

Міністерство освіти і науки України  
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет навчально-науковий центр заочної форми навчання  
(повна назва)

Кафедра електронних обчислювальних машин  
(повна назва)

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**  
**Пояснювальна записка**

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Метод керування розподілом електроенергії на основі  
Cloud-Fog-архітектур для розподільної мережі

(тема)

Виконав:

студент II курсу, групи КСМзм-22-1  
Гладченко Ю.Л.  
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»  
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна  
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Комп'ютерні системи та мережі  
(повна назва освітньої програми)

Керівник: ст.викл. Знайдюк В.Г.  
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри ЕОМ

(підпис)

Коваленко А.А.

(прізвище, ініціали)

2024 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет навчально-науковий центр заочної форми навчання

Кафедра електронних обчислювальних машин

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»  
(код і повна назва)

Тип програми освітньо-професійна  
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Комп'ютерні системи та мережі  
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри \_\_\_\_\_  
(підпис)

“ \_\_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

## ЗАВДАННЯ

### НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студенту Гладченко Юлії Леонідівні  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Метод керування розподілом електроенергії на основі Cloud-Fog-архітектур для розподільної мережі

затверджена наказом по університету від “ 03 ” листопада 2023 р. № 244 Стз

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 15 січня 2024 р.

3. Вхідні дані до роботи \_\_\_\_\_

Аналіз архітектури Cloud-Fog

Розподільні мережі

Нейронні мережі

Генетичний алгоритм

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати у роботі \_\_\_\_\_

Аспекти роботи мережі iot

Ієрархічна архітектура Cloud-Fog для управління енергією

Моделювання різних зацікавлених сторін у мережі розподілу

Модель оператора системи розподілу

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) \_\_\_\_\_

Слайд-презентація – 13 слайдів \_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

6. Консультанти розділів роботи (заповнюється за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1 )

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Обрання та обговорення теми дослідження	07.11.23	
2	Розгляд концепції розподільних мереж	08.11.23-14.11.23	
3	Аналіз архітектури хмара-туман	14.11.23-20.11.23	
4	Аналіз методів оптимізації та їх класифікація	20.11.23-30.11.23	
5	Штучні нейронні мережі	30.11.23-10.12.23	
6	Отримання результатів	10.12.23-15.12.23	
7	Побудова моделі.	15.12.23-20.12.23	
8	Оформлення пояснювальної записки	20.12.23-10.01.24	
9	Відправка на рецензію	10.01.24	
10	Підготовка до захисту	10.01.24-15.01.24	

Дата видачі завдання 06 листопада 2023 р.

Студент \_\_\_\_\_  
(підпис)

Керівник роботи \_\_\_\_\_  
(підпис)

ст.викл. Знайдюк В.Г.  
(посада, прізвище, ініціали)

## РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 61 с., 10 рис., 2 табл., 2 дод., 42 джерела.

### ВІДНОВЛЮВАЛЬНА ЕНЕРГЕТИКА, ХМАРА, ТУМАН, НЕЙРОНІ МЕРЕЖІ ГЕНЕТИЧНИЙ АЛГОРИТМ.

Метою кваліфікаційної роботи є створення методу керування розподілом електроенергії для розподільних мереж на основі хмарно-туманої архітектури

У ході виконання кваліфікаційної роботи було досліджено питання хмарно-туманої архітектури в розподільних мережах. Побудована система з використанням штучних нейронних мереж. Отримані результати розподілу електроенергії між споживачами.

## ABSTRACT

Master's thesis: 61 pages, 10 figures, 2 tables, 2 appendices, 42 sources.

RENEWABLE ENERGY, CLOUD, FOG, NEURON NETWORKS,  
GENETIC ALGORITHM.

The purpose of the qualification work is to create a method of managing the distribution of electricity for distribution networks based on cloud-fog architecture.

In the course of the qualification work, the issue of cloud-fog architecture in distribution networks was investigated. A system was built using artificial neural networks. Obtained results of distribution of electricity between consumers.

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ .....	8
ВСТУП .....	9
1 АСПЕКТИ РОБОТИ МЕРЕЖІ ІОТ .....	12
1.1 Технології на основі Інтернету речей для управління розподільними мережами.....	12
1.2 Основні виклики для керування електроенергією в ІоТ .....	16
1.3 Stack4Things: інтеграція ресурсів ІоТ в OpenStack як I/Ocloud .....	18
1.3.1 Архітектура S4T та управління Інтернетом речей .....	19
1.3.2 Хмарна служба ІоTronic .....	20
2 ІЄРАРХІЧНА АРХІТЕКТУРА CLOUD-FOG ДЛЯ УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГІЄЮ.....	21
2.1 Різниця туманними і межними обчислення .....	22
2.2 Основні архітектурні відмінності Fog від Cloud.....	23
2.3 Термінальні блоки.....	25
2.4 Операція шарів туману .....	26
2.5 Операція Cloud Layer .....	28
2.6 Приклади застосування Fog Computing .....	29
3 МОДЕЛЮВАННЯ РІЗНИХ ЗАЦІКАВЛЕНИХ СТОРІН У МЕРЕЖІ РОЗПОДІЛУ .....	32
3.1 Корисна модель клієнтів .....	32
3.2 Модель Prosumers.....	34
3.3 Модель оператора системи розподілу (ОСР).....	36
3.4 Цільова функція на хмарному рівні .....	38
4 РЕАЛІЗАЦІЯ ТА РЕЗУЛЬТАТИ.....	39
4.1 Операція обчислення туману .....	39
4.2 Операція хмарних обчислень.....	42

ВИСНОВКИ.....	46
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ .....	47
ДОДАТОК А Графічний матеріал кваліфікаційної роботи.....	52
ДОДАТОК Б Апробація результатів.....	60

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ  
І ТЕРМІНІВ

ВДЕ – відновлювальні джерела енергетики

ОСР – оператора системи розподілу

РМ – розподільні мережі

ШІ – штучний інтелект

ШНМ – штучні нейронні мережі

EMS – Energy Management System

GA – Generic Algorithm

## ВСТУП

Зі зростанням проникнення пристроїв Інтернету речей і розподілених енергетичних ресурсів у розподільчій мережі наступного покоління ефективне управління енергією для роботи системи стикається з новими проблемами. Однією з причин є те, що великі ресурси не можуть бути підключені до системи диспетчерського контролю та збору даних, які мають обмежені можливості зберігання та обчислення. Щоб адаптуватись до нових вимог до енергоменеджменту розподільних мереж наступного покоління, у цій роботі пропонується найсучасніший метод енергоменеджменту, який називається ієрархічною архітектурою хмари та туману. На основі цієї архітектури ми створили модель корисності та прибутку для різних зацікавлених сторін, включаючи звичайних клієнтів, споживачів і операторів систем розподілу. Крім того, шляхом вбудовування модуля штучного інтелекту в запропоновану архітектуру управління енергією може бути реалізовано автоматично. У цій роботі нейронна мережа використовується на рівнях туманних обчислень для досягнення регресійного прогнозування поведінки споживання енергії та вихідної потужності джерела живлення. Крім того, на основі цільової функції максимізації корисності кількість споживання енергії клієнтами та споживачами в розподільчій мережі була оптимізована за допомогою генетичного алгоритму на хмарному рівні. Запропоновані методи були протестовані з набором звичайних клієнтів і споживачів у загальній мережі розповсюдження, і результати, в тому числі зафіксовані моделі використання клієнтів і доходи різних зацікавлених сторін, підтверджують ефективність запропонованого методу. Ця робота є ефективним довідником для розробки систем управління енергією в реальному часі для розподільчої мережі наступного покоління.

Зі швидким проникненням розподілених енергетичних ресурсів (PER) у розподільчу мережу (PM) звичайні споживачі електроенергії, які володіють

цими малими генеруючими потужностями, стають просумерами, тобто вони не лише споживають енергію, але й виробляють її в комунальну мережу. Активних споживачів, які забезпечують двонаправлені потоки енергії, зростає, що забезпечує більшу гнучкість роботи мережі. Цей перехід обумовлений не лише екологічною свідомістю, а й бажанням споживачів на житловому рівні отримати вигоду через ефективні енергетичні транзакції з мережею [1].

Тим часом, за оцінками, до 2024 року буде підключено 56 мільярдів пристроїв Інтернету речей (IoT) [2]. IoT приносить нову еру, коли різні кінцеві пристрої та датчики з'єднуються дротовим або бездротовим способом за допомогою сучасних комунікаційних та Інтернет-технологій [3]. Зі збільшенням кількості пристроїв IoT і застосуванням енергетичної інтернет-технології майже в усіх аспектах енергомережі обмін інформацією та даними між різними сторонами стає все більш частим, і все більше керованих блоків беруть участь у процесі експлуатації та управління енергією РМ. Це збільшення проникнення розумних речей і відновлюваних джерел енергії (ВДЕ) у РМ проклало шлях до розподільної мережі наступного покоління. Таким чином, управління енергією в режимі реального часу цих розподільних мереж наступного покоління привертає все більшу увагу [4-8].

Існує широкий спектр досліджень, які висвітлюють питання енергоменеджменту для РМ з мікромережами (ММ) [9-17]. Більша частина роботи зосереджена на економічному плануванні для різних організацій. Експлуатаційні витрати мікромереж у РМ мінімізуються завдяки ефективному енергоменеджменту з урахуванням ціни на електроенергію в реальному часі в [11]. У [14] управління енергією, враховуючи реакцію попиту на мікромережу, досягається для економічного функціонування мікромережі, а також для зменшення пікових навантажень розподільчої мережі. Багатоагентні підходи та теорії ігор широко застосовуються для прийняття рішень та управління енергією ММ змінного та постійного струму [15-17].

