашу думку, надалі прийняти наступні (див. рис. В.4 та В.5).

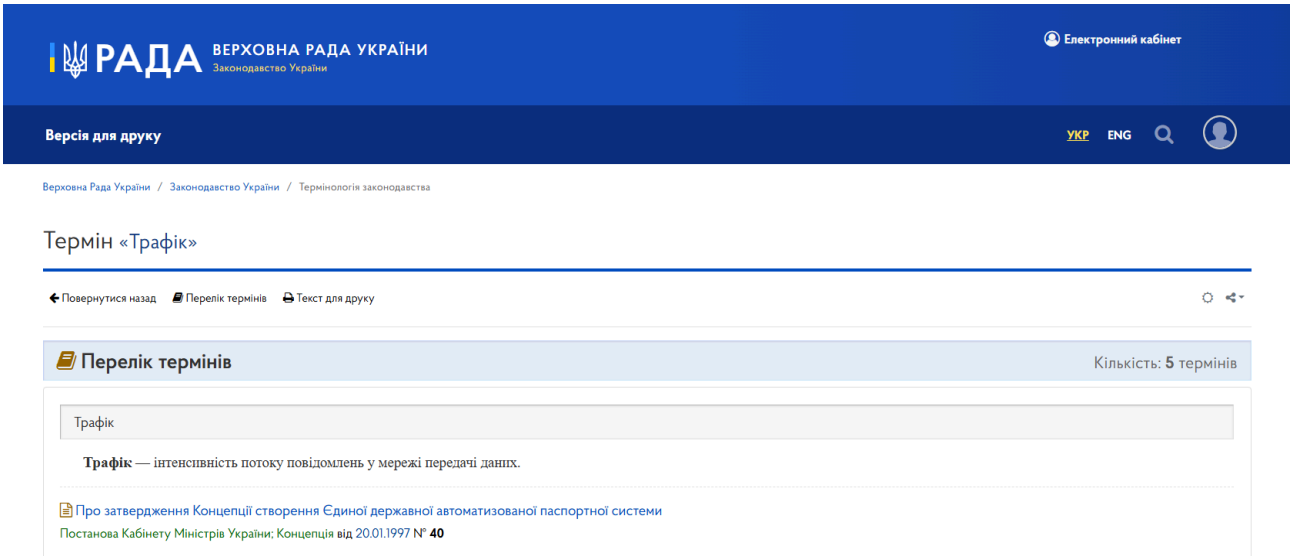

Рисунок В.4 – Прийняте визначення терміну «Трафік» [1].

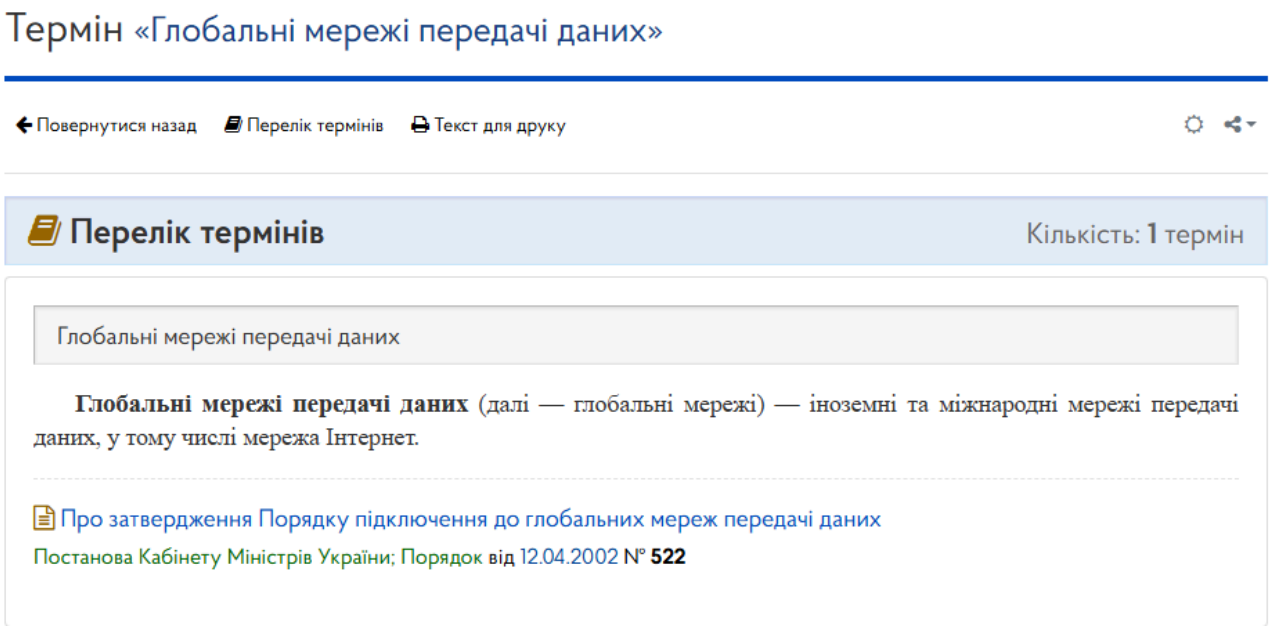

Рисунок В.5 – Прийняте визначення терміну «Мережі» [1].

Оскільки в українському законодавстві відсутнє пряме і чітке регулювання та законодавче визначення такого технічного механізму, як кластеризація ресурсів мережі для керування трафіком, для обґрунтування необхідності розробки моделі слід звернутися до нормативно-правових документів Європейського Союзу та міжнародних стандартів, які встановлюють вимоги до безпеки та надійності. Одним із ключових документів у цій сфері є Акт ЄС про кібербезпеку (Regulation (EU) 2019/881), який запровадив загальноєвропейську систему сертифікації для IoT-пристроїв. Цей акт вимагає від виробників та

операторів забезпечення високої стійкості до кіберзагроз, що, у свою чергу, технічно реалізується через ефективну сегментацію мережі [2], що є функціональним аналогом кластеризації. Зокрема, модель керування трафіком на основі кластеризації дозволяє ізолювати критичні комунікаційні потоки та керуючий трафік в окремі кластери, гарантуючи їхню доступність, а також обмежувати поширення загроз у разі компрометації окремого сегменту мережі. Таким чином, розробка моделі кластеризації ресурсів є практичним кроком для забезпечення відповідності українських IoT-систем найвищим міжнародним стандартам кібербезпеки.

Однією з перспективних технологій для побудови IoT систем є LoRaWAN, що забезпечує зв’язок на далекі відстані із низьким енергоспоживанням. Однак із ростом кількості пристроїв виникає проблема перевантаження мережі та зниження якості обслуговування.

Кластеризація трафіку є ефективним методом оптимізації ресурсів LoRaWAN-мережі, оскільки дозволяє рівномірно розподіляти навантаження між вузлами та гейтвеями, зменшити ймовірність колізій і підвищити доставку пакетів. Саме тому розробка симуляційного середовища та моделі керування IoT-трафіком LoRaWAN на основі кластеризації ресурсів мереж є актуальним завданням сучасних телекомунікаційних систем.

Об'єкт дослідження: Процес передавання та керування трафіком у IoT-мережах, зокрема в мережах, що базуються на технології LoRaWAN.

Предмет дослідження: Методи підвищення ефективності передавання даних у LoRaWAN-мережах за рахунок кластеризації ресурсів і керування параметрами зв’язку.

Мета дослідження: Розробка моделі керування трафіком IoT-мережі на основі кластеризації ресурсів LoRaWAN для підвищення ефективності передачі даних і зменшення навантаження на канали зв’язку.

Для досягнення поставленої мети були визначені та вирішені наступні завдання:

1. Провести аналіз існуючих методів керування трафіком у IoT-мережах і визначити їх переваги та обмеження.
2. Дослідити вплив параметрів LoRaWAN на якість зв’язку та енергоефективність.
3. Проаналізувати основні алгоритми кластеризації IoT-трафіку та оцінити їх придатність для LoRa-подібних мереж.
4. Розробити симуляційне середовище та модель керування IoT-трафіком LoRaWAN на основі кластеризації ресурсів мереж.
5. Провести симуляцію роботи мережі з урахуванням кластеризації та ADR, порівняти результати з базовим сценарієм.
6. Оцінити вплив кластеризації на ефективність мережі (доставлення пакетів, енерговитрати та рівень колізій).
7. Провести порівняльну характеристику ефективності роботи різних методів кластеризації.

Методологічною основою кваліфікаційної роботи є праці в галузі бездротових сенсорних мереж, мереж IoT, LoRaWAN-протоколів, а також методи математичного моделювання, імітаційної симуляції та кластерного аналізу даних. Для аналізу ефективності застосовувалися методи порівняльного аналізу, статистичної обробки результатів і комп’ютерного моделювання.

Інформаційною основою роботи є термінологія законодавства України і ЄС, а також, міжнародні стандарти LoRa Alliance, технічна документація виробників IoT-пристроїв, аналітичні огляди, а також результати власних симуляцій у розробленому середовищі.

Наукова новизна роботи полягає у розробці симуляційної моделі LoRaWAN-мережі з можливістю динамічного перерозподілу навантаження між вузлами за допомогою кластеризації трафіку. Запропоновано підхід до оцінювання ефективності кластеризації на основі показників доставлення пакетів, колізій і енергоспоживання.

Практичне значення одержаних результатів. Розроблена модель може бути використана для дослідження продуктивності IoT-мереж і планування їх параметрів перед розгортанням реальних систем.

Результати роботи можуть бути застосовані в галузях агромоніторингу, “розумного міста”, екологічного моніторингу, а також для військових і промислових систем зв’язку, де важлива стабільна передача даних при великій кількості пристроїв.

Апробація результатів роботи. Основні теоретичні та практичні результати виконаної магістерської кваліфікаційної роботи доповідались та отримали схвалення на наукових семінарах кафедри Інформаційних технологій, на міжнародній науковій конференції, листопад 2025, Львів.

Публікації здобувача за темою кваліфікаційної роботи.

Ярош О. В. МОДЕЛЮВАННЯ ТА КЛАСТЕРИЗАЦІЯ ТРАФІКУ ІОТ-МЕРЕЖ НА ОСНОВІ ТЕХНОЛОГІЇ LORAWAN. Тези Міжнар. студ. наук. конференції “Модернізація та сучасні українські і світові наукові дослідження”, 14 лист. 2025 [Електронний ресурс]. Житомир, 2025. С. 335.

Структура та обсяг кваліфікаційної роботи. Кваліфікаційна робота містить вступ, п’ять розділів, висновки, список використаної літератури та додатки.

РОЗДІЛ 1.
АНАЛІЗ ОСОБЛИВОСТЕЙ ІОТ-ТЕХНОЛОГІЙ ТА КЛАСТЕРИЗАЦІЇ РЕСУРСІВ МЕРЕЖ

1.1 Аналіз сучасних методів керування IoT-трафіком

Передача даних у IoT характеризується нерівномірністю та різноманіттям джерел. Зазвичай виділяють два основні типи трафіку — періодичний та керований подіями (подієвий) [3].

З періодичним трафіком дані передаються через фіксовані інтервали часу. Такий тип характерний для систем моніторингу температури, вологості, тиску або інших стабільних параметрів. При використанні подієвого трафіку, повідомлення генерується у відповідь на певну подію, наприклад спрацювання датчика руху, виявлення аварії чи поранення військовослужбовця. Його характерна риса — непередбачуваність моменту передачі та необхідність гарантованої доставки повідомлення.

У реальних умовах часто використовується змішаний підхід, коли базова телеметрія передається періодично, а критичні події — одразу після виникнення. Такий підхід дає змогу досягти компромісу між енергоспоживанням і швидкістю реагування системи.

У сучасних IoT-системах кількість підключених пристроїв постійно зростає, що створює значне навантаження на мережеву інфраструктуру. Ефективне керування трафіком і раціональне використання ресурсів є критичними для забезпечення надійності, швидкості обміну даними та енергоефективності системи. Для цього застосовуються різні підходи.

Адаптивне керування параметрами передачі такими як Spreading Factor, потужність сигналу, частота залежно від якості каналу та навантаження. IoT-пристрої об’єднуються у кластери з вибраними координаторами (Cluster Head), які збирають і агрегують дані.

Використовують забезпечення якості обслуговування QoS. В IoT-мережах різні типи даних мають неоднакові вимоги до затримки та надійності. Для цього застосовується багаторівнева система пріоритетів, де критичні пакети (наприклад, аварійні чи медичні) обслуговуються першими. Існує підхід з оптимізація маршрутизації, а саме вибору оптимального шляху передачі даних з урахуванням залишкової енергії вузлів, затримок і надійності каналів.

Частина обробки даних виконується на проміжних вузлах або шлюзах, а не в хмарі, що дозволяє скоротити обсяг переданого трафіку. Це має назву Edge/Fog Computing.

Застосування таких підходів дозволяє суттєво підвищити ефективність роботи IoT-мереж без необхідності значного розширення апаратних ресурсів.

Наприклад, було запропоновано метод зменшення трафіку шляхом групування пристроїв за типом об’єкта (object-type routing) [4]. Такий підхід поєднує кластеризацію та оптимізацію маршрутизації, оскільки дозволяє передавати одне повідомлення для всіх пристроїв певного типу замість індивідуальних запитів. Це ефективно зменшує кількість переданих пакетів і навантаження на мережеві ресурси.

Крім того, представлено модель, у якій IoT-пристрої динамічно обирають канали та регулюють потужність сигналу залежно від пріоритету трафіку та рівня інтерференції в мережі. Такий підхід забезпечує зменшення затримок, раціональніше використання спектра та підвищення стабільності роботи мережі навіть за великої кількості активних пристроїв [5].

1.2 Кластеризація як метод керування ресурсами мережі

Кластеризація є одним із фундаментальних завдань у сфері некерованого машинного навчання та дослідницького аналізу даних . Її основна мета полягає у виявленні природних груп або кластерів у наборі даних таким чином, що

об'єкти в одному кластері є схожими один до одного, а об'єкти, що належать до різних кластерів, є несхожими.

Математично кластеризація визначається як процедура поділу множини об'єктів X на K непересічних підмножин C (кластерів).

$$X = \{x_1, x_2, \ldots, x_n\} \tag{1.1}$$

де $x_1, x_2, \ldots, x_n$ – елементи множини X.

$$C = \{C_1, C_2, \ldots, C_K\} \tag{1.2}$$

де $C_1, C_2, \ldots, C_K$ – кластери.

Формально, процес кластеризації зводиться до оптимізаційної задачі, де необхідно мінімізувати суму квадратів відстаней від кожної точки даних до центроїда (середнього вектора) її кластера. Ця міра відома як сума квадратів внутрішньокластерних помилок або цільова функція втрат J:

$$J(C, \mu) = \sum_{j=1}^{K} \sum_{x_i \in C_j} ||x_i - \mu_j||^2 \tag{1.3}$$

де K – задана кількість кластерів; C_j – j-й кластер; x_i – об'єкт даних, що належить кластеру C_j, $||x_i - \mu_j||^2$ – квадрат відстані між точкою x_i та центроїдом μ_j, μ_j – центроїд (середнє арифметичне) кластера C_j, який обчислюється як:

$$\mu_j = \frac{1}{|C_j|} \sum_{x_i \in C_j} x_i \tag{1.4}$$

де $|C_j|$ – розмір кластера C_j, x_i – об'єкт даних, що належить кластеру C_j.

Мета алгоритму полягає у знаходженні такого розподілу кластерів C і відповідних центроїдів μ, що мінімізує значення цільової функції втрат J.

Використаний у роботі алгоритм K-Means є ітеративним алгоритмом, що сходиться до локального мінімуму цільової функції. Він складається з наступних ключових кроків:

Крок 1: Ініціалізація

Обирається K початкових центроїдів $\mu_1^{(0)}, \mu_2^{(0)}, \ldots, \mu_K^{(0)}$.

Крок 2: Призначення Кластерів

На цьому кроці кожна точка даних x_i призначається до кластера, центроїд якого є найближчим до неї. Індекс k кластера $C_j^{(t)}$ на ітерації t визначається за правилом:

$$\text{призначити } x_i \text{ до } C_j \Leftrightarrow j = arg\,min(k) \,||\, x_i - \mu_k^{(t-1)} \,||^2 \qquad (1.5)$$

де C_j – j-й кластер; x_i – об'єкт даних, що належить кластеру C_j, $||x_i - \mu_j^{(t-1)}||^2$ – квадрат відстані між точкою x_i та центроїдом $\mu_j^{(t-1)}$ обчислений на попередній ітерації алгоритму (t-1).

Крок 3: Оновлення центроїдів (Update Step)

Після перепризначення всіх точок, центроїди кластерів перераховуються як середнє арифметичне всіх точок, які тепер належать цьому кластеру. Новий центроїд $\mu_k^{(t)}$ який обчислюється за формулою 1.4.

Ці кроки (2 та 3) повторюються до тих пір, поки не буде досягнуто критерію збіжності, наприклад, коли:

- Центроїди більше не змінюються.
- Призначення кластерів не змінюється.
- Максимально допустима кількість ітерацій досягнута.