Ця робота спрямована на вирішення проблеми управління енергією та прийняття рішень в умовах високого проникнення розподілених ВДЕ та застосування великомасштабних пристроїв IoT у РМ наступного покоління. По-перше, пропонується ієрархічна архітектура «туман-хмара» для управління енергією та прийняття рішень. Зі згенерованими великомасштабними даними в РМ технології штучного інтелекту, розгорнуті окремо в шарах туману та хмар, можуть фіксувати використання клієнтами та вихід ВДЕ. Крім того, моделюються різні зацікавлені сторони в системі розподілу, включаючи звичайних споживачів, споживачів і оператора системи розподілу (ОСР), а поведінка користувача в споживанні електроенергії враховується за допомогою концепції мікроекономіки. Нарешті, дієвість запропонованого методу продемонстрована через оптимізацію роздрібних цін на електроенергію та управління доходами в режимі реального часу різних зацікавлених сторін у РМ. Решта паперу організована таким чином. У розділі 2 пропонується ієрархічна архітектура хмари та туману для управління енергією РМ, де представлено базову структуру та функцію шарів туман/хмара. Модель для звичайних споживачів, споживачів і операторів систем розподілу (ОСР) встановлено в розділі 3. Проведена перевірка реалізована в розділі 4, де технології штучного інтелекту вбудовані в туман і хмарні шари для реалізації процесів управління енергією та прийняття рішень. У шарі туману цілі в основному включають прогнозування поведінки споживача у споживанні електроенергії та потужності ВДЕ; на хмарному рівні відбувається оптимізація розрахунку для заданої цілі. Крім того, модель корисності та доходу для звичайних користувачів, споживачів і ОСР в регіональному РМ створена для досягнення максимальної оптимізації цілей із повним моделюванням соціального добробуту.

## 1 АСПЕКТИ РОБОТИ МЕРЕЖІ ІОТ

### 1.1 Технології на основі Інтернету речей для управління розподільними мережами

В роботі [18] пропонує комплексну систему управління вітровими мікромережами з використанням технологій на основі Інтернету речей. Система збирає дані в реальному часі з різних датчиків, встановлених у мікромережі, включаючи швидкість вітру, вихідну потужність, температуру, вологість і стан батареї. Потім ці дані передаються на хмарну платформу для зберігання та аналізу, що забезпечує ефективне та масштабоване керування великими обсягами даних. Потім зібрані дані аналізуються за допомогою розширених алгоритмів керування та прогнозної аналітики для точного прогнозування попиту та пропозиції енергії. Ці алгоритми коригують роботу мікромережі в режимі реального часу, щоб підтримувати баланс між попитом і пропозицією, таким чином оптимізуючи управління енергією та сприяючи сталому використанню енергії. Використання прогнозної аналітики також дозволяє системі передбачати зміни попиту на енергію, дозволяючи проактивне управління роботою мікромережі. Крім того, система забезпечує надійність і безпеку мікромережі, виявляючи та діагностуючи несправності в режимі реального часу. У системі використовуються методи машинного навчання та штучного інтелекту для аналізу даних і виявлення потенційних помилок, що дозволяє негайно вживати коригувальних дій. У разі виникнення несправності система надає сповіщення та сповіщення операторам, що дозволяє швидко та ефективно керувати мікромережею.

В роботі [19] пропонує інтелектуальну систему управління енергією для мікромереж вітрової енергії з використанням технології Інтернету речей (ІоТ). Ця система використовує різні датчики для збору даних у режимі реального часу щодо швидкості вітру, вихідної потужності, температури,

вологості та стану акумулятора, які потім передаються на хмарну платформу для зберігання та аналізу. Зібрані дані аналізуються за допомогою методів машинного навчання та статистичного аналізу, щоб передбачити попит і пропозицію енергії, а також оптимізувати управління енергією мікромережі. Система призначена для підтримки балансу між попитом і пропозицією енергії шляхом регулювання роботи мікромережі в режимі реального часу. Пандіян та ін. також обговорили використання бездротової сенсорної мережі (WSN) для моніторингу продуктивності вітрових турбін у мікромережі. WSN надає дані в режимі реального часу про працездатність і стан турбін, що дозволяє раннє виявлення та діагностику несправностей. У разі виникнення несправності система надсилає сповіщення та сповіщення, що дозволяє негайно вжити заходів щодо усунення несправностей. Крім того, запропонована система містить інтерфейс користувача, який дозволяє операторам відстежувати продуктивність мікромережі та контролювати її роботу віддалено. Інтерфейс надає інформацію в режимі реального часу щодо споживання та виробництва енергії, а також статус вітряних турбін та їхніх акумуляторів. Очікується, що запропонована система підвищить продуктивність і тривалість життя мікромереж вітрової енергії, мінімізуючи час простою та максимізуючи виробництво енергії.

В [20] також запропонував систему управління енергією для застосування в мікромережах вітроенергетичних систем з використанням технології IoT. Однак те, що визначає Duraivel et al. Крім того, вони акцентують увагу на важливості виявлення та діагностики несправностей у реальному часі, а також на використанні хмарних обчислень для ефективного зберігання та обробки даних. Зібрані дані передаються на хмарну платформу, де вони зберігаються та аналізуються за допомогою розширеної аналітики та алгоритмів машинного навчання. Цей підхід дозволяє здійснювати моніторинг, аналіз і контроль мікромережі в режимі реального часу, а також забезпечує більш ефективне управління енергією. Крім того, запропоновано гібридну систему управління енергією, яка поєднує накопичувач

акумулятора з вітровою турбіною з метою оптимізації управління енергією в мікромережах. Ємність акумулятора служить резервним джерелом живлення для мікромережі під час низької швидкості вітру, а також як засіб зберігання надлишкової енергії, виробленої вітровими турбінами під час періодів високої швидкості вітру. Запропонована система використовує стратегію керування, яка спрямована на підтримку стану заряду батареї в межах заданого діапазону та одночасно забезпечує задоволення енергетичних потреб мікромережі. Завдяки використанню акумуляторних батарей у поєднанні з енергією вітру система здатна підвищити надійність і стабільність мікромережі, а також знизити загальну вартість управління енергією.

Головне нововведення в [21] – це розробка інтелектуальної системи управління вітровою енергією на основі Інтернету речей для мікромереж. Система складається з трьох основних компонентів: датчиків, хмарних обчислень і алгоритмів керування. Датчики вимірюють різні параметри, такі як швидкість вітру, вихідна потужність, температура та вологість, і передають ці дані на платформу хмарних обчислень. Хмарна платформа забезпечує зберігання даних, аналіз у реальному часі та можливості прогнозованого обслуговування. Порівняно з іншими платформами управління, однією з головних інновацій запропонованої системи є застосування алгоритмів керування, які використовуються в системі; це використовує методи машинного навчання для прогнозування попиту на енергію та пропозиції та відповідно налаштовує роботу мікромережі. Алгоритми навчаються з використанням історичних даних із мікромережі, що дає їм змогу точно передбачити попит на енергію та її пропозицію для різних погодних умов та інших зовнішніх факторів. Другим інноваційним аспектом запропонованої системи є використання аналітики великих даних для оптимізації управління енергією. Система може аналізувати величезну кількість даних, створених мікромережею, включаючи історичні дані про споживання енергії та виробництво, дані про погоду та інші відповідні

джерела даних. Це дозволяє системі визначати закономірності та тенденції у споживанні та виробництві енергії та, таким чином, робити прогнози щодо майбутнього попиту та пропозиції енергії. Іншим інноваційним аспектом запропонованої системи є її здатність виконувати виявлення та діагностику несправностей у реальному часі. Система постійно контролює мікромережу на наявність несправностей і аномалій, а також надає оповіщення та сповіщення операторам, якщо виникають будь-які проблеми. Це дозволяє операторам негайно вживати коригувальних заходів, що допомагає запобігти простою та забезпечити безпеку та надійність мікромережі.

В [22] «Структура управління вітряною електростанцією та мікромережею на основі Інтернету речей» наголошує на перевагах застосування штучного інтелекту та машинного навчання в системах керування енергією. Вони пропонують структуру, яка складається з чотирьох основних компонентів: сенсорні мережі, збір і зберігання даних, аналіз даних і прийняття рішень. Мережа датчиків використовується для збору даних із різних джерел, включаючи вітряні турбіни, сонячні батареї та системи накопичення енергії, а потім передає їх на хмарну платформу для зберігання та аналізу, щоб забезпечити прогнозоване технічне обслуговування, виявлення несправностей та енергопостачання. прогнозування. Система використовує алгоритми машинного навчання для прогнозування швидкості та напрямку вітру, що має вирішальне значення для оптимізації роботи вітрових турбін. Крім того, створено модуль прийняття рішень, який використовує інформацію, надану компонентом аналізу даних, щоб приймати обґрунтовані рішення щодо виробництва та споживання енергії, а також оптимізувати використання систем зберігання енергії. З іншого боку, Reddy et al. зосередитися більшою мірою на інтеграції акумуляторних батарей із вітровими турбінами для оптимізації управління енергією. У документі пропонується гібридна система управління енергією, яка поєднує в собі вітряні турбіни з накопичувачами акумуляторів і використовує технологію IoT для моніторингу та контролю мікромереж у реальному часі.

В [23] надає детальне пояснення того, як можна використовувати Інтернет речей для підвищення ефективності та контролю систем відновлюваної енергії, таких як вітрові мікромережі. Автори пропонують ієрархічну структуру керування для вітрової мікромережі, яка складається з трьох рівнів: фізичного рівня, рівня керування та рівня додатків. Фізичний рівень включає вітрові турбіни, системи зберігання енергії та інші компоненти мікромережі. Рівень керування складається з контролерів для кожного компонента, а прикладний рівень містить загальну стратегію керування мікромережею. Крім того, автори реалізують контролер нечіткої логіки для оптимізації вихідної потужності вітрових турбін і забезпечення стабільності мікромережі. Цей контролер регулює швидкість ротора турбін на основі переважної швидкості вітру та бажаної вихідної потужності. Крім того, автори включили систему накопичення енергії акумулятора, щоб збалансувати вихідну потужність турбін і підвищити стабільність мікромережі. Для забезпечення моніторингу та контролю мікромережі в режимі реального часу автори розгортають комунікаційну мережу із застосуванням протоколу MQTT. Цей протокол полегшує зв'язок між пристроями навіть через ненадійні мережеві з'єднання. Нарешті, автори перевіряють ефективність свого підходу шляхом моделювання та експериментів, порівнюючи свій контролер нечіткої логіки зі звичайними методами керування. Результати показують, що підхід авторів дає більшу потужність і чудову стабільність. Крім того, автори демонструють ефективність своєї комунікаційної мережі в полегшенні моніторингу та контролю мікромережі в реальному часі.

## 1.2 Основні виклики для керування електроенергією в IoT

Енергетичні кризи стали головним викликом для економічного розвитку країни. У цю сучасну епоху машини вважаються більш ефективною заміною людей у багатьох секторах. Розумні пристрої постійно

розробляються, що значно полегшує наше життя. У сучасному світі неможливо уявити життя без цих розумних пристроїв і техніки. Проте все має свою ціну, і ціною цієї постійно зростаючої залежності від техніки є значне споживання енергетичних ресурсів. Ці розумні машини працюють на електроенергії, яка виробляється шляхом використання нетрадиційних енергетичних ресурсів, таких як вугілля, нафта та газ. Зростаюче використання цього викопного палива призвело до двох основних екологічних порушень. Перший – швидке виснаження викопного палива, а другий – утворення небезпечних газів і відходів, що призводить до прямого збільшення забруднення навколишнього середовища. Організація економічного співробітництва та розвитку (ОЕСР) у 2018 році вказала, що Сполучені Штати мають найвищий рівень валового внутрішнього, але British petroleum назвала індекс якості повітря Сполучених Штатів найгіршим у порівнянні з іншими країнами світу. Забруднене повітря в будь-якій країні є основною причиною загибелі її людей. Викопне паливо є невідновлюваним, тому його постійне виснаження призводить до поступового зростання цін на виробництво енергії, що збільшує інфляцію, особливо в слаборозвинених країнах. Крім того, небагато країн мають значну частку цих невідновлюваних енергетичних ресурсів, що робить ті країни, які є достатньо потужними, щоб контролювати економіку тих країн, чиє виробництво електроенергії значною мірою залежить від викопного палива. Сучасні дослідники заперечують надмірне використання невідновлюваних джерел енергії для виробництва [5].

Електроенергія, вироблена з викопного палива, передається у віддалені райони, а потім розподіляється. На додаток до втрат енергії під час генерації, ці фази передачі та розподілу також мають кілька типів втрат, і в деяких випадках ці втрати можуть зрости більш ніж на 50% [ 6 ]. Альтернативним підходом є усунення фази передачі та використання замість неї розподіленої генерації. У цьому типі генерації установки розташовані безпосередньо біля навантажень споживачів. Втрати можна мінімізувати за допомогою розподіленої генерації. Ці розподілені електростанції можуть

використовувати відновлювані джерела енергії, такі як сонце, вітер і біогаз, або невідновлювані джерела енергії, такі як геотермальна енергія [10], дизельні генератори і мазут для виробництва електроенергії. Щоб мінімізувати вплив на навколишнє середовище, на цих розподілених електростанціях пропонується використання ресурсів зеленої енергії. Ще однією перевагою цих зелених енергетичних ресурсів є їх відновлюваний характер, за який вони також називаються відновлюваними енергетичними ресурсами (Res). Ресурси є екологічно чистими та відновлюваними, але єдиною перешкодою у використанні цих типів ресурсів є їх періодичність, яка пов'язана з їх надзвичайною залежністю від погодних умов. Щоб зменшити цю проблему, у літературі було запропоновано кілька методів, таких як включення сховища належного розміру, архітектурні модифікації, оптимізація, схеми координації енергії тощо. Генеруючі станції, що працюють на ВДЕ, мають належну схему координації потужності та структуру зв'язку між виробниками та споживачі називаються розумними мережами. Розумні електромережі зазвичай працюють як ізольовані або підключені до мережі. В ізольованому режимі інтелектуальна мережа забезпечує живлення підключеного споживача, не маючи жодного з'єднання з основною електромережею, і тоді для цих розумних мереж стає необхідним накопичення, щоб подолати проблему переривчастості ВДЕ. У режимі підключення до мережі розумна мережа підтримує основну мережу та надає допоміжні послуги на додаток до виконання вимог споживчого навантаження.

### 1.3 Stack4Things: інтеграція ресурсів IoT в OpenStack як I/Ocloud

Stack4Things (S4T) – це дослідницький проект із відкритим вихідним кодом та інноваційна платформа, призначена для поширення широко використовуваної хмарної системи керування OpenStack у сферу Інтернету речей (IoT). S4T має на меті полегшити керування розгортанням IoT та

периферійних пристроїв в екосистемі OpenStack, реалізуючи відповідні функції для плавної інтеграції інфраструктури IoT у розширену інфраструктуру як послугу (IaaS) та платформу як послугу (PaaS). ) хмари. Крім того, хмарний підхід введення/виведення (I/O) [ 48 ] використовує функціональні можливості S4T для забезпечення стандартизованих і загальних можливостей програмування на основі ресурсів IoT, незалежно від конфігурацій базової інфраструктури.

### 1.3.1 Архітектура S4T та управління Інтернетом речей

Архітектура S4T в основному складається з хмарного компонента IoTronic і одного або кількох периферійних компонентів під назвою Lightning-Rod (LR). Ці компоненти дозволяють користувачам використовувати пристрої IoT та їхні ресурси введення/виведення, такі як датчики та виконавчі механізми, через чітко визначені API, подібні до тих, що доступні для стандартних хмарних ресурсів. Ця хмарна концепція введення-виведення пропонує функції віртуалізації IoT поряд із традиційною віртуалізацією IaaS (обчислення та зберігання). З іншого боку, віртуальні вузли (VN) розміщують бізнес-логіку та використовують підключені ресурси вводу/виводу, емулюючи реальні пристрої IoT. Управління IoT від S4T включає різні підсистеми OpenStack, з IoTronic як центральним компонентом, відповідальним за надання та налаштування вузлів IoT із вбудованими ресурсами зондування та активації. Мережева служба OpenStack від Neutron була покращена, щоб забезпечити безперебійне підключення для вузлів IoT, розгорнутих на межі мережі. Крім того, платформа використовує інтеграцію Zun і Qinling для забезпечення можливостей функції як послуги (FaaS). Zun забезпечує керування контейнерами, тоді як Qinling є підсистемою FaaS, яка оптимізує розгортання та оркестрування контейнерів. Разом ці підсистеми створюють комплексне та ефективне рішення для управління IoT.

### 1.3.2 Хмарна служба IoTronic

Хмарна служба IoTronic є ключовим компонентом архітектури S4T, розробленою з урахуванням модульності, масштабованості та надійності. Основною функцією IoTronic є керування та оркестрування безперебійного з'єднання між периферійними пристроями та хмарою, надаючи користувачам комплексний інтерфейс для дистанційного керування пристроями IoT. Він розширює архітектуру OpenStack для керування ресурсами зондування та активації, узгоджуючи з парадигмою Sensing-and-Actuation-as-a-Service (SAaaS). IoTronic взаємодіє з агентом на стороні пристрою LR, щоб встановити та підтримувати надійне з'єднання між хмарою та периферійними пристроями, навіть за наявності трансляції мережевих адрес (NAT) або жорстких брандмауерів. Це підключення забезпечується за допомогою технології WebSocket, яка використовує протокол обміну повідомленнями веб-додатків (WAMP) для створення повнодуплексного каналу обміну повідомленнями.

## 2 ІЄРАРХІЧНА АРХІТЕКТУРА CLOUD-FOG ДЛЯ УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГІЄЮ

Цей розділ головним чином представляє запропоновану ієрархічну архітектуру хмари та туману, показану на рисунку 2.1. Рівні туманних обчислень відповідають за аналіз кластеризації та регресійне прогнозування шляхом видобутку базових даних із базових одиниць клієнтів і споживачів у РМ. Рівень хмарних обчислень використовується для досягнення загальної оптимізації мети.

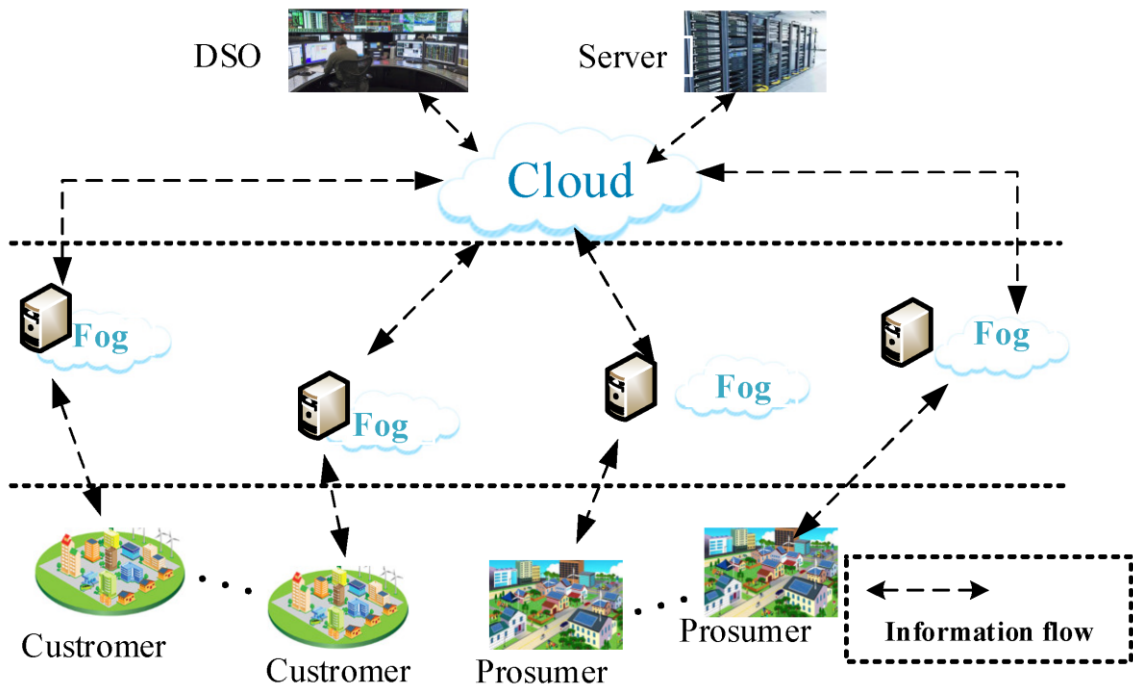


Рисунок 2.1 – Архітектура керування енергією на основі хмари й туману.