Оскільки K-Means є некерованим методом, оптимальна кількість кластерів K заздалегідь невідома і є гіперпараметром. Для визначення оптимального K часто використовують такі евристичні методи:

- Метод Ліктя
- Метод Силуету

Кластеризація, як потужний інструмент аналізу даних, має особливе значення в контексті Інтернету Речей (IoT). Пристрої IoT генерують величезні обсяги неструктурованих даних, які часто мають високу розмірність та шум.

Застосування кластеризації в екосистемах IoT дозволяє:

1. Сегментувати однорідні групи пристроїв або сенсорів, що демонструють схожу поведінку (наприклад, схожі профілі енергоспоживання або температурні показники).
2. Виявляти аномалії або нестандартну поведінку (наприклад, несправні датчики або кібератаки), оскільки аномальні точки даних часто не потрапляють у жоден із визначених кластерів.
3. Оптимізувати керування ресурсами мережі та ефективність передачі даних, групуючи пристрої для цільової комунікації.

Таким чином, кластеризація слугує критичним попереднім етапом для ефективного інтерпретування та управління даними, зібраними з мільярдів IoT-пристроїв.

Кластеризація є потужним інструментом для оптимізації ресурсів та підвищення масштабованості в мережах Інтернету речей. Вона передбачає логічне або фізичне групування об'єктів мережі (пристроїв, шлюзів або каналів) на основі певних критеріїв, що дозволяє перейти від хаотичної конкуренції за канал до впорядкованого розподілу доступу. Загалом, кластеризація впливає на два ключові аспекти продуктивності: енергоефективність та управління трафіком.

В основі кластеризації лежить математичний принцип поділу об'єктів на кластери так, щоб об'єкти всередині кластера були максимально схожими один до одного і максимально відрізнялися від об'єктів з інших кластерів. Візуально це можна представити, як показано на рисунку 1.2.1.

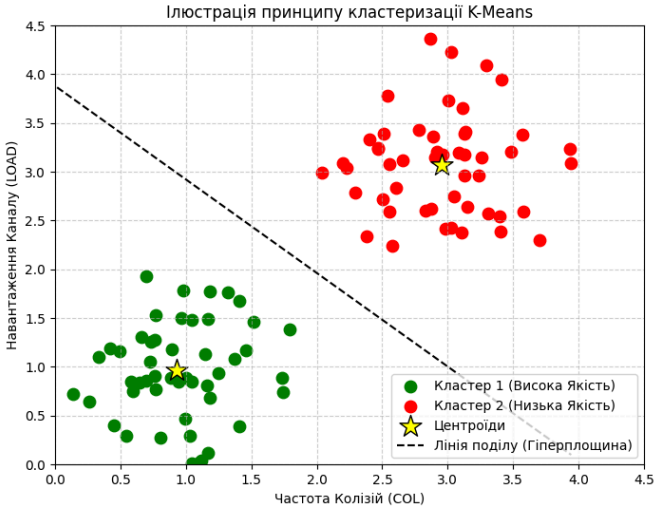

Рисунок 1.2.1 – Візуалізація роботи K-Means кластеризації у двовимірному просторі ознак.

На Рисунку 1.2.1 показано, як алгоритм K-Means використовується для розділення ресурсів мережі у двовимірному просторі ознак. Кожна точка на графіку представляє канал на шлюзі, оцінений за двома ключовими показниками: частота колізій (COL) (вісь X) та навантаження каналу (LOAD) (вісь Y).

- Кластер 1 (Зелені точки) — ресурси, розташовані у лівому нижньому квадранті, мають низькі показники колізій та низьке навантаження. Це оптимальні ресурси (кластер високої якості).
- Кластер 2 (Червоні точки) — ресурси у правому верхньому квадранті мають високу частоту колізій та значне навантаження. Це перевантажені ресурси (кластер низької якості).
- Центроїди (Жовті зірки) — позначають "середнє" значення для кожного кластера.

У такий спосіб, кластеризація дозволяє системі автоматично ранжувати всі доступні канали, що є першим кроком до динамічного керування трафіком.

Для енергообмежених мереж, кластеризація зазвичай є просторовою. Пристрої групуються за географічною близькістю, де один вузол призначається

координатором кластера. Цей координатор збирає та агрегує дані від сусідів, відправляючи один пакет до шлюзу. Це дозволяє більшості кінцевих вузлів передавати дані на коротшу відстань з меншою потужністю, що зменшує енергоспоживання та подовжує термін служби мережі.

У контексті великих і щільних розгортань, особливо таких як LoRaWAN, критичним завданням стає ефективне керування трафіком та мінімізація колізій. Оскільки пропускна здатність радіоканалу є обмеженою, зростає необхідність балансування навантаження між доступними ресурсами (каналами та шлюзами). Тут кластеризація переходить у площину кластеризації за трафіком, де групуються не пристрої, а самі ресурси на основі їхніх поведінкових характеристик: рівня завантаження, частоти колізій та якості каналу.

Цей підхід дозволяє імплементувати динамічне адаптивне керування ADR. Централізована система використовує методи кластерного аналізу (наприклад, K-Means або DBSCAN) для автоматичного ранжування ресурсів. Ресурси з низькою якістю (наприклад, високим PER та кількістю колізій) потрапляють у "перевантажений" кластер і отримують низький пріоритет. Таким чином, кластеризація ресурсів стає основою для оптимального призначення кінцевих пристроїв до найбільш сприятливих каналів, що забезпечує підвищення доставлення пакетів та Delivery Ratio.

1.3 Аналіз основних методів кластеризації та їх порівняльна характеристика

Одним із ключових завдань при оптимізації роботи IoT-мереж є забезпечення рівномірного та ефективного розподілу навантаження Load Balancing між доступними каналами та шлюзами. У великих системах, де кількість пристроїв сягає тисяч, зростає ризик перевантаження каналів і зниження якості обслуговування через колізії пакетів. Для запобігання цьому

застосовуються методи кластеризації, які дозволяють групувати об'єкти мережі за певними ознаками.

У контексті архітектури LoRaWAN кластеризація має особливе значення, оскільки вона дозволяє адаптивно керувати ключовими параметрами зв’язку — такими як Spreading Factor , ширина смуги та потужність передачі. Це дозволяє мінімізувати час перебування в ефірі, зменшити кількість колізій і підвищити ефективність використання радіоканалу.

Для систематизації задач керування ресурсами доцільно поділити методи кластеризації на дві основні групи: просторову та за трафіком.

Просторова кластеризація (Spatial Clustering) передбачає об'єднання вузлів за географічною близькістю або за схожими радіопараметрами, такими як рівень сигналу RSSI чи співвідношення сигнал/шум SNR. Основна мета цього підходу — оптимізація топології мережі та енергоспоживання кінцевих пристроїв. У великих розгортаннях LoRaWAN просторова кластеризація використовується для балансування навантаження між шлюзами та для первинного вибору оптимального шлюзу, до якого має підключитися пристрій. Групуючи вузли в просторові зони (наприклад, за допомогою K-Means на основі координат), можна забезпечити рівномірне покриття та мінімізувати відстань передачі, що безпосередньо призводить до зниження енергетичних витрат і підвищення загальної тривалості життя мережі [6].

Кластеризація за трафіком (Traffic Clustering) орієнтована на групування об'єктів мережі на основі їхніх поведінкових характеристик та метрик навантаження. На відміну від просторового підходу, вона фокусується на динамічному керуванні обмеженим ресурсом часу в ефірі. У контексті розподілу навантаження, трафікова кластеризація може застосовуватися для групування каналів/ресурсів або для групування пристроїв за їхньою інтенсивністю трафіку. Використання методів, таких як K-Means або DBSCAN, дозволяє ідентифікувати кластери високоякісних або перевантажених каналів. Це надає змогу системі керування динамічно призначати нові передачі до

найбільш вільних та якісних ресурсів, що критично важливо для мінімізації колізій і забезпечення стабільності передач у реальному часі [7].

Зокрема, дослідження демонструють, що оптимізація кластеризації на основі моделі пропускної здатності дозволяє значно підвищити якість обслуговування в ультращільних мережах LoRa, використовуючи такі алгоритми, як K-means та FOREL, для максимізації обслуговуваного трафіку [8].

У IoT-мережах кластеризація реалізується за допомогою різних математичних та алгоритмічних підходів, спрямованих на ефективне групування пристроїв, оптимізацію розподілу ресурсів і зменшення навантаження на мережеву інфраструктуру.

Незалежно від критеріїв кластеризації (просторових чи трафікових), усі методи можна узагальнити за принципом формування кластерів.

Центроїдні методи ґрунтуються на визначенні центральної точки (центроїда) кожного кластера, навколо якої групуються вузли з подібними характеристиками.

- K-means — один із найпоширеніших алгоритмів, який ділить вузли на k кластерів, мінімізуючи середню відстань між вузлами та їх центроїдом.
- Fuzzy C-Means — розширення K-means, що дозволяє одному вузлу належати до кількох кластерів одночасно з різним ступенем приналежності.

У ієрархічних методів побудова кластерів відбувається поетапно — від окремих вузлів до великих груп або навпаки. Ієрархічні методи добре масштабуються для великих розгортань LoRaWAN і дозволяють створювати багаторівневі структури керування трафіком.

- Agglomerative Clustering поступово об’єднує найближчі вузли в більші кластери за критерієм схожості.
- Divisive Clustering працює у зворотному напрямку — поступово ділить мережу на менші підкластерні групи.

Такі алгоритми з щільнісними методами формують кластери на основі щільності вузлів або навантаження в локальній області. Ці методи ефективні для нерівномірно розподілених IoT-мереж і дозволяють виявляти ділянки перевантаження каналів. DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) групує вузли, які мають достатню кількість сусідів у певному радіусі, ігноруючи ізольовані точки (“шум”). OPTICS — модифікація DBSCAN, що краще працює при змінній густоті вузлів.

У енергетично-орієнтованих методах ключовим критерієм є залишкова енергія вузлів. Ці методи дозволяють подовжити час автономної роботи вузлів і зменшити навантаження на окремі сегменти мережі. LEACH (Low-Energy Adaptive Clustering Hierarchy) — один із класичних підходів, де координатори (Cluster Heads) обираються з урахуванням енергетичних характеристик. HEED (Hybrid Energy-Efficient Distributed Clustering) — враховує як енергетичні, так і просторові фактори при виборі координатора.

Кластеризація є одним із ключових механізмів оптимізації IoT-мереж, який поєднує структурну та поведінкову адаптацію системи. На просторовому рівні вона дозволяє підвищити ефективність розподілу енергії та зменшити кількість колізій, а на трафіковому рівні — оптимізувати використання ресурсів через групування вузлів за схожими профілями передач. Поєднання обох підходів забезпечує підвищення масштабованості, надійності та енергоефективності IoT-мереж.

Висновки до розділу 1

Проведено детальний аналіз, який підтвердив існування двох основних типів трафіку: періодичного та подієвого. Досліджено сучасні методи керування, включаючи адаптивне керування параметрами передачі, оптимізацію маршрутизації та, зокрема, кластеризацію мережі. Встановлено, що кластеризація впливає на енергоефективність та управління трафіком,

дозволяючи перейти до впорядкованого розподілу доступу. Визначено два основні типи кластеризації: просторова (для енергоефективності) та за трафіком (для балансування навантаження та мінімізації колізій, що є пріоритетом у цій роботі). Проаналізовано основні групи методів (центроїдні, ієрархічні, щільнісні, енергетично-орієнтовані) та їх застосування в IoT, що стало теоретичною основою для вибору алгоритму K-Means для подальшої розробки моделі.

РОЗДІЛ 2.
ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ТА МОДЕЛЕЙ КЕРУВАННЯ ІОТ-ТРАФІКОМ НА ОСНОВІ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ РЕСУРСІВ МЕРЕЖ

2.1 Дослідження архітектури IoT-систем та технології LoRaWAN

Для розробки ефективної моделі керування трафіком, яка є центральною темою цієї роботи, було обрано архітектуру LoRaWAN IoT-мережі. Це рішення обґрунтоване тим, що LoRaWAN забезпечує зв'язок на далекі відстані при низькому енергоспоживанні, що робить її однією з найперспективніших технологій для побудови енергообмежених середовищ та систем масового підключення пристроїв. Однак, як зазначалося раніше, саме стрімке зростання кількості IoT-пристроїв у цій мережі актуалізує критичну проблему перевантаження каналів зв'язку та виникнення колізій , що суттєво знижує загальну ефективність. Тому, перш ніж перейти до розробки моделі, необхідно детально дослідити структуру загальної системи та протоколу LoRaWAN.

Інтернет речей (Internet of Things, IoT) — це технологічна концепція, що передбачає взаємодію фізичних пристроїв через мережу з метою збору, обробки та передачі даних. Типова архітектура IoT-системи складається з трьох основних рівнів (рис. 2.1.1):

- Рівень пристроїв (Device layer) — включає сенсори та мікроконтролери, які здійснюють вимірювання та передавання даних.
- Рівень мережі (Network layer) — забезпечує зв’язок між пристроями та сервером через різні технології передачі (Wi-Fi, LoRa, ZigBee, NB-IoT тощо).
- Рівень застосунків (Application layer) — відповідає за оброблення отриманих даних, візуалізацію, прийняття рішень та взаємодію з користувачем.

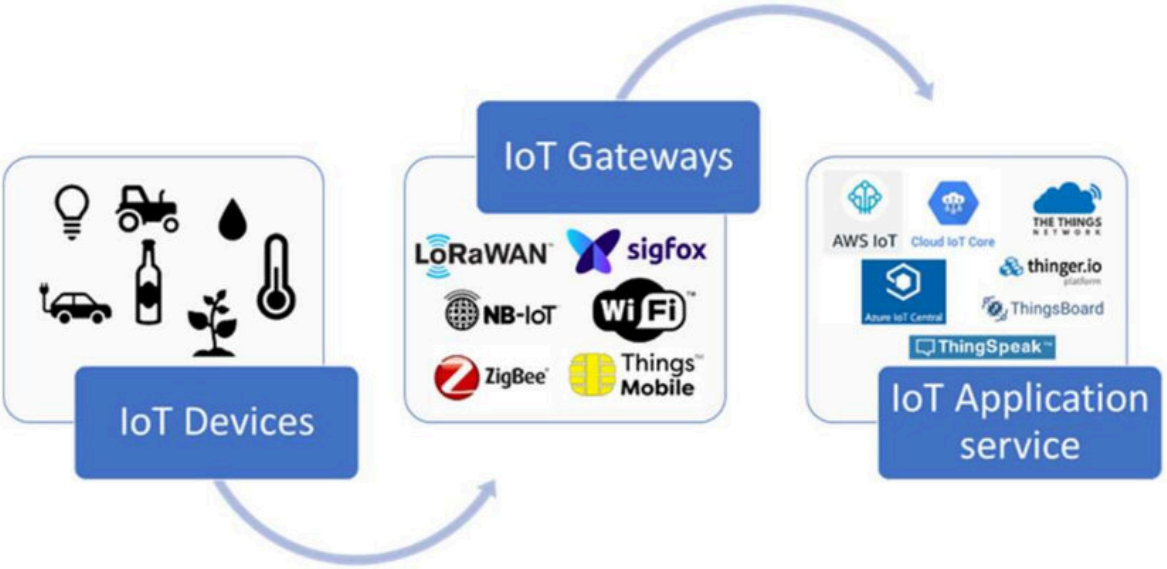

Рисунок 2.1.1 – Типова архітектура IoT-систем [9].

Залежно від сфери застосування IoT-системи можуть відрізнятися масштабом, кількістю вузлів і вимогами до енергоефективності, надійності зв’язку та пропускної здатності. Для енергообмежених середовищ ключовими факторами є мінімальне енергоспоживання та стабільність передачі даних на великі відстані.

LoRaWAN (Long Range Wide Area Network) — це протокол для бездротової передачі даних на великі відстані з низьким енергоспоживанням, який базується на фізичному рівні LoRa. Вигляд типової схеми мережі можна побачити на рисунку 2.1.2. Основними компонентами мережі є:

- End devices — сенсори або вузли, що збирають і передають дані.
- Gateways — приймають пакети від пристроїв і передають їх на сервер.
- Network Server — здійснює маршрутизацію, контроль доступу та управління трафіком.
- Application Server — відповідає за обробку отриманих даних і їх подальше використання у прикладних системах.