ОСР: оператор системи розподілу

У цій архітектурі клієнти та споживачі знаходяться в очікуванні на терміналі РМ, ієрархічні шари туману та хмари працюють спільно в процесі управління енергією. Конкретне розгортання та функції описано в наступному підрозділі.

## 2.1 Різниця туманними і межними обчислення

Периферійні (межні) обчислення – це підхід, пов'язаний з обробкою даних на межі мережі, де створюються дані, а не в централізованому сховищі, призначеному для обробки даних.

Межні обчислювальні системи являють собою розподілену відкриту IT-архітектуру, в якій застосовується децентралізована обробка і забезпечується підтримка технологій мобільних обчислень Інтернету речей. При використанні периферійних обчислень дані обробляються самим пристроєм, локальним комп'ютером чи сервером, а не передаються в центр обробки даних.

Межні обчислювальні системи забезпечують прискорення потоків даних, включаючи обробку даних в реальному часі без затримки. Вони дозволяють інтелектуальним програмам і пристроям реагувати на дані практично відразу ж після їх створення, виключаючи будь-які затримки. Це критично важливо для розвитку таких технологій, як автомобілі з автопілотом, а також забезпечує важливі переваги для організацій.

Межні обчислення забезпечують ефективну обробку великих обсягів даних поруч з джерелом, знижуючи завантаження інтернет-каналів. З одного боку, це дозволяє скоротити витрати, а з іншого - ефективно використовувати програми віддалено. Крім того, здатність обробляти дані без їх приміщення в загальнодоступне хмара забезпечує додатковий рівень захисту конфіденційних даних.

В свою чергу туманні обчислення завжди використовують межові обчислення, але не навпаки. Foging - це архітектура системного рівня, що надає інструменти для розповсюдження, організації, керування та забезпечення ресурсів і послуг у мережах і між пристроями, які знаходяться на периферії.

Архітектури межних обчислень розміщують сервери, програми або невеликі хмари на периферії. Туманне обчислення має ієрархічну і плоску

архітектуру з декількома шарами, що утворюють мережу, в той час як межове обчислення покладається на окремі вузли, які не утворюють мережу.

Туманне обчислення має широкі можливості однорангового взаємозв'язку між вузлами, де кожна межа виконує свої вузли в силосах (фрагментах мережі ізольованих одне від одного), що вимагає перенесення даних через хмару для однорангового трафіку. Також варто відмітити що туманні обчислення включають використання хмарних сервісів, тоді як межові обчислення виключають їх використання взагалі.

## 2.2 Основні архітектурні відмінності Fog від Cloud

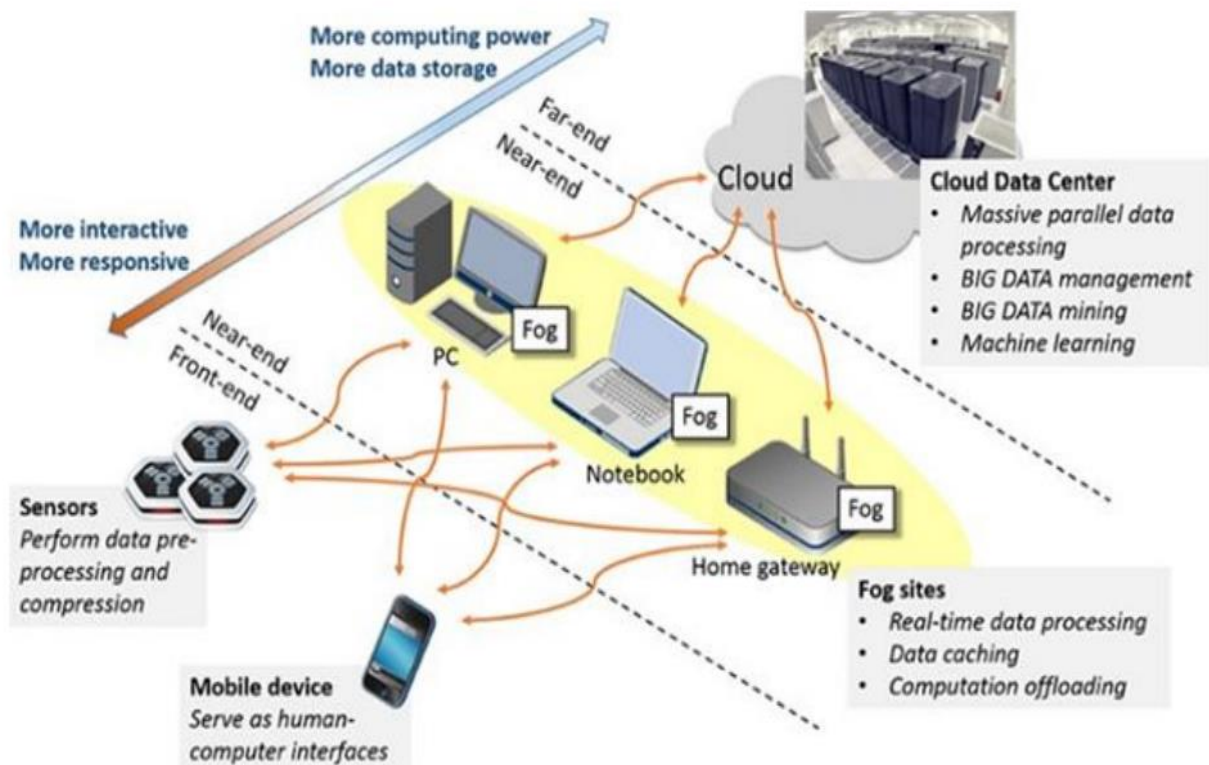


Рисунок 2.2 – Архітектура мережі Fog Computing [1]

Основна відмінність туманних обчислень від хмарних обчислень полягає в тому, що хмара є централізованою системою, тоді як туман, по суті, є розподіленою децентралізованою інфраструктурою.

Вузли туману:

- отримувати відклик з пристроїв IoT за допомогою будь-якого протоколу в режимі реального часу;
- запускати IoT -додатки для контролю та аналізу в реальному часі, причому час відклику сягає мілісекунд;
- забезпечують тимчасове зберігання даних, зазвичай 1-2 години;
- надсилати у хмару періодичні зведення даних.

Хмарна платформа:

- отримує та агрегує зведення даних з багатьох вузлів туману;
- виконує аналіз IoT-даних та даних з інших джерел для отримання ділової інформації;
- може надсилати нові правила застосування до вузлів туману на основі цих даних.

Основні архітектурні відмінності Fog від Cloud полягають у:

- забезпечення якості послуг (QoS, Quality of Service), що вимагає динамічної адаптації додатків до стану мережі;
- відстеження місця розташування (Location Awareness) для того, щоб підтримувати стабільність роботи програми в умовах мобільності терміналу;
- відстеження контекстної інформації (Context Awareness), тобто здатність виявляти наявність доступних ресурсів поблизу, щоб задіяти їх в роботі додатка, з можливістю горизонтального взаємодії.

В архітектурі Fog мережеві вузли (Fog Sites), розташовані ближче до хмарних дата-центрів, та мають більшу обчислювальну потужність з більшим обсягом даних в системах зберігання. Мережеві вузли, розташовані ближче до сенсорів інтернету речей і мобільних пристроїв, мають більшу інтерактивність і швидший відгук. Відмінною особливістю Fog є те, що в якості мережевого вузла можуть виступати пристрої користувача, такі як персональні комп'ютери, домашні шлюзи, телеприставки і мобільні пристрої. Щоб пристрій користувача міг працювати як вузол мережі Fog, користувач повинен дати оператору зв'язку відповідний дозвіл на використання

обчислювальної потужності свого гаджета в фоновому режимі, в обмін на різні пільги з боку оператора.

Розробники портують або записують програми IoT для вузлів на межі мережі. Туманні вузли, найближчі до краю мережі, приймають дані з пристроїв IoT. Потім – і це є надзвичайно важливим – туманні IoT додатки направляють різні типи даних до оптимального місця їх аналізу.

У більшості випадків чутливі до часу дані аналізуються на вузлі туману, найближчому до джерел генерації даних.

Централізований кластер(вузол) агрегації використовується для аналізу даних, які можуть чекати секунди або хвилини, після чого виконується дія.

Для аналізу та зберігання даних у хмару надсилаються дані найменш чутливі до часу. Прикладом тут може бути кожен з туманних вузлів, що відправляють періодичні зведення даних до хмари для їх аналізу.

### 2.3 Термінальні блоки

У РМ наступного покоління термінальні пристрої включають різні пристрої IoT і РЕР (такі як фотоелектричні (PV), вітряні турбіни (WT), накопичувачі тощо), які можуть установлювати клієнти або споживачі. На рисунку 2.2 показано структуру з'єднання та зв'язку в РМ, де система бази даних використовується для зберігання даних від інтелектуального лічильника та пристроїв IoT, а шари туману, пов'язані з системами баз даних, можуть виконувати певну обчислювальну функцію для підготовки вхідних даних для служби верхнього рівня.

Зв'язок між шлюзом локальної мережі та пристроєм може здійснюватися через дротовий або бездротовий режими, наприклад IEEE 802.11 (WLAN), IEEE 802.15 (WPAN), IEEE802.15.4 (Zigbee) тощо. Крім того, шлюз може збирати інформацію як від пристроїв IoT, так і від утиліт (таких як DSO, market тощо). Потім можна керувати вказаною поведінкою

(наприклад, керування навантаженням, реагування на попит тощо) за допомогою протоколу зв'язку Open ADR між терміналом од. і РМ [3, 29].

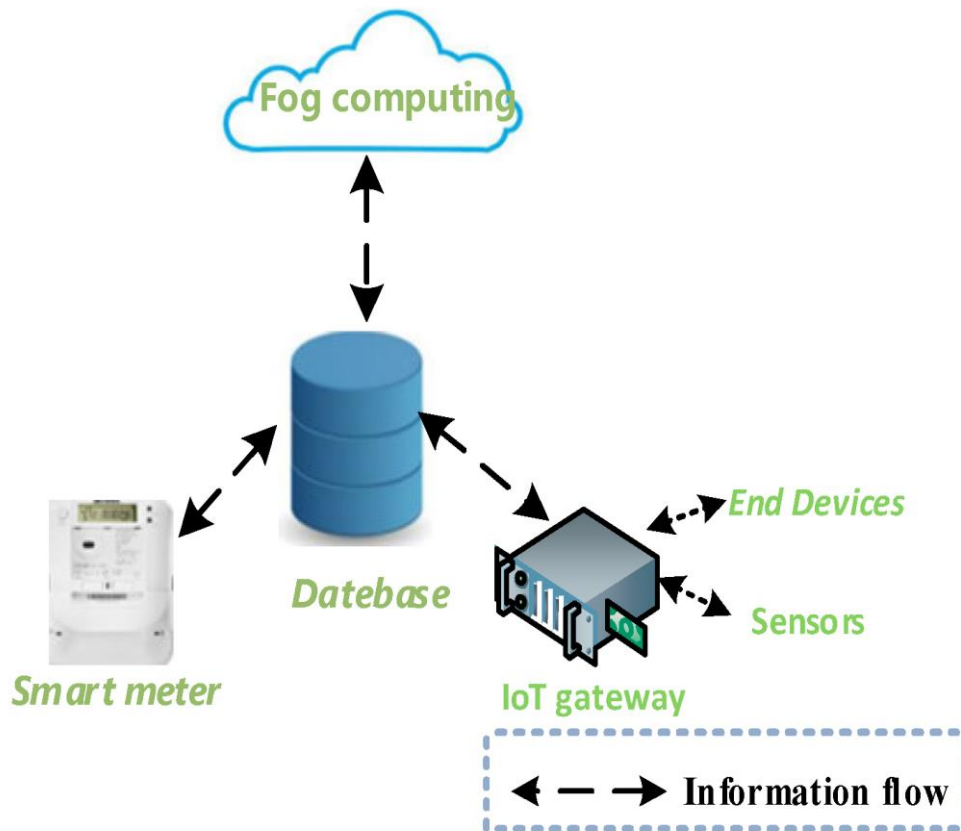


Рисунок 2.2 – Схема підключення та зв'язку пристроїв Інтернету речей (IoT)

#### 2.4 Операція шарів туману

Відповідальність туманних обчислень полягає в обробці запитів від користувачів і операторів РМ, що може бути реалізовано шляхом розгортання ЦП і баз даних на визначених вузлах РМ. Туманні обчислення можуть допомогти зменшити навантаження на хмарну обробку даних і зменшити затримку шляхом зберігання та керування інформацією терміналу. Як показано на рисунку 2.2, обчислювальні вузли туману можуть спілкуватися зі шлюзом і інтелектуальним лічильником основного користувача.

Крім того, модулі штучного інтелекту, розміщені в шарах туману, можуть фіксувати споживання електроенергії клієнтами за різних умов. Як свого роду інструмент ШІ, штучні нейронні мережі (ШНМ) добре показали себе в розпізнаванні образів і машинному навчанні зі збільшенням обсягу даних.

Штучні нейронні мережі, показані на рисунку 2.3, можуть бути використані для регресійного аналізу шляхом навчання та навчання для вибіркового даних [30]. У загальній штучній нейронній мережі є вхідні рівні, прихований шар і рівень регресії. Беручи за приклад регресійний аналіз споживання електроенергії користувачем, вхідні дані (тобто атрибут дати, атрибут ціни електроенергії, дані про погоду тощо) є факторами, які можуть вплинути на поведінку споживання, а вихідні дані – це кількість спожитої енергії.

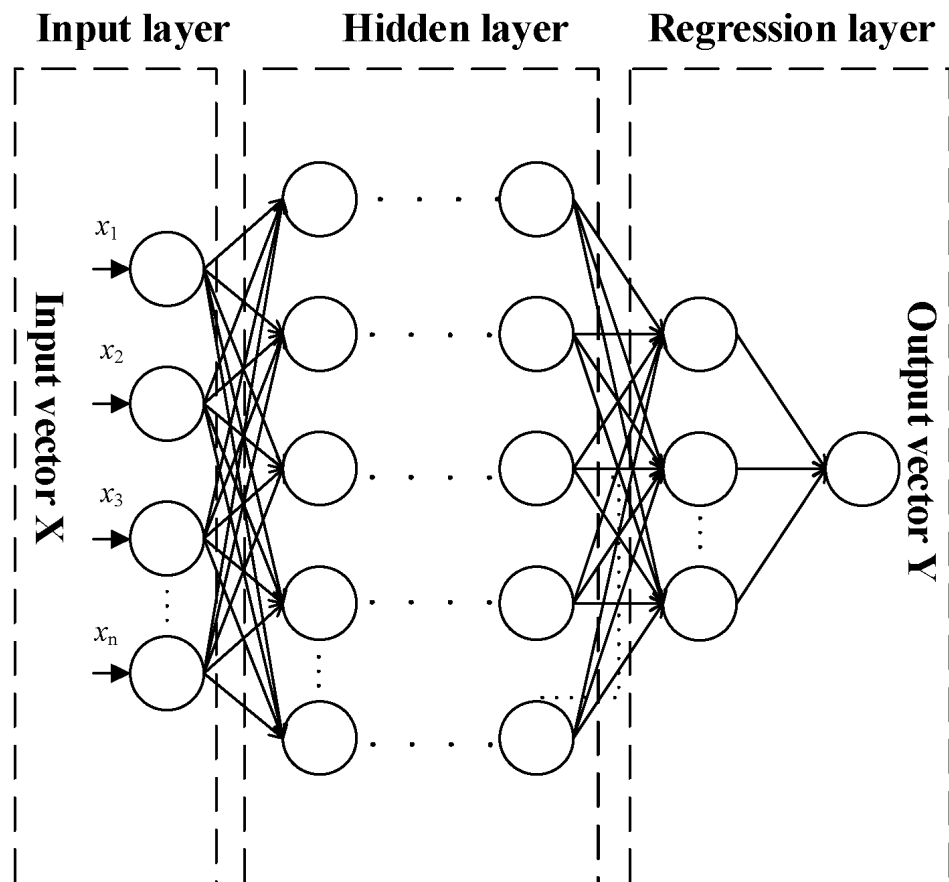


Рисунок 2.3 – Діаграма нейронних мереж (НМ), розгорнутих у шарах туману

Споживча поведінка споживачів і споживачів може бути передбачена на основі регресійного аналізу ШНМ. Таким чином, рівні обчислення туману можуть надавати адекватну інформацію про керування навантаженням для операторів систем розподілу. Крім того, вихідні дані від ВДЕ для споживачів також можуть бути використані для регресійного аналізу з навчанням і тренуванням. Штучні нейронні мережі у шарах туману, де інформація про вхідні дані включає географічну інформацію, дані про погоду (наприклад, швидкість вітру, освітленість тощо), розподілені тип потужності та ін.

## 2.5 Операція Cloud Layer

На основі інформації, зібраної з шарів туману, хмарний рівень відповідає за управління енергією всієї РМ і прийняття рішень, що включає оптимальне планування, розрахунок стабільності та участь у ринкових транзакціях. Зв'язок з туманом і командною інформацією може здійснюватися через глобальну мережу, наприклад, Інтернет. Алгоритм ШН, розгорнутий у хмарі, допоможе прийняти оптимальне рішення.

Ця робота вирішує проблему глобальної оптимізації, створену хмарою, за допомогою ГА, яка може вирішувати великомасштабні дискретні та нелінійні проблеми з хорошою стійкістю. ГА моделює мутацію, обмін і природний відбір біологічного розмноження (виживання найпристосованішого), кодуєчи можливі рішення проблеми у вектор, причому кожен елемент вектора називається геном, і використовує цільову функцію для оцінки кожного в групі. Відповідно до ступеня пристосованості особини відбираються, обмінюються, мутуються та використовуються інші операції ГА для отримання нових поколінь, як показано на рисунку 2.4 .