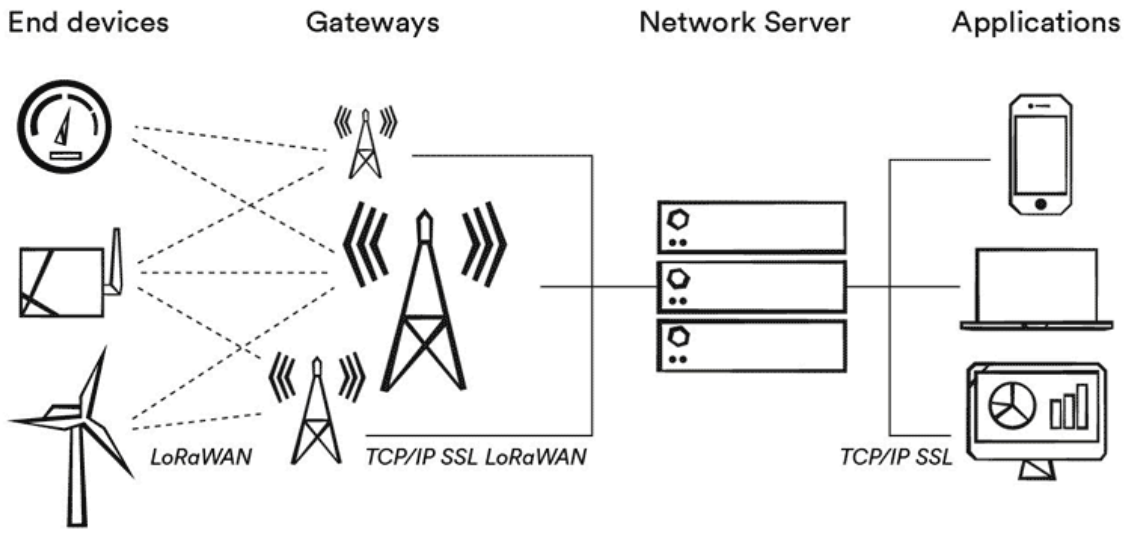

Рисунок 2.1.2 – Схема типової LoRaWAN мережі.

LoRaWAN використовує модульовану передачу на основі розширеного спектра Chirp Spread Spectrum, що забезпечує високу стійкість сигналу до перешкод та можливість зв’язку на відстані до кількох кілометрів навіть за низької потужності передавача.

LoRaWAN характеризується підтримкою різних рівнів Spreading Factor, що забезпечує баланс між дальністю зв’язку та швидкістю передачі даних; наднизьким енергоспоживанням (тривалість роботи батареї до 20 років); високою масштабованістю мережі з підтримкою тисяч вузлів; а також гнучкими механізмами керування трафіком і розподілом навантаження завдяки адаптивній конфігурації параметрів передачі (рис. 2.1.3) [10].

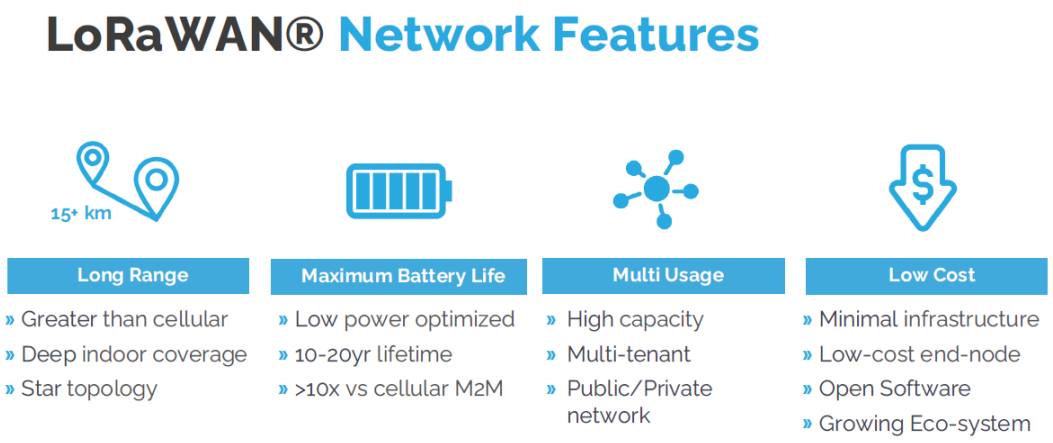

Рисунок 2.1.3 – Ключові особливості проколу LoRaWAN.

2.2 Дослідження впливу параметрів LoRaWAN на ефективність передачі даних

Для оцінки роботи LoRaWAN-мережі використовуються ключові показники ефективності, які відображають рівень надійності, енергоефективності та здатності системи обробляти трафік у режимі масового підключення пристроїв.

Для оцінки роботи LoRaWAN-мережі можна виділити наступні основні метрики:

- Відсоток доставлених пакетів (Delivery ratio, DR)

Це частка пакетів, які були успішно доставлені. Показник визначається як:

$$DR = \frac{N_d}{N_s} \times 100\% \quad (2.1)$$

де N_d — кількість доставлених пакетів; N_s — загальна кількість надісланих пакетів.

- Втрати пакетів (Packet Loss Rate, PLR)

Це частка пакетів, які не були успішно доставлені до приймача, від загальної кількості переданих. Показник визначається як:

$$PLR = \frac{N_s - N_r}{N_s} \times 100\% \quad (2.2)$$

де N_r — кількість успішно отриманих пакетів; N_s — кількість відправлених пакетів.

PLR є важливим показником ефективності та стійкості LoRaWAN-мережі, який характеризує рівень втрат у процесі передачі даних. На його значення впливають колізії, перешкоди, шум каналу (SNR, RSSI), а також навантаження мережі та конфігурація параметрів передачі (SF, BW). Низьке значення PLR свідчить про оптимальний розподіл ресурсів, зменшення перевантаження каналів і високу надійність доставки пакетів [11].

- Кількість колізій

Показник кількості колізій відображає рівень завантаженості мережі та ефективність її конфігурації. Його зниження є одним з основних завдань при оптимізації LoRaWAN [11].

- Енергоспоживання вузлів

Енергоспоживання визначається на основі тривалості активності передавача (airtime) і середньої потужності сигналу (TX Power).

$$E_{device} = P_{TX} \times T_{TX} + P_{idle} \times T_{idle} \quad (2.3)$$

де P_{TX} — потужність під час передачі; T_{TX} — тривалість стану передачі; P_{idle} — потужність у періоді неактивності; T_{idle} — тривалість періоду неактивності.

Ці метрики дозволяють оцінити баланс між енергоефективністю, надійністю доставки та пропускною здатністю системи.

Продуктивність LoRaWAN-мережі визначається низкою конфігураційних параметрів. Найбільший вплив мають Spreading Factor та Bandwidth [12].

SF визначає, скільки чіпів використовується для передачі одного біта. Зі збільшенням SF зростає дальність зв’язку та стійкість сигналу, але також збільшується час передачі, що підвищує енергоспоживання й ризик колізій.

На рисунку 2.2.1 показано, що пакети з більшим SF займають канал довше — наприклад, SF7 ≈ 5 мс, SF12 ≈ 30 мс.

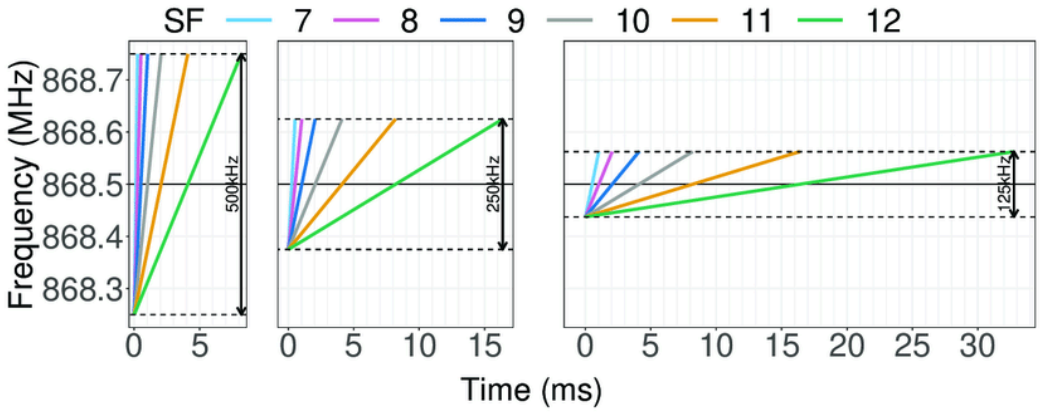

Рисунок 2.2.1 – Вплив SF і BW на тривалість передачі.

BW визначає ширину смуги частот. Більша смуга (рівна 500 кГц) забезпечує вищу швидкість передачі, але зменшує дальність через нижчу чутливість приймача. Менша смуга (рівна 125 кГц) підвищує стабільність сигналу, але знижує швидкість обміну. Це добре показано у таблиці 2.2.1.

Таблиця 2.2.1 – Вплив SF і BW на швидкість передачі даних [12].

DataRate	Configuration	Indicative physical bit rate [bit/sec]
0	LoRa: SF12 / 125 kHz	250
1	LoRa: SF11 / 125 kHz	440
2	LoRa: SF10 / 125 kHz	980
3	LoRa: SF9 / 125 kHz	1760
4	LoRa: SF8 / 125 kHz	3125
5	LoRa: SF7 / 125 kHz	5470
6	LoRa: SF8 / 500 kHz	12500
7	RFU	
8	LoRa: SF12 / 500 kHz	980
9	LoRa: SF11 / 500 kHz	1760
10	LoRa: SF10 / 500 kHz	3900
11	LoRa: SF9 / 500 kHz	7000
12	LoRa: SF8 / 500 kHz	12500
13	LoRa: SF7 / 500 kHz	21900
14	RFU	
15	Defined in LoRaWAN[1]	

Потужність сигналу визначає радіус дії вузла та якість прийому. Зі збільшенням Tx Power зростає дальність зв’язку та ймовірність успішної передачі пакета, однак підвищується енергоспоживання пристрою. Тому вибір

потужності має бути збалансованим — достатнім для стабільного прийому, але не надмірним, щоб не зменшувати час автономної роботи.

Кількість гейтвеїв і каналів визначають пропускну здатність мережі — тобто скільки пристроїв може передавати дані одночасно. Більша кількість каналів дає змогу розподіляти трафік між різними частотами, знижуючи ризик колізій.

Оптимальне розміщення та кількість гейтвеїв забезпечують стабільне покриття й мінімізують втрати пакетів, особливо у великих або щільно населених зонах.

2.3 Дослідження переваг і недоліків кластеризації для різних типів IoT-систем

Кластеризація як метод керування трафіком у LoRa/IoT-мережах використовується у різних архітектурах — стаціонарних, мобільних та промислових (гібридних). Її ефективність залежить від топології, мобільності вузлів і вимог до енергоспоживання та якості обслуговування (QoS).

Узагальнені характеристики та наслідки застосування кластеризації наведено у таблиці 2.3.1.

Таблиця 2.3.1 – Порівняння впливу кластеризації на різні типи мереж.

Тип мережі	**Приклади та особливості**	**Переваги кластеризації**	**Недоліки / обмеження кластеризації**
Стаціонарна LoRa-мережа [7]	Сенсори у “розумних містах”, агромоніторинг, екологічні системи. Вузли фіксовані, трафік регулярний.	• Зменшення навантаження на шлюз • Оптимізація енергоспоживання • Менше колізій у щільних мережах	• Якщо щільність вузлів низька, створення кластерів не виправдовує енергозатрат
Мобільна LoRa-мережа [13] [14]	Дрони, військові вузли, транспортні трекери. Топологія змінюється, якість сигналу нестабільна, трафік подієвий.	• Зменшення затримки завдяки локальній маршрутизації • Адаптивна зміна кластерів	• Висока складність динамічної перебудови кластерів • Підвищені енерговитрати при частому оновленні топології • Ризик нестабільності кластерів та втрати даних при швидкому русі
Промислова / гібридна IoT-мережа [15]	Фабричні сенсори, гібридні мережі. Мають змішані вимоги до затримки і пріоритетності трафіку, можливі пікові навантаження	• Керування пріоритетами трафіку (QoS) • Зниження впливу пікових навантажень • Стійкість до збоїв завдяки резервним шляхам через кластерні вузли.	• Підвищена обчислювальна складність алгоритмів, які мають враховувати не лише топологію, а й пріоритети, навантаження, стан черг. • Необхідність гнучкої адаптації кластерної архітектури під пікові стани

Узагальнюючи, можна зазначити, що кластеризація найкраще проявляє себе у статичних або малорухомих IoT-системах, де передача даних має періодичний або змішаний характер. Для мобільних і часовочутливих систем цей підхід вимагає додаткових механізмів адаптації. Таким чином, кластеризація залишається одним із ключових методів підвищення

енергоефективності, масштабованості та стійкості IoT-мереж, особливо при моделюванні великих систем на базі LoRaWAN.

2.4 Програмне забезпечення та інструменти симуляції

Симуляційне середовище для моделювання та керування IoT-трафіком на основі кластеризації було розроблено на мові програмування Python. Вибір Python зумовлений його гнучкістю, наявністю високопродуктивних бібліотек для чисельних обчислень, статистичного аналізу та професійної візуалізації, що критично важливо для моделювання мережевих процесів та Adaptive Data Rate логіки.

Як програмну основу (стек) використано:

- Scikit-learn (sklearn) — ключова бібліотека для реалізації алгоритмів кластеризації трафіку (зокрема, K-Means), яка використовувалась для динамічного ранжування ресурсів (каналів) за навантаженням та якістю.
- NumPy — використовувався для чисельних обчислень та ефективної обробки великих масивів даних мережевих метрик.
- Matplotlib — використовувався для візуалізації результатів симуляції — побудови графіків надійності, колізій та енергоспоживання (у форматі scatter plot, histogram, heatmap).
- Tkinter — використовувався для створення графічного користувацького інтерфейсу (GUI) симуляційного середовища, що забезпечило зручне керування вхідними параметрами та сценаріями тестування.

Цей стек забезпечує надійну базу для імітаційного моделювання подій у часі та ефективного аналізу впливу кластеризації на продуктивність мережі.

Висновки до розділу 2

Висвітлено архітектуру IoT-систем (рівні пристроїв, мережі, застосунків). Детально розглянуто протокол LoRaWAN, його компоненти (End devices, Gateways, Network Server) та ключові особливості (Long Range, Maximum Battery Life, висока масштабованість). Досліджено основні показники ефективності мережі (Delivery Ratio, Packet Loss Rate, Кількість колізій, Енергоспоживання) та математичні формули для їх обчислення. Проаналізовано вплив параметрів Spreading Factor, Bandwidth та Tx Power на ефективність передачі даних, підтвердивши, що високі SF збільшують airtime та ризик колізій. Узагальнено переваги та недоліки кластеризації для різних типів мереж, зробивши висновок, що вона найкраще підходить для статичних/малорухомих IoT-систем, які моделюються в роботі.

РОЗДІЛ 3.
РОЗРОБКА МОДЕЛІ КЕРУВАННЯ IOT-ТРАФІКОМ НА ОСНОВІ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ РЕСУРСІВ МЕРЕЖ

3.1 Проектування структури симуляційного середовища LoRaWAN-мережі

Для перевірки роботи класифікації та оптимізації ресурсів IoT-мережі було запропоновано розробити симуляційне середовище, яке відтворює роботу щільної стаціонарної LoRaWAN-мережі з можливістю динамічного керування параметрами передачі даних. Зокрема, у структурі передбачено дослідження кластеризації за трафіком.

Основна ідея полягає у використанні кластеризації ресурсів мережі (каналів і гейтвеїв) за поточним станом трафіку, рівнем колізій та коефіцієнтом використання ефірного часу LOAD. Це дозволяє ефективніше розподіляти пристрої між каналами та підбирати оптимальні параметри SF для кожного з них.

Симуляційне середовище спроектовано за модульним принципом, що забезпечує гнучкість та можливість незалежного моделювання фізичного та мережевого рівнів. На рисунку 3.1.1 представлена структурна схема симуляційного середовища, де ключовим є Модуль Кластеризації.

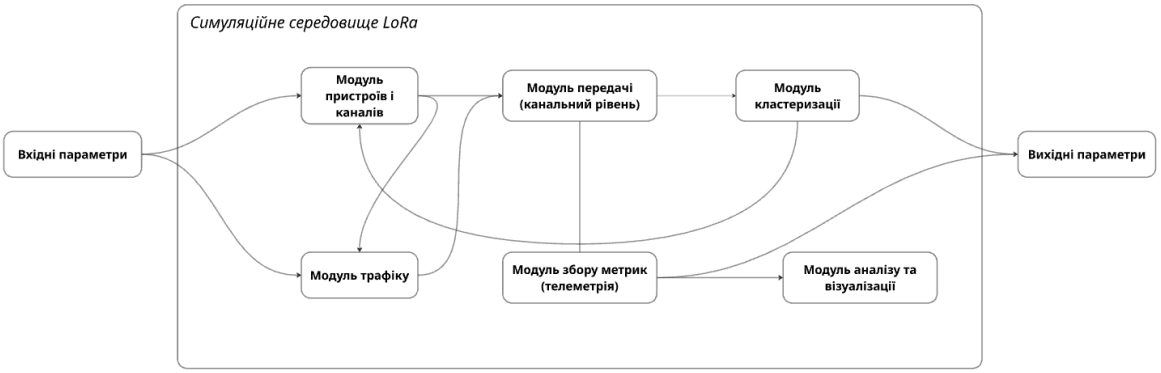

Рисунок 3.1.1 – Архітектура симуляції LoRaWAN мережі.