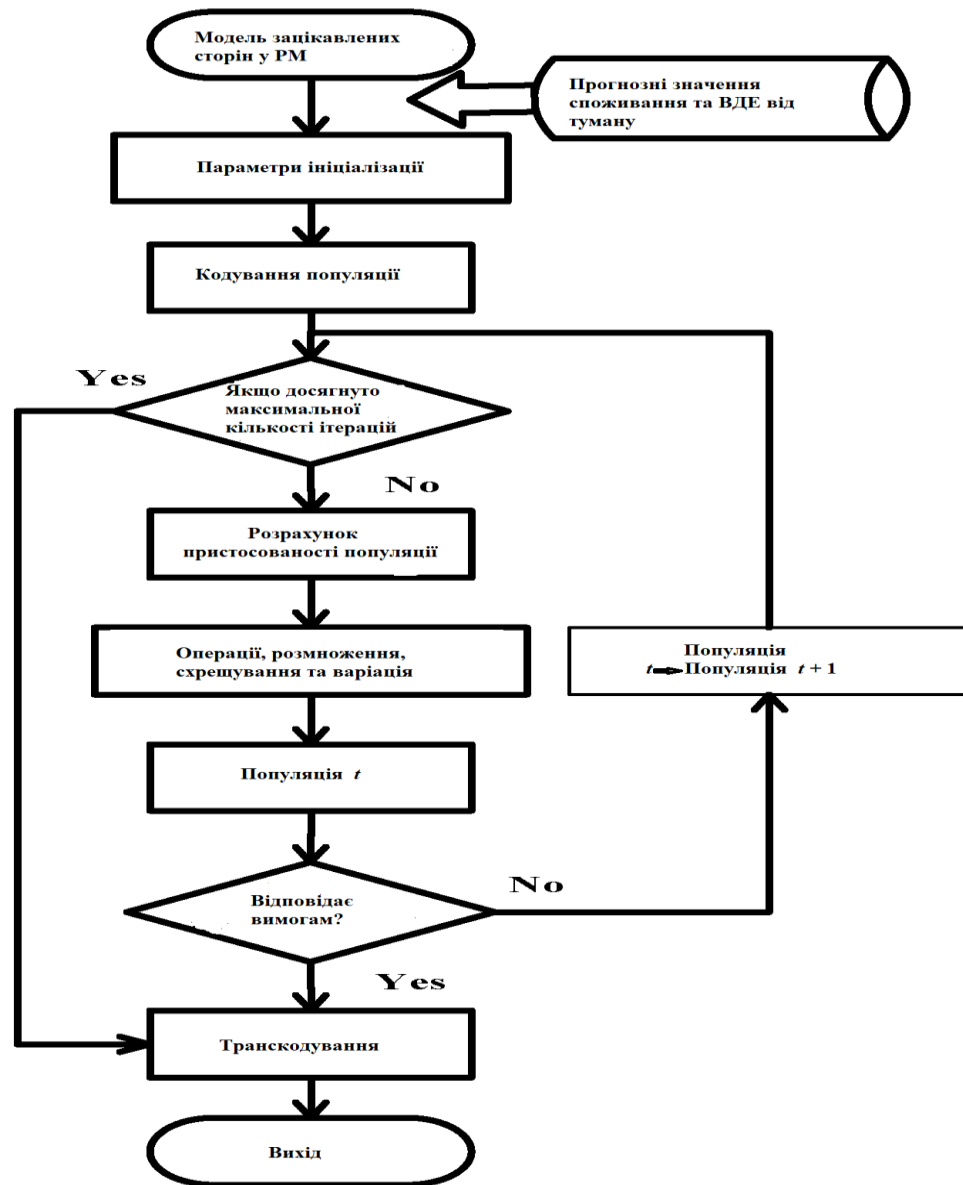


Рисунок 2.4 – Діаграма оптимізації прийняття рішень за допомогою генетичного алгоритму (ГА)

## 2.6 Приклади застосування Fog Computing

Автономні системи управління транспортом (ADS, Autonomous Driving System). ADS використовують різні багаторежимні сенсори, технології комп'ютерного зору і аналізу зображень, супутникове та мережеве позиціонування на картах і Інтелектуальне аналітику, на базі яких ADS допомагає керувати водію або управляє самостійно рухається транспортним

засобом. У таких додатках потрібна висока швидкодія, тому Fog-вузол з елементами штучного інтелекту необхідно розміщувати безпосередньо в транспортному засобі.

Fog-системи в електроній охороні здоров'я (eHealth). Fog-системи в медицині застосовуються в тих випадках, коли необхідно провести оперативний аналіз отриманих даних з датчиків носимих пацієнтом і вжити негайних дій відповідно до плану лікування.

Наприклад подекуди, Fog-технології вже застосовуються для контролю стану хворих на діабет і автоматичного введення ін'єкцій. Сенсор на тілі пацієнта визначає критичне значення вмісту цукру в крові, і через Fog-мережу видає сигнал на виконання ін'єкції за допомогою мікрошприца, також розташованого на тілі пацієнта. Таким чином, пацієнт позбавляється від необхідності постійно робити виміри і ін'єкції самому.

Fog-проекти хмарних провайдерів. У 2016 році три найбільших провайдера хмарних платформ – Amazon, Google і Microsoft – почали кілька проектів використання Fog Computing в своїх екосистемах IoT, в яких застосовується т.зв. «Безсерверна архітектура» (serverless architecture).

Безсерверна архітектура дозволяє виконувати вихідний код тисяч і мільйонів користувачів (зокрема, fog-пристроїв) всередині обчислювального середовища, не піклуючись про масштабування ресурсів.

Компанія Microsoft анонсувала підтримку функцій Azure (Azure Functions) всередині платформи розробки SDK (Software Development Kit).

Функції Azure спочатку були введені в сімейства хмарних продуктів з безсерверної архітектурою (Serverless Architecture), розроблених в Microsoft.

Компанія Amazon розробила платформу Greengrass з підтримкою т.зв. Lambda-функцій (безсерверної архітектури) в пристроях IoT при взаємодії з хмарної платформою AWS. Greengrass – це контейнер виконання програмного модуля, який може бути запущений безпосередньо на Fog-пристрої, а не на сервері в дата-центрі. Пристрої з Greengrass можуть обмінюватися інформацією між собою незалежно від наявності зовнішнього

інтернету, тобто горизонтально між Fog-пристроями за допомогою різних радіо-протоколів інтернету речей.

Google представив платформу для інтернету речей Android Things з підтримкою мікрокомп'ютерів Intel Edison і Joule 570x, NXP Pico і.MX6UL і Argon і.MX6UL, а також Raspberry Pi 3. Fog-додатки розробляються на платформі Android Studio для будь-якого з цих пристроїв. Android Things також забезпечує інтеграцію з Google Play і всієї екосистемою Android, на якій зараз працюють 90% смартфонів у світі. Таким чином, система Android Things дає можливість будь-якому Android-смартфону або планшету працювати в якості Fog-вузла.

### 3 МОДЕЛЮВАННЯ РІЗНИХ ЗАЦІКАВЛЕНИХ СТОРІН У МЕРЕЖІ РОЗПОДІЛУ

#### 3.1 Корисна модель клієнтів

Звички та переваги споживачів у споживанні електроенергії, як правило, не залежать один від одного. За допомогою Інтернету речей, інтелектуальних лічильників і технологій великих даних можна визначити звички кожного користувача в електроенергії. Поведінку споживачів щодо електроенергії можна проаналізувати шляхом збору таких даних, як температура, ціна електроенергії, час електроенергії, потужність тощо. У цій роботі використовується функціональна концепція мікроекономіки для побудови моделі корисності побутових споживачів. Лінія живлення користувача моделюється шляхом вибору різних службових функцій  $U(x_i^t, \omega_i^t)$ . Для кожного клієнта функція представляє задоволеність користувача корисністю. У цій роботі ми посилаємося на [31], щоб визначити  $U(x_i^t, \omega_i^t)$ , як квадратична функція зі спадною граничною корисністю:

$$U(x_i^t, \omega_i^t) = \begin{cases} \omega_i^t x_i^t - \frac{\alpha_0}{2} (x_i^t)^2 & \text{if } 0 \leq x_i^t \leq \frac{\omega_i^t}{\alpha_0} \\ \frac{(\omega_i^t)^2}{2\alpha_0} & \text{if } x_i^t \geq \frac{\omega_i^t}{\alpha_0} \end{cases},$$

де  $x_i^t$  представляє кількість споживання енергії клієнтом у часовий інтервал  $t$  і параметр  $\omega_i^t$  характеризує поведінку споживання електроенергії користувачем у часовий інтервал  $t$ , параметр  $\alpha_0$ , який було встановлено заздалегідь, представляє єдині умови.

На рисунку 3.1 показано зміни корисності для різних споживачів зі зміною споживання енергії, і це показує, що граничні корисності всіх рівнів

задоволеності зменшуються на різних ступенях. Гранична корисність  $\omega = 0,5$  береться як приклад, щоб проілюструвати ефект зменшення.

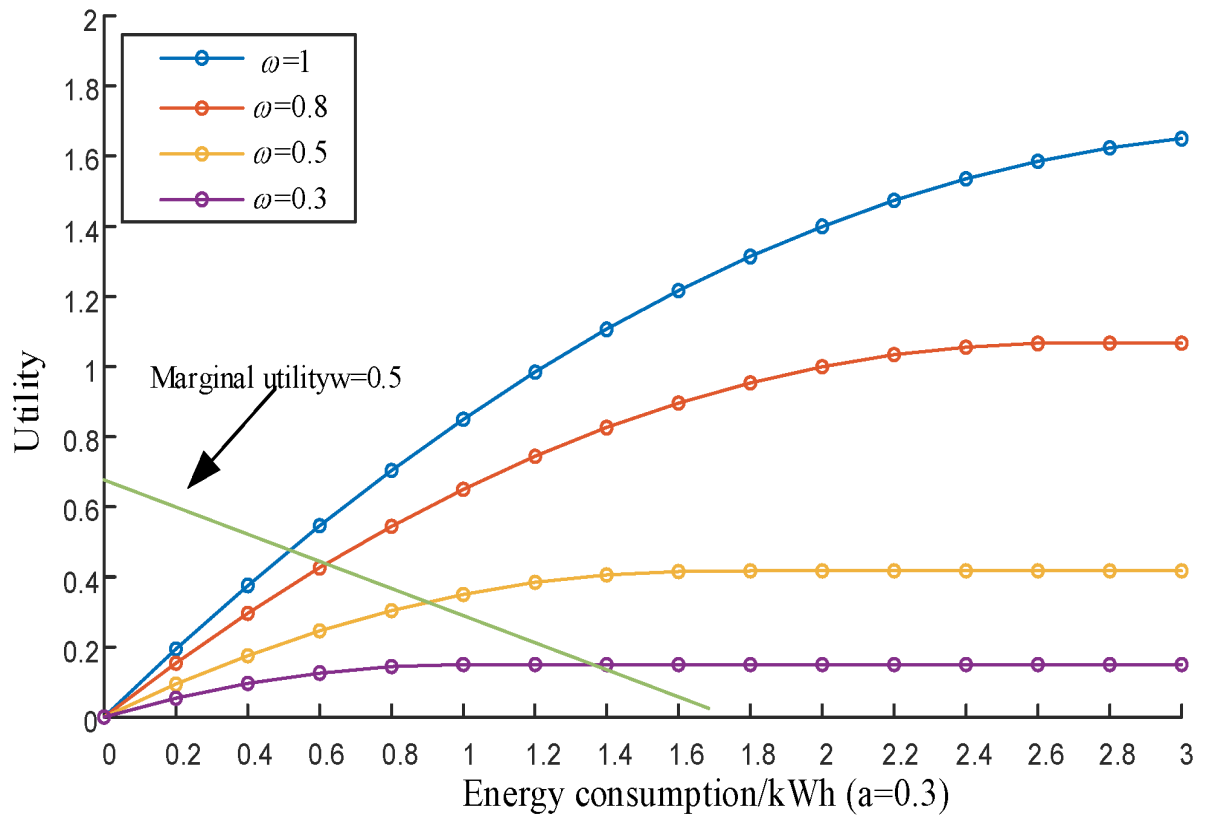


Рисунок 3.1 – Функція корисності використання енергії споживачами

Підсумовуючи, загальний дохід клієнта складається з двох частин; комунальні послуги, які отримує споживач, і вартість придбання електроенергії. Таким чином, комплексну корисність споживача і в інтервалі часу  $t$  можна записати так:

$$R_{cumstomers,i} = \sum_t^T [U(x_i^t, \omega_i) - P_{retailer}^t x_i^t]$$

де  $P_{retailer}^t$  – поточна роздрібна ціна закупівлі електроенергії споживачів,  $x_i^t$  – кількість споживання енергії клієнтом і в часовий інтервал  $t$ .

### 3.2 Модель Prosumers

У цій роботі споживачі розглядаються як підключені до мережі та допускають двосторонній потік електроенергії, тобто споживачі можуть оптимізувати потік електроенергії через свою власну систему управління енергією на основі внутрішніх умов і зовнішніх сигналів (таких як ціна, реакція попиту тощо). Як правило, тарифна ціна ВДЕ в мережу є відносно фіксованою, але закупівельна ціна базується на роздрібній ціні всього РМ, такий як ціна електроенергії в реальному часі та ціна часу використання (TOU).

Економічна модель для споживачів встановлюється на основі вартості кожної частини та доходу від тарифів ВДЕ до мережі. Підмоделі такі:

#### 1) Вартість зберігання.

EMS відповідає за встановлення стратегії роботи сховища. Виходячи з концепції управління життєвим циклом, вартість акумуляторів можна перетворити на щоденні інвестиційні витрати та середні витрати на технічне обслуговування [ 32 ]:

$$CS_j = 24 \frac{\alpha_1 C_{cap}}{T_a} + \beta_1$$

де  $C_{cap}$  – сторкапітальна вартість системи зберігання (тобто вартість батареї та конвертера),  $\alpha_1$  – коефіцієнт відновлення капіталу зберігання,  $\beta_1$  – це середня вартість обслуговування.  $T_a$  це термін служби батареї.

#### 2) Вартість ВДЕ.

ВДЕ споживачів в основному включають PV та WT. Модель витрат може бути встановлена на основі вартості потужності ПЕС для мережі  $r_{kj}$ . Вартість складається з двох частин: одна – вартість втрати енергії з точки зору життєвого циклу, яка подібна до вартості зберігання; інший – вартість обслуговування. Таким чином, вартість ВДЕ може бути виражена як:

$$CR_j = \sum_t^T [\alpha_2 (r_j^t)^2 + \beta_2 r_j^t]$$

де  $r_j^t$  – потужність, що надходить від ВДЕ до мережі,  $\alpha_2$  – постійний коефіцієнт вартості ВДЕ, а  $\beta_2$  являє собою середню вартість обслуговування ВДЕ.

### 3) Корисність споживання

Споживання споживачів таке ж, як і звичайних клієнтів, тому цю модель можна записати як корисну модель, згадану в розділі 3.1 :

$$L_j = \sum_t^T [U(x_j^t, \omega_j) - P_{retailer}^t x_j^t]$$

де  $P_{retailer}^t$  – поточна роздрібна ціна закупівлі електроенергії споживачами, а також  $x_j^t$  кількість енергії, спожитої просумером  $j$  у часовий проміжок  $t$ .

### 4) Дохід від тарифів від ВДЕ до мережі.

Передбачається, що місцеві тарифи ВДЕ в мережу є фіксованим значенням, тому дохід можна розрахувати як:

$$H_{renewable,j} = \sum_t^T [P_{tariff} \times E_{renewable,j}^t]$$

де  $P_{tariff}$  – місцевий тариф ВДЕ до поясу,  $E_{renewable}$ , являє собою кількість енергії, що надходить до мережі в часовий проміжок  $t$ , яка залежить від загальної енергії споживача. тобто,  $E_{renewable}$  має бути меншим за суму енергії на інтервалі  $t - 1$  та вихідної потужності ВДЕ на інтервалі  $t$ :

$$0 \leq E_{renewable,j}^t \leq B_{initial} + r_j^t + \sum_{t=1}^T (r_j^{t-1} - E_{renewable,j}^{t-1})$$

де  $B_{initial}$  – початкова енергія в накопичувачі,  $r_j^t$  вихідна потужність ВДЕ на інтервалі  $t$ .

Підводячи підсумок, дохід споживача на інтервалі  $t$  є сумою наведеного вище:

$$R_{prosumer,i} = H_{renewable,j} + L_j - CS_j - CR_j$$

### 3.3 Модель оператора системи розподілу (ОСР)

ОСР відповідає за закупівлю електроенергії на оптовому ринку та у споживачів, а потім надає її споживачам за роздрібними цінами. Економічна модель така:

#### 1) Вартість енергії.

DSO несе відповідальність за постачання електричної енергії споживачам, купуючи енергію як на оптовому ринку, так і у споживачів. Виходячи з законів економіки та типу клієнта, ціна з оптового ринку залежить від кількості та часу. Вартість закупівлі на оптовому ринку виражається як (9), DSO купує енергію у споживачів за фіксованою ціною (наприклад, ціна місцевого тарифу), а вартість виражається як (10):

$$C_{wholesale} = P_{wholesale} \times E_{wholesale}$$

$$C_{renewable} = P_{tariff} \times \sum_t E_{renewable}^t$$

де  $P_{wholesale}$  – закупівельна ціна з оптового ринку. Обсяг електроенергії, закупленої на оптовому ринку  $E_{wholesale}$  оптоммає задовольнити загальний попит споживачів у РМ:

$$E_{wholesale} = \sum_{i=1}^N (x_i^t + x_j^t) - \sum_{j=1}^J E_{renewable,j}^t,$$

де  $\sum_t T E_{renewable}$  повинна бути меншою за загальну потужність просьюмера на інтервалі часу  $t$  :

$$\sum_t E_{renewable}^t \leq \sum_t \sum_j E_{renewable,j}^t.$$

## 2) Вуглецевий дохід.

Київський протокол передбачає, що скорочення викидів парникових газів можуть продаватися як нематеріальні товари [33]. Зв'язок між збільшенням викидів вуглецю та виробництвом відновлюваної енергії за певний період можна виразити так:

$$H_c = a \sum_t E_{renewable}^t{}^2 + b \sum_t E_{renewable}^t.$$

## 3) Дохід від роздрібної торгівлі електроенергією.

ОСР продає споживачу електроенергію за роздрібною ціною, дохід становить:

$$R_{retail} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K \sum_t P_{retail}^t (x_i^t + x_j^t).$$

Підсумовуючи, загальні доходи ОСР можна виразити як:

$$R_{DSO} = H_c - C_{renewable} + R_{retail} - C_{wholesale}$$

### 3.4 Цільова функція на хмарному рівні

Ми припускаємо, що в РМ є  $N$  -звичайні клієнти,  $K$  -замовники та один DSO. Максимізація корисності звичайних клієнтів і споживачів вибирається як цільова функція на хмарному рівні, яка виражається як квадратична функція:

$$\text{Maximize } \sum_i^N [U(x_i^t, \omega_i) - P_{retail}^t x_i^t] + \sum_j^K [U(x_j^t, \omega_j) - P_{retail}^t x_j^t]$$

де оптимізована змінна є загальним обсягом споживання клієнтів і споживачів у кожному часовому проміжку на основі роздрібною ціни, оголошеної ОСР. Роздрібна ціна  $P_{retail}^t$  цитується з [31]. Параметри корисності  $\omega_i, \omega_j$  можна зафіксувати через НМ у шарі туману. Функцію хмарного рівня можна розглядати гнучко, і нижче наведено приклад максимізації користі для споживачів і клієнтів. Моделі для інших зацікавлених сторін не використовуються в оптимізації, але використовуються для розрахунку доходу в реальному часі після того, як оптимальне знайдено.

## 4 РЕАЛІЗАЦІЯ ТА РЕЗУЛЬТАТИ

У цьому тесті 55 споживачів (кожен обладнано 20 кВт ВДЕ) і 503 звичайні клієнти розподілені в загальній РМ, де запропонована хмарно-туманна архітектура розгортається для реалізації управління енергією та оптимізації прийняття рішень. Розташування та кількість вузлів туману розгортаються відповідно до кількості згенерованих даних і розташування споживачів і клієнтів. Просумери зазвичай підключаються до шини базового DN через точку загального з'єднання (ТЗЗ) у розподільчій мережі. Серед простих споживачів генератори в основному включають WT та PV. Сховище відноситься до Tesla Powerwall, капітальна вартість сховища становить 5500 доларів 5500\$, а термін служби – 15 років [34].

Оскільки потік управління енергією, регресія та прогнозування ВДЕ та навантажень у споживачів і споживачів спочатку реалізуються в шарах туману, характеристики споживання в реальному часі  $\omega$  можна розрахувати. Крім того, роздрібна ціна РМ і загальна кількість закупівлі енергії на оптовому ринку можуть бути оптимізовані на хмарному рівні.