Симуляційне середовище складається з кількох взаємопов'язаних модулів (рис. 3.1.1), які забезпечують імітаційне моделювання роботи щільної LoRaWAN-мережі. Модуль трафіку ініціює навантаження, генеруючи змішаний трафік, як періодичний для моніторингу, так і подієвий для критичних ситуацій. Модуль пристроїв і каналів моделює фізичні властивості вузлів (як-от потужність, duty-cycle, розмір пакета та SF) і відповідає за їхній початковий розподіл на канали та гейтвеї. Далі Модуль передачі керує фактичною передачею пакетів, розраховує ефірний час, реєструє колізії та враховує випадкові втрати, які залежать від якості зв’язку. Центральним елементом є Модуль кластеризації, що забезпечує адаптивне керування (ADR), групуючи канали на основі показників навантаження та якості для вибору оптимальних ресурсів. Усі дані про передачі збирає Модуль збору метрик, обчислюючи ключові показники ефективності, як-от Delivery Ratio, Collisions та Energy per Device. Нарешті, Модуль візуалізації відображає результати, формуючи графіки зміни навантаження, розподілу SF, енерговитрат і результатів кластеризації у форматах scatter plot, histogram та heatmap.

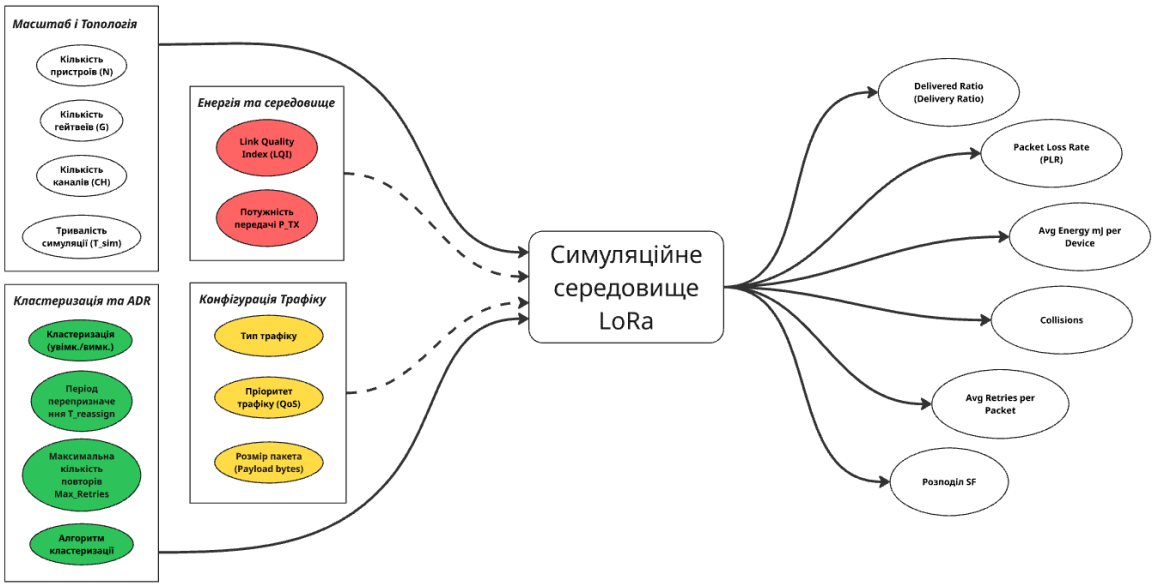

Рисунок 3.1.2 – Вхідні параметри та вихідні показники ефективності роботи симуляції LoRaWAN мережі.

Для того, щоб запустити та коректно налаштувати симуляційне середовище, всі вхідні дані ми вирішили поділити на дві групи: явні, які задають фізичний масштаб мережі, та неявні, які керують самою логікою моделювання та сценаріями (рис. 3.1.2).

До явних параметрів відноситься все, що стосується розміру мережі. Ми задаємо Кількість пристроїв (N), що є критично важливим для оцінки густини трафіку та масштабованості. Далі йде кількість гейтвеїв (G), яка впливає на покриття та можливість балансування навантаження, та кількість каналів (CH) — чим їх більше, тим менший ризик колізій і вища загальна пропускна здатність. Звісно, потрібно задати й тривалість симуляції (T_{sim}), протягом якої ми фіксуємо всі показники ефективності.

Неявні параметри охоплюють логіку трафіку, адаптації та середовища.

По-перше, це конфігурація трафіку. Ми вказуємо, який буде тип трафіку (змішаний, періодичний чи подієвий), задаємо пріоритет трафіку (наприклад,

ймовірність високого пріоритету для аварійних пакетів), і визначаємо розмір пакета (Payload bytes).

По-друге, це налаштування кластеризації та ADR. Тут ключовим є перемикач кластеризація (увімк./вимк.), щоб порівняти наш адаптивний сценарій з базовим. Ми обираємо алгоритм кластеризації і задаємо період перепризначення ($T_{reassign}$) — це час, через який ADR-логіка перевіряє стан ресурсів та перекластеризує їх. Також ми обмежуємо максимальну кількість повторів (для перевідправки повідомлень, які потрапили у колізію), що прямо впливає на надійність та енергоспоживання.

По-третє, ми моделюємо енергію та середовище. Ми ініціалізуємо Link Quality Index, який формує мапу якості зв’язку для кожної пари пристрій-гейтвей, динамічно впливаючи на ймовірність втрат. Також ми враховуємо реальну потужність передач яка залежить від SF, щоб отримати максимально реалістичні розрахунки енергоспоживання.

Для всебічної оцінки ефективності розробленої моделі використано набір показників, які комплексно охоплюють критичні аспекти роботи мережі: надійність, ефективність каналу та енергоспоживання (рис. 3.1.2). Надійність передачі характеризують такі метрики, як delivered ratio (відсоток успішно доставлених пакетів) та прямо пов'язаний з ним packet loss rate (PLR), який відображає загальну якість каналу та рівень втрат. Ефективність каналу оцінюється за кількістю колізій та average retries per packet (середня кількість повторних відправок), що прямо вказує на успішність нашої ADR-логіки в уникненні перевантажень. Крім того, ключовим показником для IoT-систем є average energy per device, що є середнім енергоспоживанням, яке розраховується з урахуванням динамічної потужності передачі (P_{TX}) та часу сну (T_{idle}). Останнім параметром оцінки ефективності розподіл SF, який графічно демонструє, наскільки успішно ADR-логіка балансує використання коефіцієнта розширення спектра для оптимізації ресурсу часу в ефірі.

3.2 Моделювання процесів і взаємодії пристроїв у IoT-мережі

Моделювання процесів передачі даних у симуляційному середовищі реалізовано за принципом імітаційної моделі подій у часі. Запропонована система керує послідовністю подій (генерація пакетів, спроби передачі, застосування ADR-логіки) та використовує адаптивний цикл для оптимізації ресурсів.

Модуль генерації трафіку створює реалістичне навантаження, моделюючи два типи трафіку (рис. 3.2.1).

Періодичний трафік, де передачі відбуваються через фіксовані інтервали, але з додаванням Jitter (випадкового зсуву) для запобігання штучній синхронізації пристроїв. Інший має назву подієвий трафік, який генерується непередбачувано, моделюючи аварійні ситуації або раптові зміни. Цей трафік може бути позначений як високопріоритетний (priority=1) для перевірки здатності мережі забезпечити QoS.

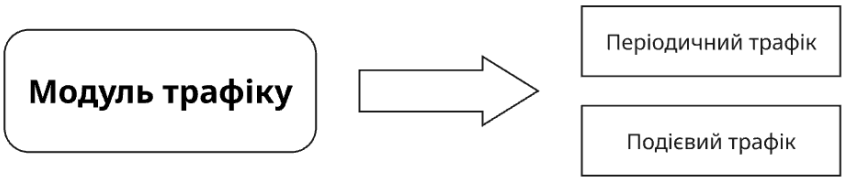

Рисунок 3.2.1 – Схематичне зображення роботи модуля генерації трафіку.

Невдалі передачі моделюються з механізмом повторних відправок, обмежених параметром max retries, що відображає прагнення системи до гарантованої доставки.

Кожна спроба передачі пакета від кінцевого пристрою через обраний канал на гейтвей проходить перевірку за трьома основними критеріями.

Застосовується регуляторне обмеження Duty Cycle (максимальна частка часу активної передачі). Після кожної передачі пристрій блокується на час неактивності (T_off):

$$T_{off} = T_{TX} \times \left(\frac{1}{DutyCycle} - 1 \right) \quad (3.1)$$

де T_{TX} – час активної передачі (час в ефірі), $DutyCycle$ - максимальна частка часу активної передачі.

Тривалість передачі T_{TX} залежить від SF та розміру пакета. Чим вищий SF, тим довший T_{TX}, що підвищує ризик колізій.

$$T_{TX} = \frac{PayloadBytes \times 8 + OverheadBits}{BaseBitrate \times \left(\frac{BW}{125\text{кГц}}\right)} \quad (3.2)$$

де PayloadBytes — корисне навантаження у байтах, $OverheadBits$ –кількість бітів, що додаються до пакета для службової інформації, BW – ширина смуги спектру, $BaseBitrate$ – базова бітова швидкість (залежить від SF).

Втрата пакета моделюється як результат двох незалежних факторів. Пакет втрачається, якщо він перекривається в часі з іншим пакетом, який використовує той самий SF та канал. Тобто коли стається колізія. Ця логіка відображає ортогональність різних SF у технології LoRa. Випадкова втрата (Dynamic PER) через шум, інтерференцію або слабкий сигнал моделюються за допомогою LQI.

На початку симуляції для кожної пари (Device, GW) генерується індивідуальний LQI (метрика SNR). LQI використовується для розрахунку динамічного Packet Error Rate (PER_{dyn}), де низький LQI призводить до вищої ймовірності втрати. Фінальний успіх передачі визначається за наступною формулою

$$Success = \neg(Collision) \wedge \neg(Random\ Loss) \quad (3.3)$$

де $Collision$ – чи відбулась колізія, $Random\ Loss$ – чи відбулась випадкова втрата пакету.

Енергоспоживання є ключовою вихідною метрикою. Загальна енергія, витрачена пристроєм, обчислюється як сума енергії передачі та енергії сну:

$$E_{device} = \sum (P_{TX} \times T_{TX}) + P_{idle} \times T_{idle} \quad (3.4)$$

де P_{TX} – потужність передачі, T_{TX} – час передачі, P_{idle} – потужність у стані сну/очікування, T_{idle} – час сну/очікування.

Енергія передачі E_{TX} розраховується для кожної спроби. Потужність передачі P_{TX} є динамічною і залежить від SF, моделюючи зростання енерговитрат при використанні високих SF.

Енергія сну E_{Idle} враховується як базове споживання за весь час симуляції T_{Idle}, що робить фінальний показник Avg Energy per Device реалістичним.

Кластеризація є основою адаптивного керування мережею. Вона виконується періодично (кожні T_reassign) і складається з двох фаз.

1. Фаза кластеризації

Об'єктами кластеризації виступають ресурси каналу (GW ID та Channel ID). Вектор ознак X формується з агрегованих даних за останній період $T_{reassign}$:

$$X = [PER, COL, LOAD, FREE] \quad (3.5)$$

Де PER – packet error rate, COL – колізії, LOAD – навантаження на канал, FREE – час протягом якого канал був вільний і доступний для передачі.

Алгоритм кластеризації групує ці ресурси та ранжує отримані кластери (наприклад, ранг 0 = найкраща якість, ранг k = найгірша якість).

2. Фаза Адаптації (ADR-логіка)

Для кожного пристрою ADR-логіка обирає оптимальні параметри (gw, ch, sf) на основі оптимізаційної функції Score. Функція враховує як потреби пристрою, так і поточний стан мережі, інтегруючи результати кластеризації:

$$Score = BS(X) - \alpha \times SFP - \beta \times CP - \gamma \times LQIP \quad (3.6)$$

де Base Score (BS) — скор на основі кластеризації (враховує параметри PER, COL, LOAD, FREE); SF Penalty (SFP) — штраф за використання високих SF, що стимулює перехід на низькі SF для енергозбереження та зменшення airtime; Cluster Penalty (CP) — штраф, пропорційний рангу кластера ресурсу, що змушує пристрої уникати перевантажених каналів; LQI Penalty (LQIP) — штраф, пропорційний низькій якості зв'язку LQI, що змушує пристрої з поганим сигналом обирати більш надійні параметри (наприклад, вищий SF) або інший гейтвей.

Цей механізм гарантує, що система постійно адаптується до динаміки трафіку, забезпечуючи балансування навантаження та підвищення надійності доставки пакетів.

3.3 Вплив кластеризації на ефективність симуляції LoRaWAN-мережі

Для проведення дослідження ефективності розробленої моделі, в симуляційному середовищі було реалізовано два основні режими роботи: автономний режим (запуск однієї конфігурації) та режим порівняльного сценарію, що забезпечує автоматичний запуск послідовності симуляцій та збір телеметрії для порівняння двох ключових політик: Baseline (звичайний, без адаптивного керування) та Cluster (ADR-модель, керована K-Means кластеризацією).

Метою дослідження в цьому розділі було довести вплив розробленої ADR-моделі на підвищення продуктивності та надійності щільної LoRaWAN-мережі. Для обґрунтування необхідності застосування адаптивних методів було проведено вступне тестування пропускної здатності системи з обмеженим ресурсом (1 GW, 1 CH) автономним режимом.

Порівняння Baseline vs Cluster:

Policy	Generated	Delivered	Delivered Ratio	Per Error Rate	Avg Retries Per Pkt	Avg Energy Mj Per Device	Collisions
Baseline	618.0000	616.0000	99.68%	9.1445	0.1003	847.1904	26.0000
Cluster	609.0000	608.0000	99.84%	7.7390	0.0837	555.0756	12.0000

Рисунок 3.3.1 – Результат роботи автономного режиму для випадку 1 (мала к-ть девайсів - 100).

Порівняння Baseline vs Cluster:

Policy	Generated	Delivered	Delivered Ratio	Per Error Rate	Avg Retries Per Pkt	Avg Energy Mj Per Device	Collisions
Baseline	5,782	5,585	96.59%	24.5066	0.2880	753.8411	1,521
Cluster	5,789	5,642	97.46%	22.8392	0.2705	703.9043	1,392

Рисунок 3.3.2 – Результат роботи автономного режиму для випадку 2 (велика к-ть девайсів - 1000).

Порівняння цих випадків засвідчує, що при зростанні кількості пристроїв Delivered Ratio падає, а рівень колізій зростає. Цей ефект підтверджує, що в умовах високої густини мережі без механізмів Load Balancing відбувається зниження якості обслуговування, що обґрунтовує необхідність подальших досліджень.

Для проведення перевірки ефективності ADR-моделі для різної кількості пристроїв було створено спеціальний режим «Scaling». Запуск цього режиму наведено на рисунку 3.3.3.

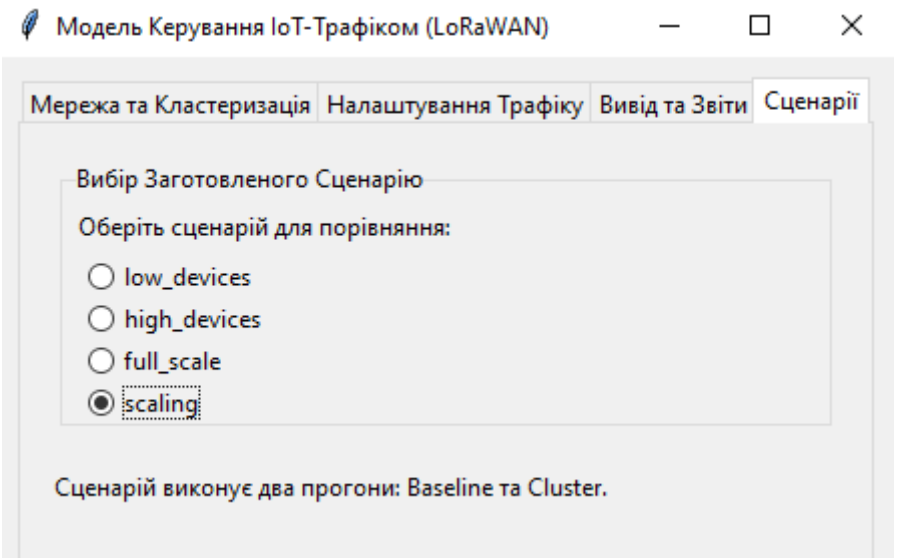

Рисунок 3.3.3 – GUI для запуску режимів симуляції.

Для обох сценаріїв масштабування були використані наступні фіксовані вхідні параметри:

- Тривалість симуляції (T_{sim}): 3600с (1 година).
- Трафік: періодичний.
- Період перепризначення ($T_{reassign}$): 120с (2 хвилини).
- Максимальна кількість повторів (Max Retries): 2.
- Алгоритм Кластеризації: K-Means з K=2.

На початковому етапі дослідження в умовах граничного навантаження (1 GW, 1 CH) було встановлено, що зі зростанням кількості пристроїв Delivered Ratio різко падає для обох сценаріїв (Baseline та Cluster), що підтверджує проблему перевантаження каналу в LoRaWAN. Однак, навіть у цих умовах, ADR-модель на основі K-Means кластеризації забезпечила стабільне підвищення Delivered Ratio та продемонструвала ефективність у використанні ресурсів (рис. 3.3.4).

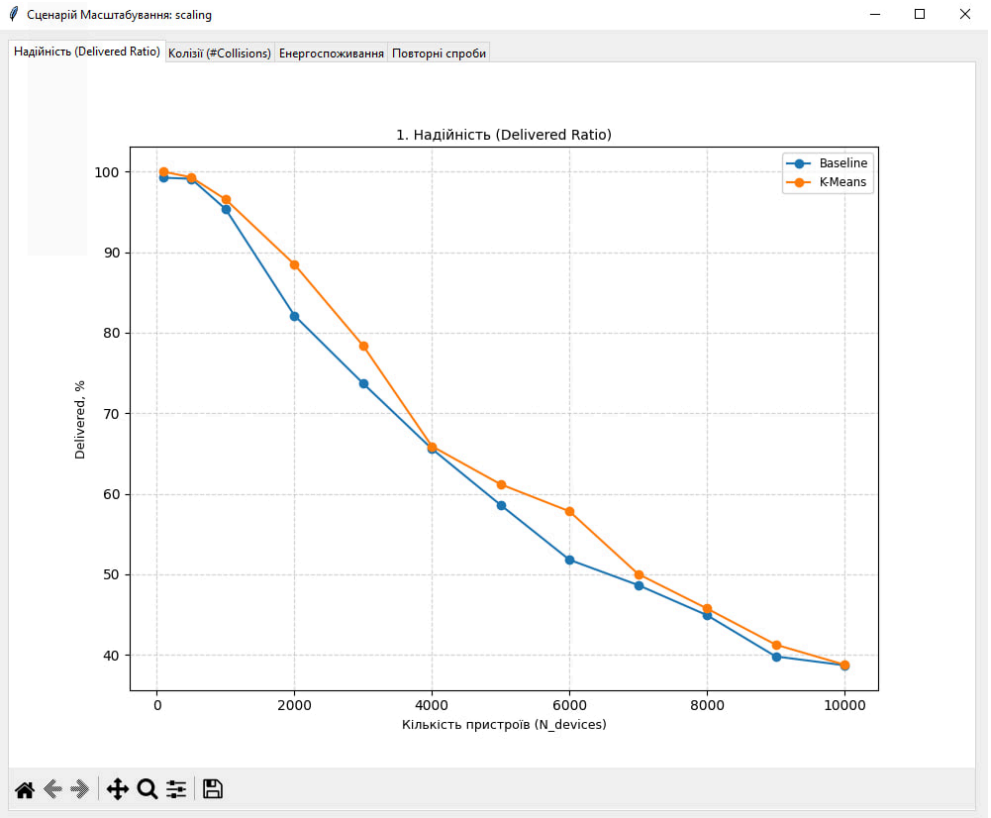

Рисунок 3.3.4 – Залежність надійності від кількості девайсів (обмежені ресурси).

Зниження загальної кількості колізій у цьому сценарії (хоч і незначне через відсутність альтернативних каналів) фіксується до відмітки у 9000 девайсів (рис. 3.3.5).

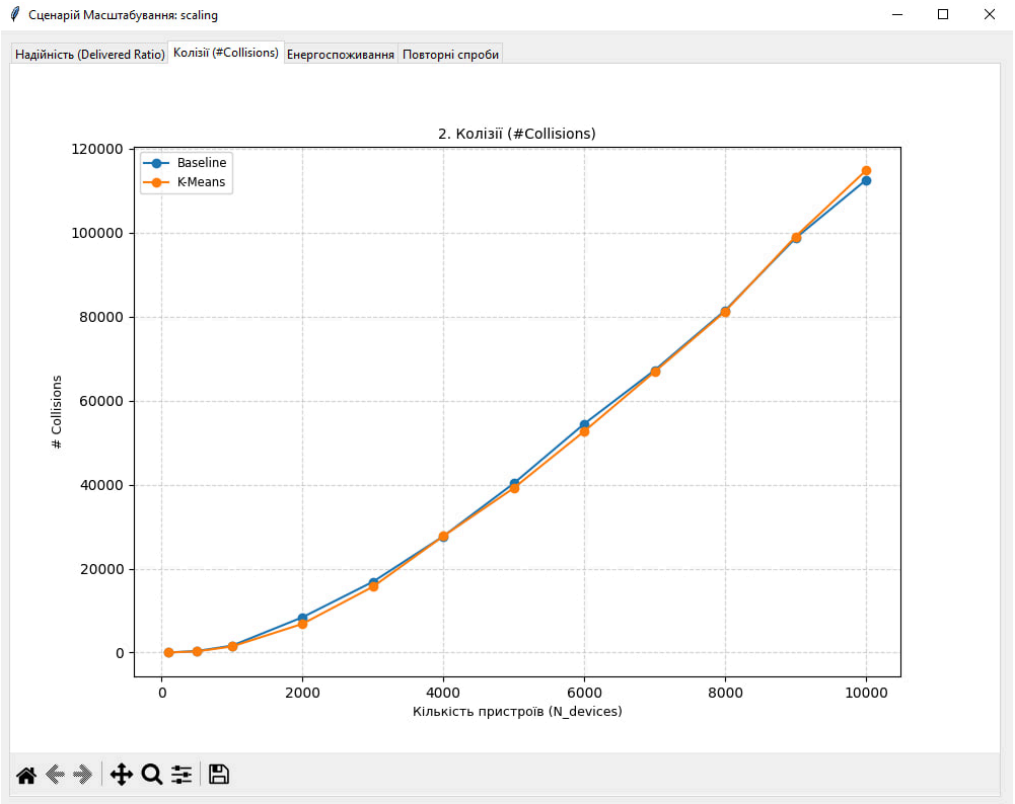

Рисунок 3.3.5 – Залежність колізій від $N_{devices}$ (обмежені ресурси).

Найбільш помітною перевагою стала енергоефективність. Сценарій Cluster забезпечив економію енергії до ≈22% порівняно з Baseline (рис. 3.3.6). Цей ефект досягається завдяки тому, що ADR-логіка активно штрафує використання великих SF (через SF Penalty) та мінімізує енерговитрати на невдалі повторні відправки, яких стає менше завдяки кращому розподілу SF у часі. А після відмітки 6000 девайсів к-ть повторних відправок стає навпаки більшою ніж у Baseline сценарії (рис. 3.3.7).

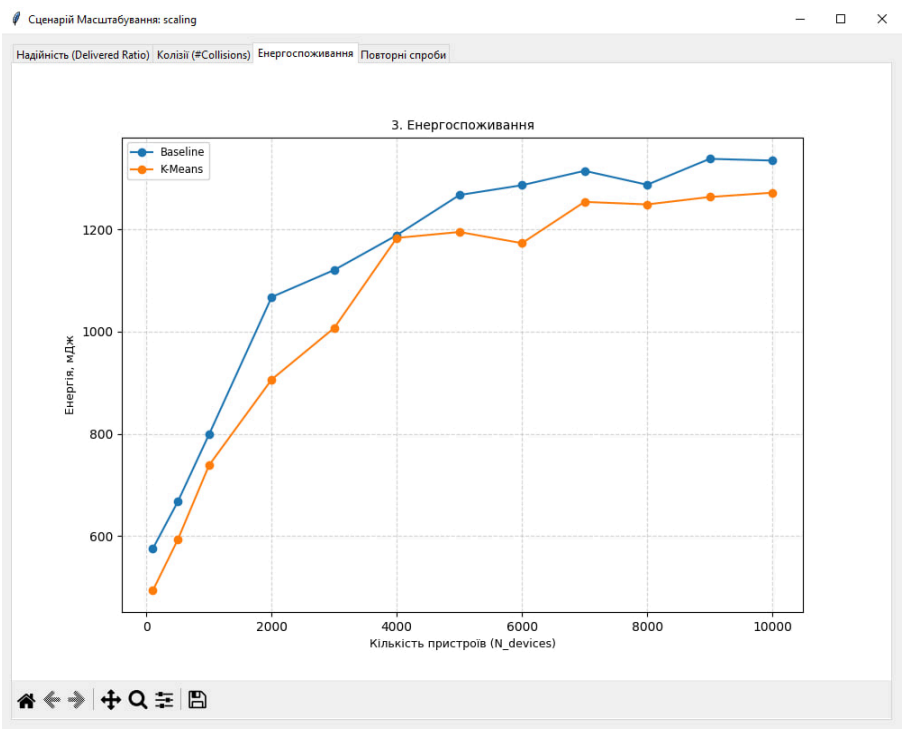

Рисунок 3.3.6 – Залежність енергоспоживання від $N_{devices}$ (обмежені ресурси).

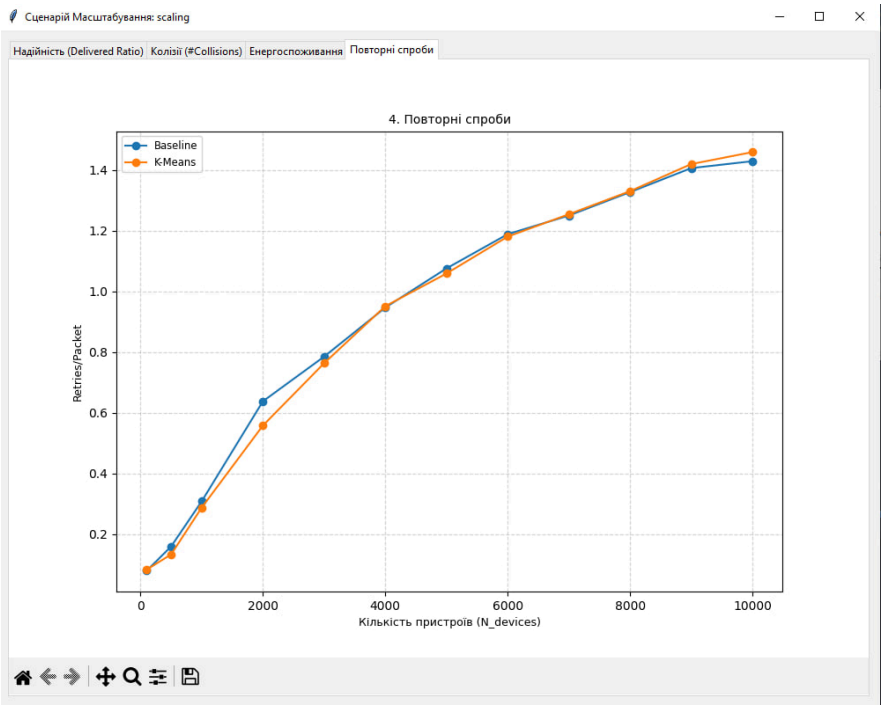

Рисунок 3.3.7 – Залежність повторних спроб від $N_{devices}$ (обмежені ресурси).

Справжня ефективність розробленої моделі розкрилася в сценарії, де ADR-логіка отримала простір для розподілу ресірсів: багатоканальна мережа з дев'ятьма ресурсами (3 гейтвеїв, по 3 канали у кожному). В цьому сценарії K-Means кластеризація забезпечила значне зростання всіх ключових показників порівняно з Baseline.

По-перше, надійність та ефективність каналу були підвищені завдяки успішній реалізації Load Balancing. У діапазоні високих навантажень (до 10000 девайсів) політика Cluster підтримувала Delivered Ratio на рівні ≈98.5%, тоді як Baseline падала до ≈94.7% (рис. 3.3.8). Це досягнуто завдяки тому, що ADR-логіка активно використовує результати кластеризації для уникнення перевантажених каналів та ефективного розподілу SF між усіма доступними ресурсами, що призвело до зниження загальної кількості колізій на ≈30% (рис. 3.3.9). Зменшення колізій також прямо відобразилося на зниженні метрики Avg Retries per Packet на ≈23%, що підтвердило ефективність K-Means у призначенні пакета одразу на успішний ресурс (рис. 3.3.10).

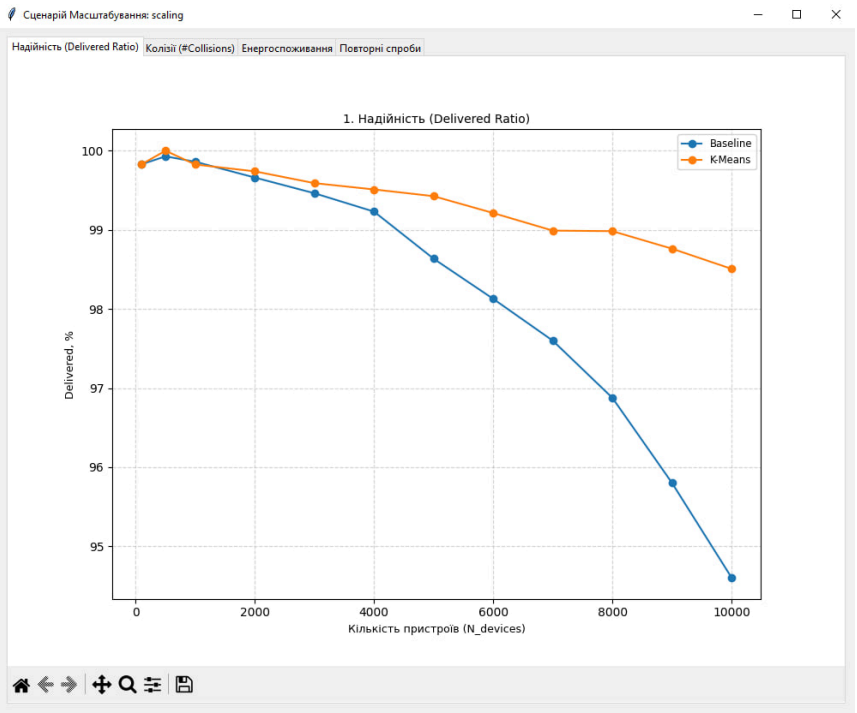

Рисунок 3.3.8 – Залежність надійності від $N_{devices}$ (багатоканальна мережа).

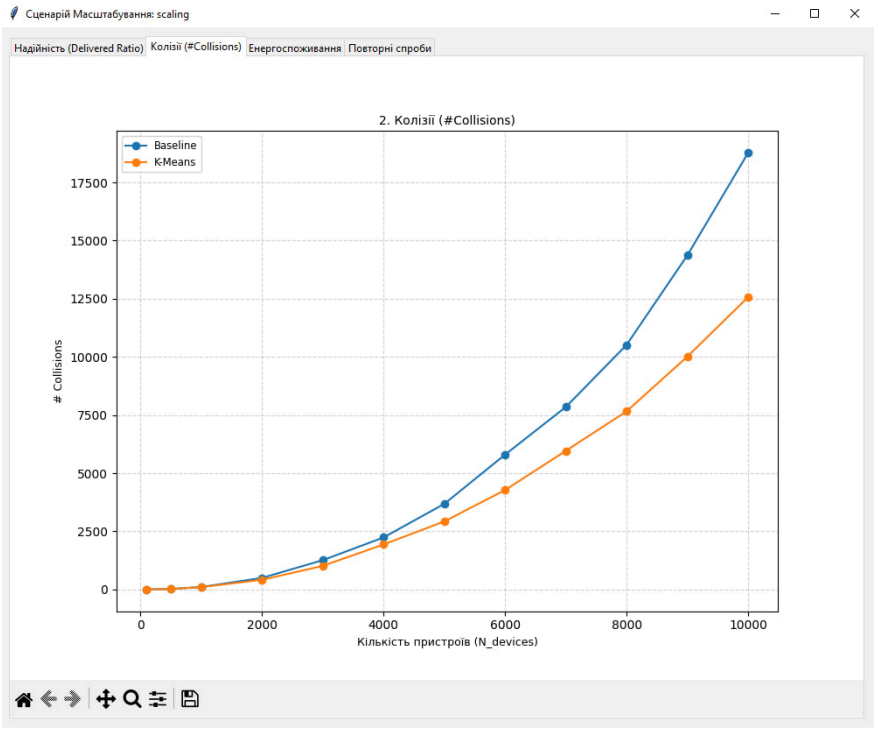

Рисунок 3.3.9 – Залежність колізій від $N_{devices}$ (багатоканальна мережа).

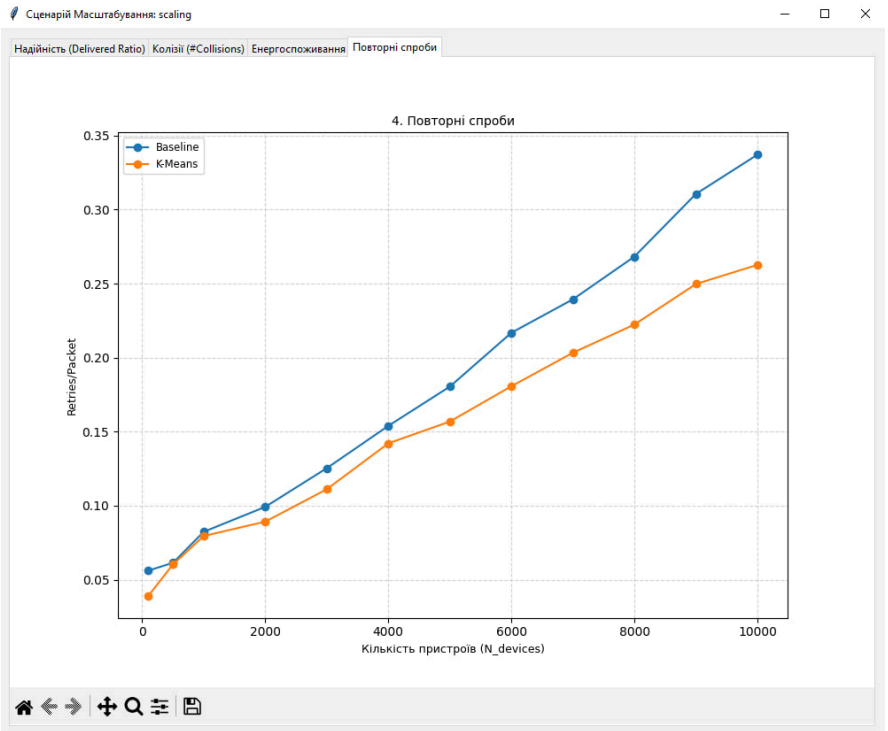

Рисунок 3.3.10 – Залежність повторних спроб від $N_{devices}$ (багатоканальна мережа).

По-друге, енергоефективність зросла пропорційно. Завдяки уникненню енерговитратних повторних відправок та постійній оптимізації SF у бік менших значень (для скорочення часу в ефірі), модель Cluster забезпечила загальну економію енергії до ≈22% на один пристрій порівняно з Baseline (рис. 3.3.11). Це підкреслює, що інтеграція кластерного аналізу не лише для керування трафіком, але й для збільшення терміну автономної роботи кінцевих пристроїв.

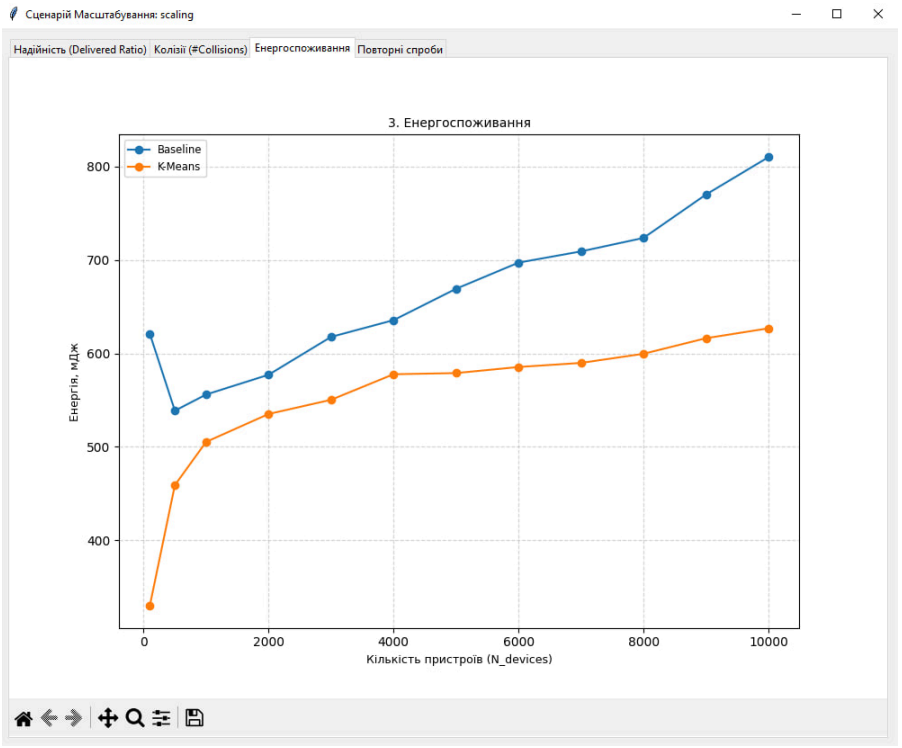

Рисунок 3.3.11 – Залежність енергоспоживання від $N_{devices}$ (багатоканальна мережа).

Для детальної демонстрації принципів роботи ADR на основі кластеризації було проведено симуляцію в умовах високої щільності (5000 пристроїв, 1 GW та 3 CH). Зведені результати цієї симуляції (Delivered Ratio ≈96.7%, Collisions ≈9674, Avg Energy ≈653 мДж) підтверджують високу ефективність моделі.

Рисунок 3.3.12 демонструє ключову роль кластеризації у балансуванні навантаження. У режимі Cluster навантаження на канали 0-CH-0, 0-CH-1, 0-CH-2 є динамічним (постійно перерозподіляється на нижньому графіку) та

рівномірним в середньому, тоді як Baseline залишає навантаження статичним (верхній графік). Ці коливання свідчать про те, що ADR-логіка активно перепризначає пристрої між каналами, уникаючи кластерів, ідентифікованих як перевантажені.

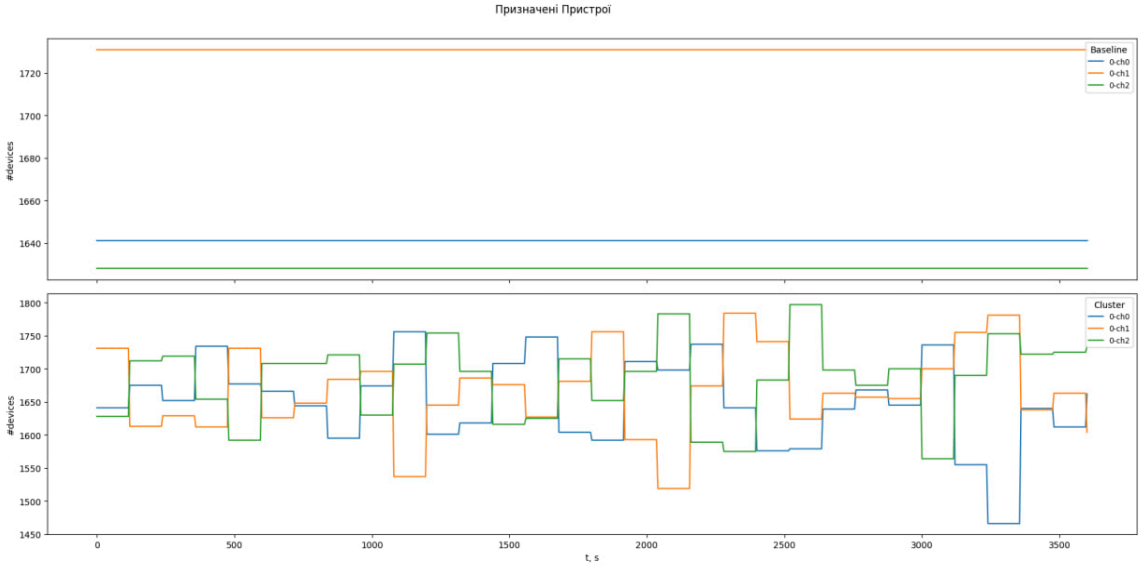

Рисунок 3.3.12 – Динамічний перерозподіл пристроїв
між каналами 0-CH-0, 0-CH-1, 0-CH-2.

Рисунок 3.3.13 ілюструє, як ADR-логіка впливає на вибір параметрів передачі. У режимі Cluster спостерігається чіткий зсув розподілу пристроїв у бік нижчих SF (SF7, SF8). Цей зсув є прямим наслідком дії штрафу SF Penalty в оптимізаційній функції Score, що мінімізує airtime для скорочення часу в ефірі та економії енергії.

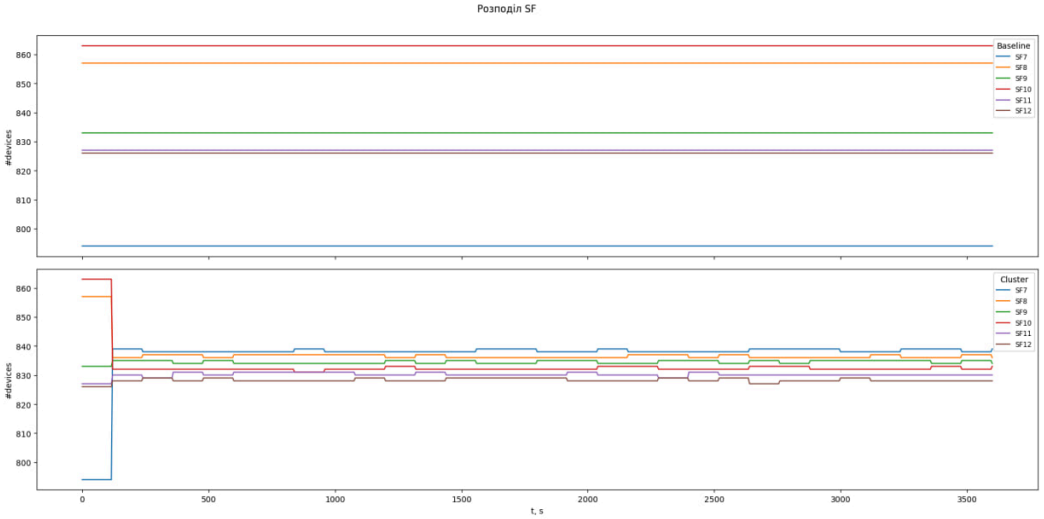

Рисунок 3.3.13 – Зміна розподілу SF у часі (перехід до низьких SF в Cluster).

Рисунок 3.3.14 та Рисунок 3.3.15 демонструють кінцевий результат адаптивного керування. Динамічне балансування та оптимізація SF призводять до того, що піки навантаження (Airtime Load) на каналах стають менш вираженими (знизились з 25-35с у Baseline до 15-20с у Cluster на рис. 3.3.14), а загальний рівень колізій значно знижується у часі (зелена лінія на рис. 3.3.15) та к-ть успішних доставок повідомлень росте (жовта лінія на рис. 3.3.15). Таким чином, модель успішно трансформує хаотичне навантаження в оптимізоване використання ресурсів.

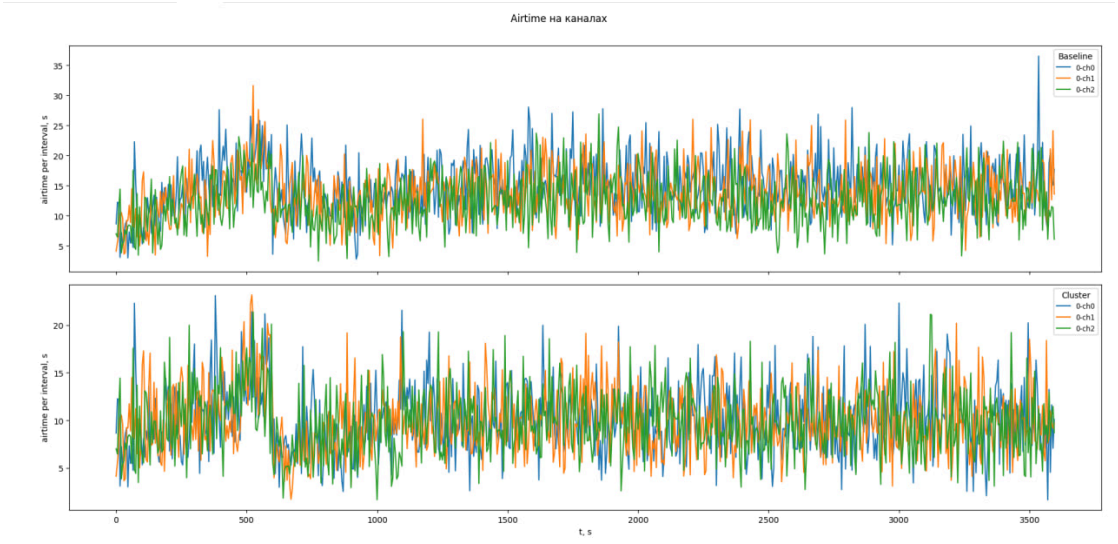

Рисунок 3.3.14 – Балансування фактичного навантаження між каналами.

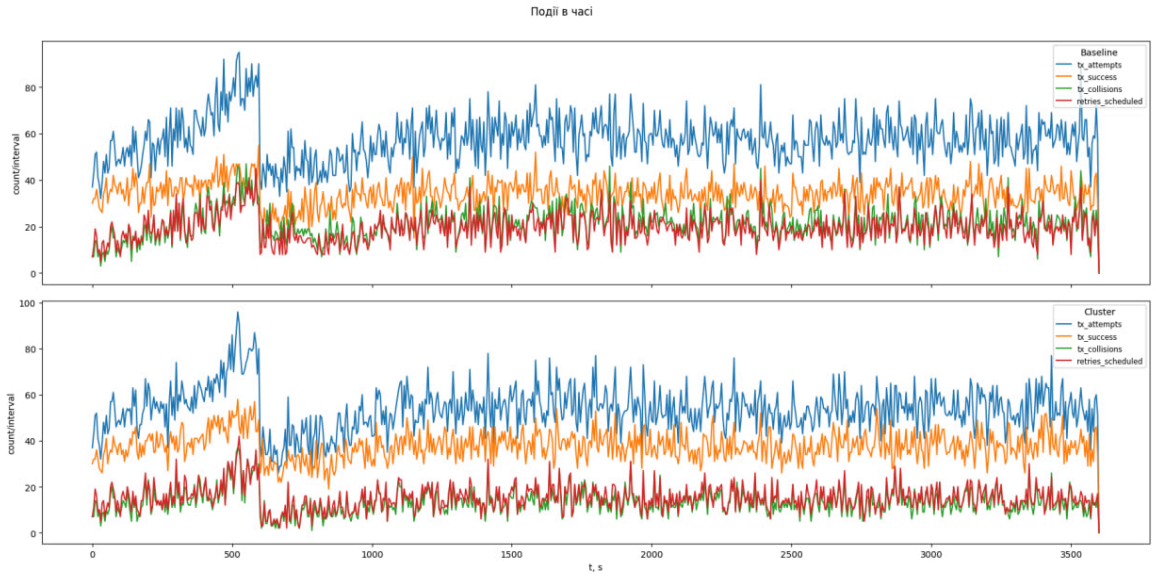

Рисунок 3.3.15 – Порівняння к-ті retries/collisions/success у часі.

У ході дослідження також було встановлено, що для завдання кластеризації трафіку оптимальною кількістю кластерів є K=2. Збільшення K до 5 не призвело до статистично значущого покращення ключових метрик. Це пояснюється тим, що ADR-логіка потребує бінарного ранжування ресурсів: на "сприятливі" та "несприятливі", яке K-Means з K=2 вже забезпечує з максимальною ефективністю, мінімізуючи при цьому обчислювальну складність.

Таким чином, розроблена ADR-модель, керована K-Means кластеризацією з K=2, продемонструвала свою здатність ефективно управляти обмеженими ресурсами LoRaWAN, забезпечуючи значне зростання надійності та енергоефективності в умовах високої густини мережі.

3.4 Порівняльний аналіз результатів роботи різних алгоритмів кластеризації

Першим етапом перевірки розробленої моделі було визначення доцільності самого підходу адаптивного керування на основі кластеризації. Для цього було

проведено порівняльне тестування в умовах масивного навантаження (50,000 пристроїв, 10 шлюзів, 30 каналів) для двох сценаріїв:

- Baseline - Пристрої працюють за стандартним алгоритмом ALOHA без централізованої координації.
- Cluster - Увімкнено механізм ADR на основі кластеризації ресурсів.

Результати симуляції, наведені в таблиці 3.4.1, демонструють суттєву перевагу запропонованого методу.

Таблиця 3.4.1 – Порівняння ключових показників ефективності (Baseline vs Cluster)

Метрика	**Baseline (Без керування)**	**Cluster (K-Means K=2)**	**Покращення**
Delivered Ratio	**80.43%**	**93.21%**	**≈+12.2%**
Collisions	301,330	207,250	**-31.2%**
Avg Energy/Device	1337.79 мДж	943.19 мДж	**-29.5%**
Avg Retries	0.6812	0.5394	**-20.8%**

Результати базового сценарію (рис. 3.4.1) показують, що при такому навантаженні у мережі втрачається кожен п'ятий пакет (DR ≈80%), а кількість колізій перевищує 300 тисяч.

Впровадження кластеризації (рис. 3.4.2) дозволило стабілізувати роботу мережі, піднявши надійність доставки до 93.21%. Особливо важливим є зниження енергоспоживання на 29.5%, що досягається завдяки зменшенню кількості повторних спроб передачі та оптимізації Spreading Factor.

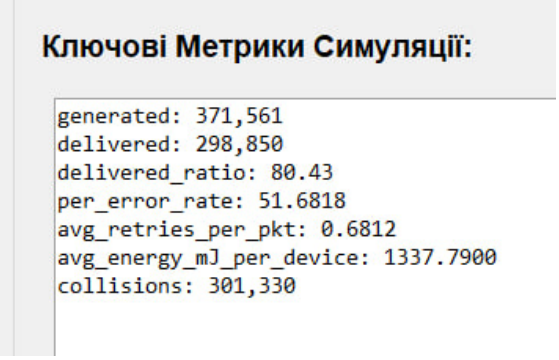

Рисунок 3.4.1 – Ключові метрики симуляції для сценарію Baseline (50k пристроїв).

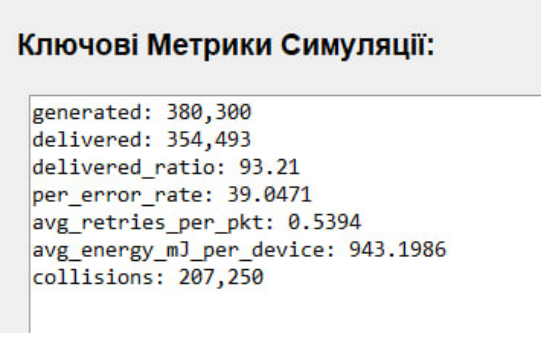

Рисунок 3.4.2 – Ключові метрики симуляції для сценарію Cluster K-Means (50k пристроїв).

Наступним етапом було визначення оптимального алгоритму кластеризації. Було запропоновано порівняти роботу трьох методів: K-Means, Agglomerative Clustering (ієрархічний) та DBSCAN.

Додатково запропоновано перевірити гіпотезу: "Чи призведе збільшення кількості кластерів до підвищення ефективності мережі?". Для цього алгоритми K-Means та Agglomerative тестувалися як з налаштуванням на 2 кластери (K=2), так і на 5 кластерів (K=5) (таблиця 3.4.2).

Таблиця 3.4.2 – Зведені результати порівняння алгоритмів

Алгоритм	**Параметри**	**Delivered Ratio**	**Collisions**	**Avg Energy**
K-Means	K=2	93.21%	207,250	943.19 мДж
K-Means	K=5	93.20%	207,100	942.5 мДж
Agglomerative	K=2	**93.29%**	206,193	941.16 мДж
Agglomerative	K=5	93.27%	206,025	940.29 мДж
DBSCAN	Auto (~2)	**93.29%**	206,117	941.30 мДж

Аналіз отриманих даних дозволяє зробити наступні висновки:

1. Ліміт ефективності алгоритмів: Як видно з таблиці, всі алгоритми демонструють майже ідентичну ефективність (DR ≈93.2-93.3%). Різниця між найпростішим K-Means та складним Agglomerative Clustering знаходиться в межах похибки <0.1%.
2. Достатність бінарного ранжування: Збільшення кількості кластерів до 5 не дало приросту продуктивності. Отже для логіки керування трафіком LoRaWAN достатньо розділяти ресурси лише на дві категорії — "сприятливі" (для використання) та "перевантажені" (для уникнення). Подальший поділ за якістю каналу не впливає на фізичну пропускну здатність каналу.

Хоча алгоритми Agglomerative Clustering та DBSCAN не показали значного приросту ефективності, їх аналіз важливий для розуміння структури навантаження.

На heatmap графіку Agglomerative Clustering (рис. 3.4.3) видно, що алгоритм коректно виділив 5 груп каналів із різними рівнями PER (від 0.328 до 0.354). Однак, ця надлишкова інформація не призвела до покращення метрик

мережі, оскільки ADR-механізм однаково ефективно уникав "перевантажених" каналів, незалежно від того, наскільки сильно вони були "перевантажені".

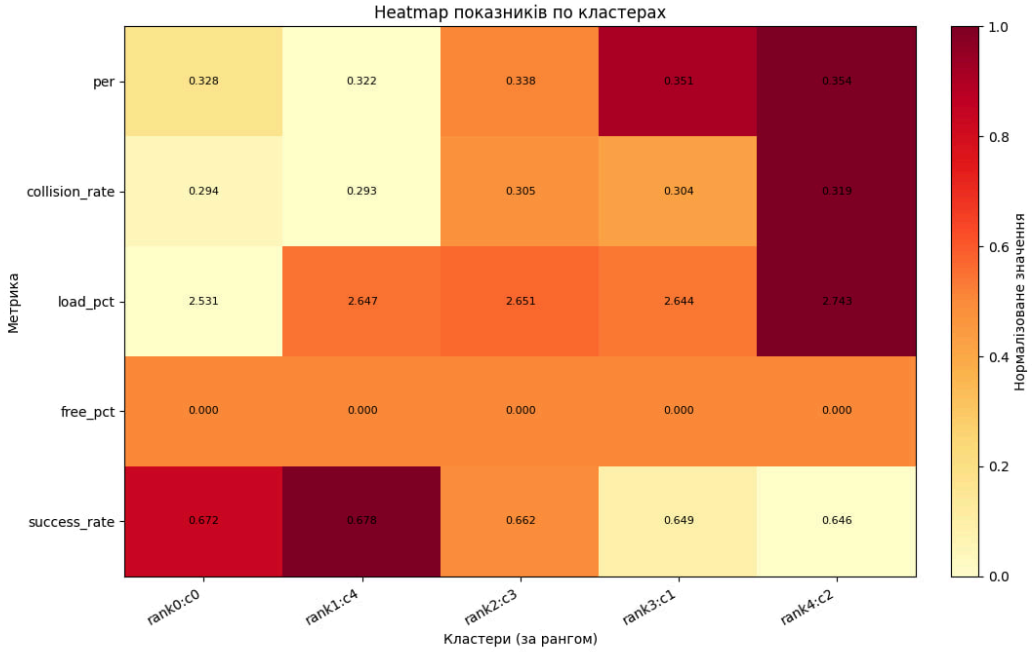

Рисунок 3.4.3 – Розподіл показників якості каналів при Agglomerative Clustering (K=5).

Всупереч складності налаштування, DBSCAN показав відмінні результати (рис. 3.4.4), ідентичні до K-Means. Його здатність адаптуватися до щільності точок дозволила автоматично виділити кластери без жорсткого задання їх кількості. Це робить його перспективним для нестандартних топологій мережі, хоча і вимагає ретельного підбору параметрів epsilon та MinSamples.

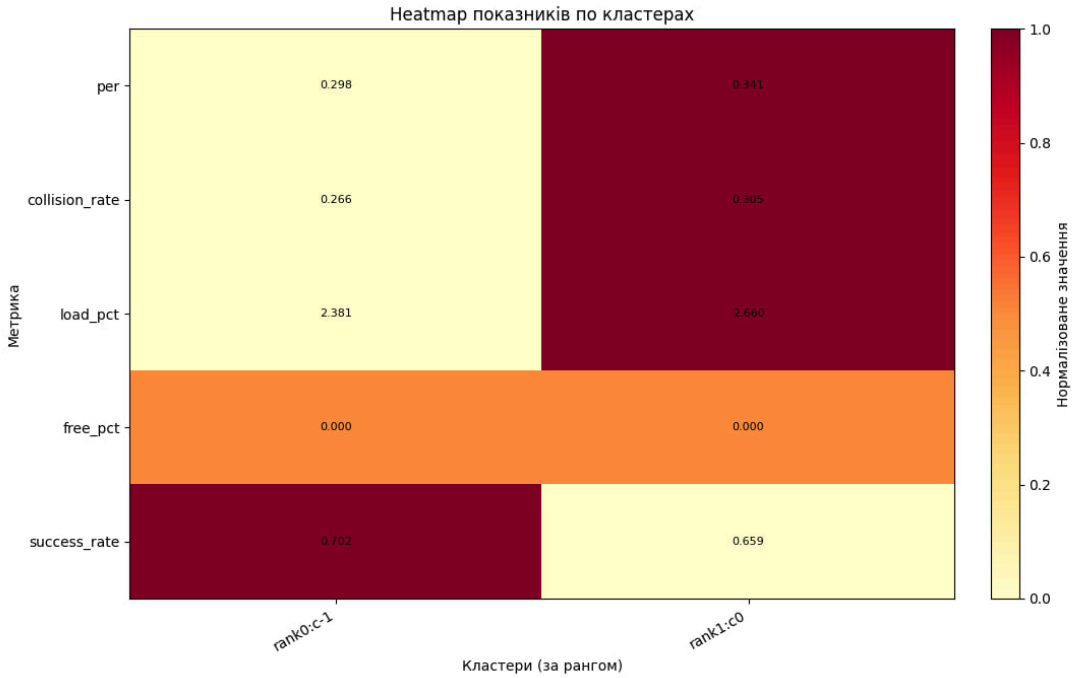

Рисунок 3.4.4 – Візуалізація результатів кластеризації методом DBSCAN.

При неправильному підборі параметрів цей метод може випадково віднести більшість вибірки до одного класу або до шуму (як це показано на рис. 3.4.5). Ці параметри зачасту потрібно обирати спираючись на топологію та масштаб мережі, так як у даному випадку кластеризуються канали на шлюзах.

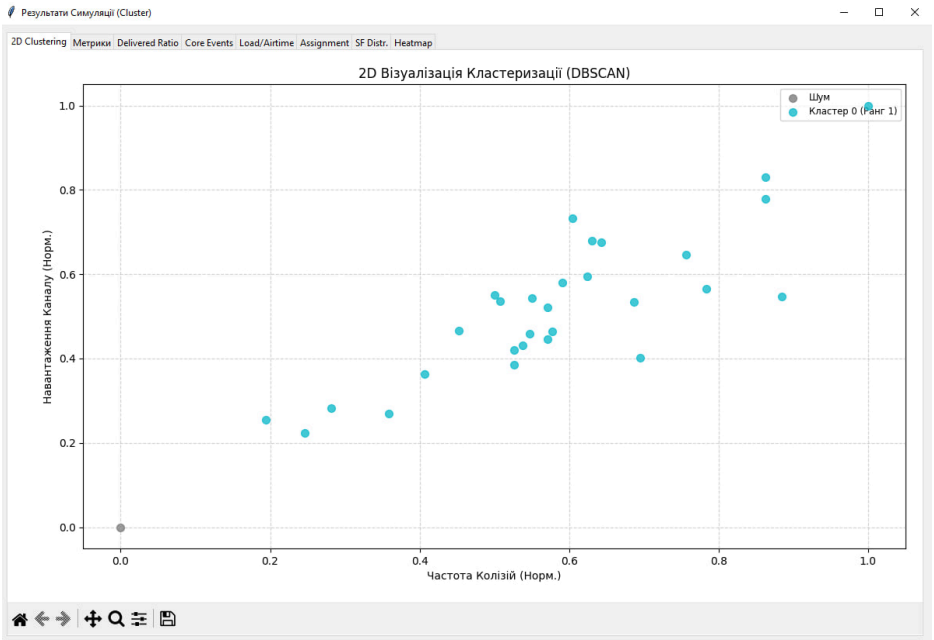

Рисунок 3.4.5 – Візуалізація результатів кластеризації методом DBSCAN при поганому підборі параметрів epsilon та MinSamples.

На основі комплексного аналізу за критерієм ефективності та обчислювальної складності було зроблено остаточне порівняння алгоритмів:

1. Agglomerative Clustering відхиляється через високу обчислювальну складність (O(N^2)), яка є надлишковою, враховуючи відсутність приросту в Delivered Ratio.
2. DBSCAN виключається через його нестабільність та нездатність надійно ранжувати ресурси.
3. K-Means (K=5) відхиляється, оскільки збільшення кількості кластерів не дає практичної користі.
4. K-Means (K=2) обирається як оптимальне рішення. Він забезпечує еталонну якість керування (ідентичну складнішим методам), має лінійну складність (O(N)) і є найбільш простим для імплементації в реальних вбудованих системах.

Висновки до розділу 3

Третій розділ роботи був присвячений практичній реалізації та перевірці запропонованої моделі керування IoT-трафіком LoRaWAN. Було спроектовано і програмно реалізовано модульне середовище імітаційного моделювання на Python. Його архітектура включає необхідні модулі для генерації змішаного трафіку (періодичного та подієвого), точного моделювання фізичного рівня (з урахуванням колізій та обмежень *Duty Cycle*) та підсистему збору телеметрії, що забезпечило високу точність досліджень, наближену до реальних умов.

Центральним елементом розробки став алгоритм адаптивного керування швидкістю передачі даних (ADR), інтегрований з модулем кластеризації. Логіка керування базується на функції оцінки, яка динамічно штрафує використання ресурсів, ідентифікованих як "перевантажені", та стимулює пристрої переходити на менш завантажені канали та нижчі коефіцієнти розширення спектра (SF).

Ефективність розробленої моделі Cluster була доведена в серії експериментів, які охопили сценарії від обмежених до багатоканальних мереж. Статистичний аналіз підтвердив, що при збільшенні масштабу мережі приріст ефективності зростає. У сценарії масивного навантаження (50 000 пристроїв) були досягнуті значні результати порівняно з базовим режимом:

- Надійність доставки пакетів (Delivered Ratio) підвищена з 80.4% до 93.2%.
- Кількість колізій знижена на 31%.
- Середнє енергоспоживання пристроїв зменшено на 29.5%.

Порівняльний аналіз методів K-Means, Agglomerative Clustering та DBSCAN показав їхню майже ідентичну ефективність у керуванні мережею. Водночас, було встановлено, що збільшення кількості кластерів понад два (з 2 до 5) не дає статистично значущого покращення, підтверджуючи, що для ефективного керування ресурсами достатньо бінарного поділу на "сприятливі" та "перевантажені". На підставі цих даних для промислового впровадження рекомендовано алгоритм K-Means з параметром K=2, оскільки він поєднує достатньу результативність із найнижчою обчислювальною складністю (O(N)), що є критичним для роботи в реальному часі.

РОЗДІЛ 4.
ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1 Нормативно-правові положення з охорони праці та безпеки в надзвичайних ситуаціях.

Національна система нормативно-правових актів України з охорони праці та безпеки в надзвичайних ситуаціях включає в себе закони, постанови, накази та інші акти, які регулюють права та обов'язки працівників і роботодавців щодо забезпечення безпечних умов праці і захисту від надзвичайних ситуацій. Ось декілька основних нормативно-правових актів у цій галузі:

Закон України "Про охорону праці" (від 14 грудня 1992 року № 2694-XII) - цей закон встановлює загальні принципи та вимоги щодо охорони праці в Україні.

Закон України "Про надзвичайні ситуації та станом надзвичайної ситуації" (від 21 грудня 1992 року № 2693-XII) - цей закон регулює організацію та управління діяльністю в галузі захисту населення та територій від надзвичайних ситуацій.

Закон України "Про цивільний захист" (від 5 лютого 1993 року № 3206-XII) - цей закон визначає порядок організації цивільного захисту та заходи щодо захисту населення від надзвичайних ситуацій.

Закон України "Про працю" (від 10 грудня 1971 року № 322-VIII) - цей закон встановлює основні права та обов'язки працівників і роботодавців, включаючи вимоги до охорони праці та безпеки на робочому місці.

Постанова Кабінету Міністрів України "Про затвердження Порядку розслідування нещасних випадків на виробництві та професійних захворювань" (від 23 жовтня 1996 року № 1248) - ця постанова визначає процедуру розслідування нещасних випадків на виробництві та професійних захворювань.

Постанова Кабінету Міністрів України "Про затвердження Положення про організацію та проведення заходів з охорони праці" (від 10 грудня 2003 року № 1913) - ця постанова встановлює загальні вимоги до організації та проведення заходів з охорони праці в підприємствах та організаціях.

Накази Державної служби України з надзвичайних ситуацій (ДСНС) та інших відповідних органів, які регулюють конкретні аспекти безпеки та охорони праці в різних сферах діяльності.

Це лише загальні приклади нормативно-правових актів, які стосуються охорони праці та безпеки в надзвичайних ситуаціях в Україні. При вирішенні конкретних питань, пов'язаних з цими питаннями, важливо враховувати чинне законодавство та консультуватися з фахівцями з охорони праці та безпеки.

4.2. Заходи безпеки при експлуатації електронного та мережевого обладнання

У процесі розробки, тестування та симуляції IoT-мереж використовується комп’ютерна техніка, електронні модулі (Raspberry Pi, LoRa-передавачі, сенсори, гейтвеї) та мережеве обладнання. Такі роботи пов’язані з впливом фізичних, електричних та інформаційних факторів небезпеки.

До основних потенційних небезпек належать:

- Електричні ризики – можливість ураження електричним струмом при роботі з пристроями під напругою, пошкодженими кабелями або блоками живлення;
- Мікрокліматичні фактори – підвищена температура, недостатня вентиляція при тривалій роботі комп’ютерів і гейтвеїв;
- Ергономічні ризики – тривале сидіння, перенапруження зору при роботі за комп’ютером;
- Пожежна небезпека – можливість займання кабелів чи блоків живлення при короткому замиканні;

- Інформаційна безпека – несанкціонований доступ до пристроїв чи серверів при роботі в мережі.

Умови праці розробника IoT-системи належать до категорії робіт з використанням ЕОМ (електронно-обчислювальних машин). Рекомендовано дотримуватись таких вимог:

- освітленість робочого місця – не менше 300 лк;
- відстань до монітора – 50–70 см;
- тривалість безперервної роботи за ПК – не більше 2 годин із подальшою перервою 10–15 хв;
- температура в приміщенні – 18–25 °C, відносна вологість – 40–60 %.

Також необхідно забезпечити заземлення обладнання, використання справних мережевих фільтрів та уникати перевантаження електромережі.

Під час роботи над дослідницькими та практичними завданнями, що стосуються IoT-пристроїв, гейтвеїв та комп'ютерних систем, необхідним є суворе дотримання комплексу правил, які гарантують безпеку як персоналу, так і обладнання. Ці процедури включають норми електробезпеки, пожежної безпеки та організаційні заходи, які мають стати невіддільною частиною робочого процесу.

Для забезпечення електробезпеки важливо дотримуватися встановленого порядку підключення обладнання — усі маніпуляції з комутацією необхідно проводити лише при вимкненій напрузі. Окрім використання захисного заземлення для всього активного обладнання, вимагається регулярна візуальна перевірка цілісності проводів і кабелів живлення, а також застосування мережевих фільтрів, здатних автоматично вимикати живлення при перевантаженнях.

Щодо пожежної безпеки, робоче місце має бути відповідно обладнане: необхідно мати в доступі вогнегасники (переважно вуглекислотний або порошковий тип). Категорично заборонено залишати активне обладнання без

нагляду під час його роботи. У випадку задимлення чи виявлення короткого замикання, першочерговим кроком є негайне припинення подачі електроживлення.

Організаційні заходи включають аспекти інформаційної безпеки та безпеки в надзвичайних ситуаціях. Для захисту даних та доступу обов'язковим є використання надійних паролів доступу до серверів, гейтвеїв та акаунтів мережевих сервісів, а також регулярне оновлення програмного забезпечення. З метою мінімізації втрат, необхідно проводити резервне копіювання результатів моделювання та конфігурацій IoT-пристроїв. У випадку НС (пожежа, відмова електроживлення) дії повинні відповідати затвердженим інструкціям з евакуації, а при ураженні струмом — наданню домедичної допомоги. Відновлення системи після втрати даних чи збою обладнання відбувається виключно з використанням актуальних резервних копій.

Таким чином, дотримання норм охорони праці та техніки безпеки забезпечує безпечну роботу з IoT-обладнанням і мінімізує ризики під час експериментів і симуляційних досліджень.

Висновки до розділу 4

Проаналізовано система нормативно-правових актів України з охорони праці та безпеки в надзвичайних ситуаціях та потенційні небезпеки при роботі з IoT-обладнанням та комп'ютерною технікою, включаючи електричні, мікрокліматичні, ергономічні ризики та інформаційну безпеку. Надано конкретні вимоги до умов праці (освітленість, відстань до монітора, температурний режим) та тривалості роботи за ПК. Детально описано заходи безпеки при експлуатації електронного та мережевого обладнання, включаючи електробезпеку (заземлення, справність кабелів), пожежну безпеку (вогнегасники) та інформаційну безпеку (паролі, резервне копіювання). Визначено дії у надзвичайних ситуаціях (пожежа, ураження струмом).

РОЗДІЛ 5.
РОЗРАХУНОК ЕКОНОМІЧНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ КЕРУВАННЯ IOT-ТРАФІКОМ НА ОСНОВІ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ РЕСУРСІВ МЕРЕЖ

5.1 Фактори, що впливають на ефективність системи керування IoT-трафіком на основі кластеризації ресурсів мереж

Економічна ефективність впровадження будь-якої моделі керування IoT-трафіком, зокрема й заснованої на кластеризації ресурсів мереж, визначається не лише прямими початковими інвестиціями, але й низкою технічних та операційних факторів, які впливають на продуктивність мережі та подальші експлуатаційні витрати. Ці фактори умовно можна розділити на три взаємопов'язані групи: архітектурні, алгоритмічні та експлуатаційні, які спільно формують загальну вигоду від впровадження нової моделі.

Перша група факторів стосується архітектури та топології IoT-мережі. Ключовими тут є розмір та щільність мережі, оскільки із зростанням кількості пристроїв та обсягу генерованого ними трафіку зростає і економічна доцільність впровадження складних механізмів керування, здатних ефективно масштабуватися. Не менш важливим є ступінь неоднорідності трафіку: чим ширший спектр вимог до якості обслуговування (QoS) – від критично низької затримки для керуючих команд до толерантності до затримки для фонової телеметрії – тим більший потенціал оптимізації через кластеризацію та пріоритезацію ресурсів.

Другий блок факторів охоплює властивості самого алгоритму кластеризації. Ефективність системи безпосередньо залежить від точності кластеризації, тобто від здатності моделі правильно класифікувати трафік або пристрої за профілями ресурсного споживання та вимог до QoS. Низька точність призводить до неефективного розподілу ресурсів, що нівелює економічний ефект і навіть може спричинити операційні збитки через зниження

якості послуг. Сюди ж відноситься обчислювальна складність алгоритму, яка прямо впливає на операційні витрати: чим складніший алгоритм, тим більше обчислювальних потужностей (CPU) та енергії вимагає система керування для його виконання, що необхідно враховувати у розрахунках.

Нарешті, ефективність моделі матеріалізується через її вплив на ключові метрики якості обслуговування (QoS) та економічні показники. Технічно успішна кластеризація повинна забезпечити помітне зниження середньої затримки передачі даних, для критичних кластерів та мінімізацію відсотка втрати пакетів, що зменшує потребу у повторних передачах і, відповідно, заощаджує пропускну здатність та енергію пристроїв. В економічному плані це трансформується у два основні напрямки вигоди: зменшення капітальних витрат за рахунок відтермінування або зменшення необхідності у придбанні нового мережевого обладнання та зниження поточних операційних витрат завдяки підвищенню енергоефективності та зниженню частоти виникнення системних відмов, що потребують дороговартісного втручання обслуговуючого персоналу.

5.2 Розрахунок економічної ефективності системи керування IoT-трафіком на основі кластеризації ресурсів мереж

Економічна ефективність впровадження моделі керування IoT-трафіком на основі кластеризації ресурсів мереж оцінюється шляхом порівняння загальних витрат та отриманих вигод між базовим сценарієм (існуюча система без кластеризації) та інноваційним сценарієм (система з впровадженою моделлю кластеризації). Метою розрахунку є кількісне визначення зниження капітальних витрат (CAPEX) та операційних витрат (OPEX), а також оцінка економічної вигоди від підвищення якості обслуговування (QoS) та надійності.

Оцінка економічної ефективності базується на визначенні чистої поточної вартості (Net Present Value, NPV) та терміну окупності (Payback Period)

інвестицій. Ключовий економічний ефект досягається через більш раціональне використання вже наявних ресурсів. Впровадження кластеризації дозволяє зменшити обсяг необхідного запасу мережевих ресурсів (пропускної здатності, апаратного забезпечення) для забезпечення пікових навантажень. Таким чином, найбільша економія в CAPEX досягається за рахунок відтермінування або повної відмови від придбання додаткових комутаційних елементів та потужних шлюзів, що були б необхідні для масштабування базової системи.

Щодо OPEX, то тут основний економічний ефект формується через оптимізацію енергоспоживання та зниження витрат на обслуговування. Ефективне керування трафіком через кластеризацію дозволяє переводити невикористовувані або менш критичні ресурси у режим зниженого споживання енергії, що зменшує загальні витрати на електроенергію та охолодження обладнання. Крім того, підвищення надійності та стійкості системи до перевантажень та відмов, досягнуте через сегментацію трафіку, веде до скорочення кількості аварійних викликів та часу простою, що безпосередньо знижує витрати на технічне обслуговування.

Нижче у таблиці наведено порівняння ключових витрат, які демонструють економічну вигоду від впровадження моделі кластеризації:

Таблиця 5.2.1 – Порівняння ключових витрат ефективності (сценарії без кластеризації та з кластеризацією).

Витрати	**Сценарій без кластеризації**	**Сценарій з кластеризацією**	**Економічний вплив моделі**
Капітальні витрати (CAPEX):			
Придбання нового обладнання для масштабування	Високий (необхідне надлишкове резервування)	Низький (ресурси використовуються оптимально)	**Зниження CAPEX**
Операційні витрати (OPEX):			
Енергоспоживання мережевого обладнання	Високе (обладнання працює в режимі високої потужності)	Середнє (можливість переведення кластерів у режим сну)	**Зниження OPEX**
Витрати на обслуговування (аварійні виклики)	Високі (часті перевантаження та відмови QoS)	Низькі (вища надійність, менше простоїв)	**Зниження OPEX**
Витрати на впровадження та навчання персоналу	Нульові (для базової системи)	Помірні (одноразові витрати на інтеграцію моделі)	**Початкові інвестиції**
Економічний збиток від низької QoS	Значний (штрафи, втрата даних, репутаційні ризики)	Мінімальний (забезпечення пріоритету критичних кластерів)	**Зменшення ризиків/Збитку**

На основі цього порівняння, розрахунок загальної економічної ефективності (ΔE) системи здійснюється як різниця між зниженням CAPEX та

OPEX за певний період (зазвичай 3–5 років) і початковими інвестиціями на впровадження та інтеграцію моделі кластеризації.

$$\Delta E = (\Delta CAPEX + \Delta OPEX) - I_{init} \quad (5.1)$$

де $\Delta CAPEX$ – економія на капітальних витратах; $\Delta OPEX$ – економія на операційних витратах; I_{init} – початкові інвестиції на впровадження моделі.

Позитивне значення ΔE підтверджує економічну доцільність впровадження розробленої моделі.

Висновки до розділу 5

Економічна ефективність впровадження моделі керування IoT-трафіком на основі кластеризації ресурсів мереж є багатофакторною і визначається синергією архітектурних, алгоритмічних та експлуатаційних аспектів. Ключовими передумовами економічної доцільності є великий розмір мережі, висока щільність пристроїв та неоднорідність вимог до якості обслуговування (QoS). Розрахунок економічної ефективності здійснюється шляхом порівняння базового сценарію (без кластеризації) та інноваційного, акцентуючи увагу на зниженні двох основних статей витрат. За рахунок оптимального використання наявних ресурсів та відтермінування потреби в розширенні, впровадження моделі забезпечує суттєве зниження Капітальних Витрат (CAPEX). Паралельно, Операційні Витрати (OPEX) зменшуються через оптимізацію енергоспоживання (можливість переведення некритичних кластерів у режим зниженої потужності) та підвищення надійності системи, що мінімізує витрати на обслуговування та час простою. Загальна економічна ефективність (E) підтверджується позитивною різницею між сумарною економією на CAPEX та OPEX і початковими інвестиціями на інтеграцію моделі, що підтверджує економічну доцільність впровадження розробленого підходу.

ВИСНОВКИ

У магістерській кваліфікаційній роботі досягнуто поставленої мети та вирішено актуальну науково-прикладну задачу з розробки симуляційного середовища та моделі керування IoT-трафіком LoRaWAN на основі кластеризації ресурсів мереж. В результаті досягнуто підвищення ефективності IoT-мереж технології LoRaWAN. В ході виконання роботи було проведено аналіз існуючих методів керування трафіком, який показав, що в умовах надвисокої щільності пристроїв традиційні методи доступу та статичний розподіл ресурсів стають неефективними. Обґрунтовано доцільність переходу до системного підходу на основі кластеризації за трафіком, що дозволяє динамічно балансувати навантаження між шлюзами.

В роботі проаналізовані нормативно-правові визначення термінів «мережа», «трафік» та «кластеризація» вибрані ті, що відповідають темі роботи.

Дослідження впливу параметрів LoRaWAN підтвердило критичну роль коефіцієнта розширення спектра (SF) у формуванні затримок та колізій. Встановлено, що неконтрольоване використання високих значень SF призводить до експоненційного зростання часу перебування в ефірі, що обґрунтовує необхідність адаптивного керування цим параметром. За результатами порівняльного аналізу алгоритмів кластеризації визначено, що для задач реального часу оптимальним є метод K-Means завдяки його лінійній обчислювальній складності.

Для практичного вирішення завдання запропоновано розробити модульне симуляційне середовище мовою Python, яке моделює фізичний та канальний рівні мережі з урахуванням колізій та обмежень Duty Cycle. На його базі створено модель адаптивного керування (ADR), яка використовує функцію оцінки для динамічного перерозподілу пристроїв. Система автоматично стимулює перехід вузлів на менш завантажені канали та нижчі SF, використовуючи результати кластеризації.

Експериментальна перевірка підтвердила високу ефективність запропонованої політики Cluster Policy порівняно з базовим сценарієм. У критичних умовах навантаження (50 000 пристроїв) вдалося досягти підвищення надійності доставки пакетів з 80,4% до 93,2% (приріст 12,8%), знизити кількість колізій на 31,2% та зменшити середнє енергоспоживання пристроїв на 29,5%.

Детальний порівняльний аналіз методів кластеризації (K-Means, DBSCAN, Agglomerative Clustering) засвідчив їхню ідентичну ефективність у керуванні трафіком. При цьому було встановлено, що збільшення кількості кластерів понад два не дає статистично значущого покращення, що підтверджує достатність бінарного поділу ресурсів на "сприятливі" та "перевантажені". Це дозволило зробити висновок для впровадження алгоритму K-Means із параметром K=2, як найбільш ресурсоефективного та оптимального за критерієм обчислювальної складності.

У результаті роботи запропоновано модель адаптивного керування IoT-трафіком LoRaWAN на основі кластеризації ресурсів мереж за допомогою методу K-Means з двома кластерами.

Практична цінність роботи полягає у створенні інструментарію, використання якого дозволяє скоротити прямі витрати на тестування інфраструктури на 70-80% та пришвидшити дослідження у 3-5 разів завдяки заміні реальних випробувань цифровим моделюванням.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Термінологія законодавства України [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://zakon.rada.gov.ua/laws/main/termin (дата звернення: 01.12.2025).
2. EU Cybersecurity Act // Ресурс європейської комісії [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/cybersecurity-act (дата звернення: 01.12.2025).
3. Ruiz-Guirola, D. E., López, O. L. A., Montejo-Sánchez, S. Modeling IoT traffic patterns: Insights from a statistical analysis of an MTC dataset [Електронний ресурс] // *Expert Systems with Applications*. – 2025. – Vol. 272. – Art. no. 126726. – Режим доступу: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417425003483 (дата звернення: 19.10.2025).
4. Ouahi, H., Mazoul, A. Traffic optimization in IoT networks [Електронний ресурс] // *E3S Web of Conferences*. – 2021. – Vol. 229. – Article No. 01050. – Режим доступу: https://doi.org/10.1051/e3sconf/202122901050 (дата звернення: 19.10.2025).
5. Emara, M., ElSawy, H., Bauch, G. *Prioritized Multi-stream Traffic in Uplink IoT Networks: Spatially Interacting Vacation Queues* [Електронний ресурс] // *arXiv preprint* arXiv:1907.07888. – 2020. – Режим доступу: https://arxiv.org/abs/1907.07888 (дата звернення: 19.10.2025).
6. Achkouty, F., Gallon, L., Chbeir, R. *RDSC: Range-Based Device Spatial Clustering for IoT Networks* [Електронний ресурс] // *Sensors*. – 2024. – Vol. 24, No. 17. – Art. no. 5851. – Режим доступу: https://doi.org/10.3390/s24175851 (дата звернення: 19.10.2025).
7. Garlisi, D., Martino, A., Zouwayhed, J., Pourrahim, R., Cuomo, F. *Exploratory approach for network behavior clustering in LoRaWAN*

[Електронний ресурс] // *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. – 2023. – Vol. 14. – P. 15745–15759. – Режим доступу: https://doi.org/10.1007/s12652-021-03121-z (дата звернення: 19.10.2025).

8. Muthanna, M. S. A., Wang, P., Wei, M., Rafiq, A., Nkerabahizi, N. J. *Clustering Optimization of LoRa Networks for Perturbed Ultra-Dense IoT Networks* [Електронний ресурс] // *Information*. – 2021. – Vol. 12, No. 2. – Art. no. 76. – Режим доступу: https://doi.org/10.3390/info12020076 (дата звернення: 19.10.2025).
9. Smart Touch. IoT (Internet of Things) [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://www.smart-touch.hr/internet-of-things/ (дата звернення: 19.10.2025).
10. LoRa Alliance. *About LoRaWAN* [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://lora-alliance.org/about-lorawan/ (дата звернення: 19.10.2025).
11. Ferré, G. *Collision and Packet Loss Analysis in a LoRaWAN Network* [Електронний ресурс] // *Proceedings of the 25th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*. – 2017. – P. 2655–2659. – Режим доступу: https://ieeexplore.ieee.org/document/8081678 (дата звернення: 19.10.2025).
12. RF Wireless World. *LoRaWAN Spreading Factor, Range, and Data Rate Explained* [Електронний ресурс] / RF Wireless World. – Режим доступу: https://www.rfwireless-world.com/terminology/lorawan-spreading-factor-range-data-rate (дата звернення: 19.10.2025).
13. Mugerwa, D., Nam, Y., Choi, H., Shin, Y., Lee, E. *Adaptive Mobility-Based IoT LoRa Clustering Communication Scheme* [Електронний ресурс] // *Electronics*. – 2024. – Vol. 13, No. 11. – Art. no. 2052. – Режим доступу: https://doi.org/10.3390/electronics13112052 (дата звернення: 19.10.2025).
14. Soy, H. *An Adaptive Spreading Factor Allocation Scheme for Mobile LoRa Networks: Blind ADR with Distributed TDMA Scheduling* [Електронний ресурс] // *SSRN Electronic Journal*. – 2022. – Режим доступу:

https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4315080 (дата звернення: 19.10.2025).

15. Behnke, I., Austad, H. *Real-Time Performance of Industrial IoT Communication Technologies: A Review* [Електронний ресурс] // *IEEE Internet of Things Journal*. – January 2023. – Режим доступу: https://doi.org/10.1109/JIOT.2023.3332507 (дата звернення: 19.10.2025).