### 4.1 Операція обчислення туману

У шарах туману використовується багатошарова мережа прямого зв'язку на основі алгоритму Левенберга-Марквардта, щоб контролювати та вивчати споживання електроенергії всіма клієнтами та, зрештою, робити прогноз за допомогою регресійного аналізу. Набір даних цього тесту відноситься до даних про навантаження німецьких будівель BIOND [35]. Параметри NN такі: 1) вхідні дані включають час, тип часу, температуру, вологість, освітленість; 2) вихідна дата є прогнозованим значенням безперервного навантаження клієнтів; 3) навчальний набір становить 70% вхідних даних, набір перевірки – 15% вхідних даних  $t$  і тестовий набір – 15%

даних; 4) ця НМ складається з одного прихованого шару з 10 нейронами; 5) Навчання НМ припиниться, якщо здатність мережі до узагальнення не покращиться. Ефекти регресії показані наступним чином.

Як вище на рисунку 4.1, середня квадратична помилка починає відповідати вимогам на 34 поколіннях через навчання NN і припиняє навчання після 40 ітерацій.

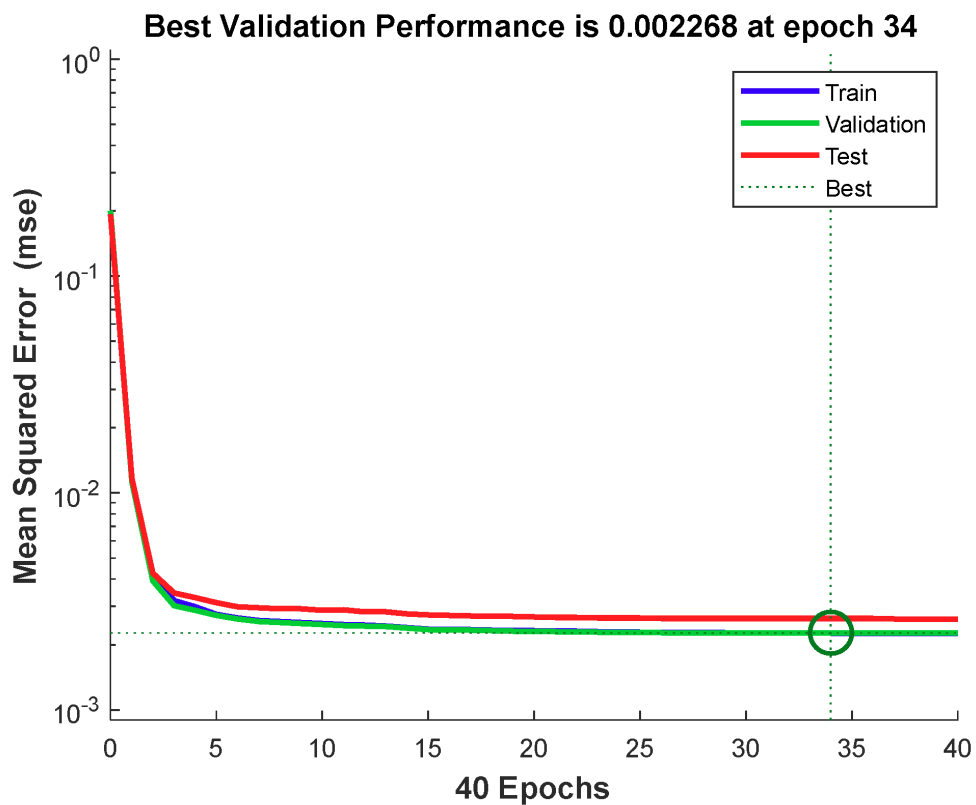


Рисунок 4.1 – Траєкторія узагальнення навчання NN

Загальноприйнято вважати, що ефект регресії хороший, якщо значення перевищує 0,9. R-значення, показане на рисунку 4.2, перевищує 0,92, тому вважається, що ефект регресії хороший після тренування. Функція нормалізованої корисності показана на рисунку 4.3.

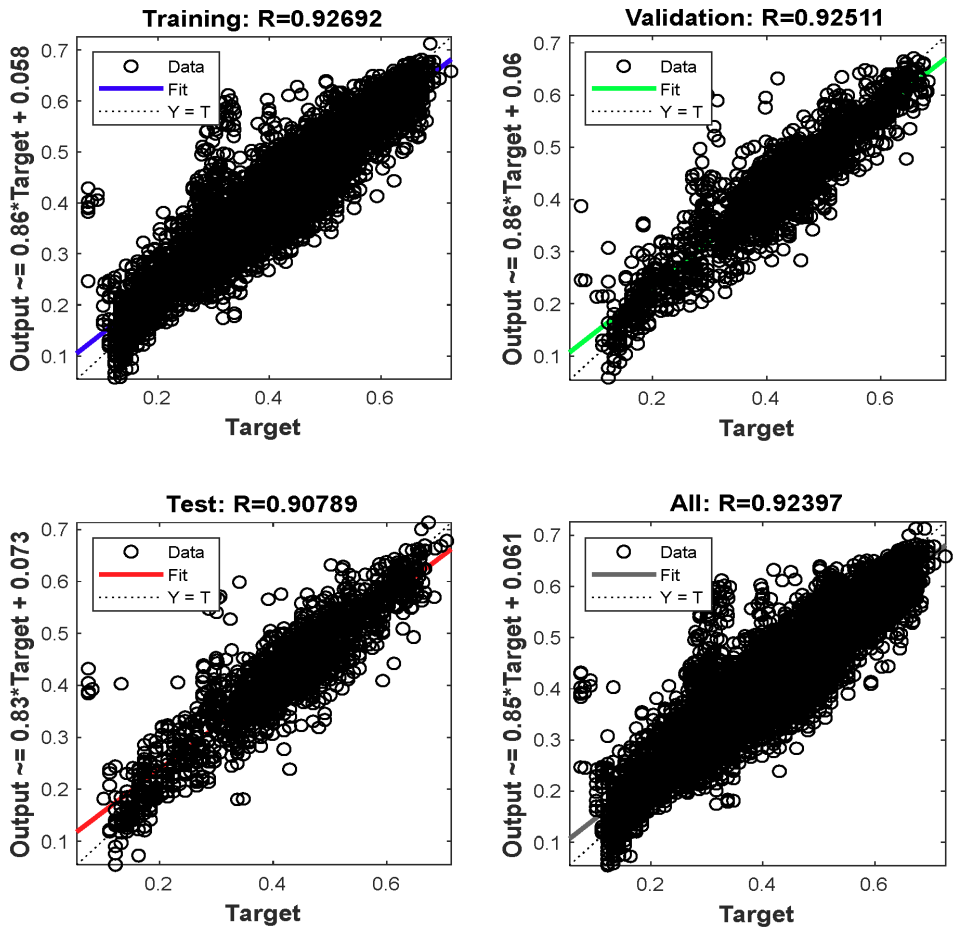


Рисунок 4.2 – Ефект регресії ефекту регресії навчання/тесту/валідації (набір)

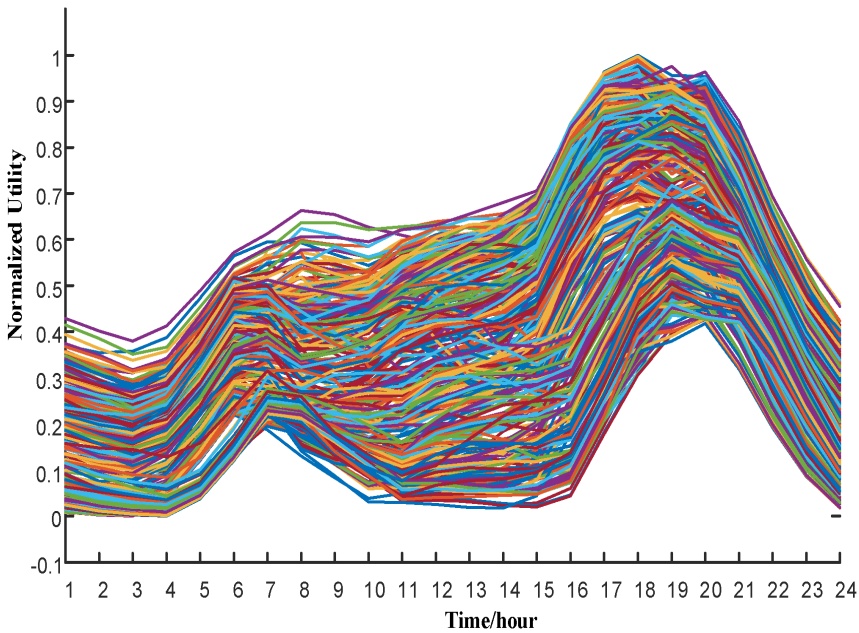


Рисунок 4.3 – Функція корисності клієнтів за один день

Крім того, мережеву мережу, вбудовану в обчислювальні шари туману, також можна використовувати для прогнозування вихідної потужності ВДЕ у споживачів. Процес подібний до прогнозування навантаження за допомогою регресійного аналізу. Хоча вихідну потужність ВДЕ з НМ ми тут не прогнозуємо. У цьому тесті щоденна операція зберігання для арбітражу та прогнозування RES споживачів виходять за межі нашої сфери, оскільки прогнозування RES за допомогою НМ є іншою темою дослідження. Для спрощення тесту безпосередньо посилаються на дані ВДЕ, що подаються в мережу з відкритої енергетичної інформації (OpenEI) [36].

#### 4.2 Операція хмарних обчислень

На основі даних, зібраних із шарів туману, мета максимізації загального суспільного добробуту, згадана в розділі 4.1, реалізується на рівні хмарних обчислень. Детальні параметри різних зацікавлених сторін наведено в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Параметри різних зацікавлених сторін у РМ. РМ розподільна мережа, ОСР: оператор системи розподілу

Звичані клієнти	Просумери	ОСР
$\alpha_0 = 0,3$	$\alpha_1 = 0,95, \beta_1 = 0,$	$a = 0.78, b = 1$
$\omega \in (0, 1]$	$\alpha_2 = 1, \beta_2 = 1,2$	$P_{\text{tariff}} = 25 \text{Cent/kWh}$

Коли оптимізація в реальному часі виконується на хмарному рівні,  $\omega$  у кожному часовому інтервалі береться як  $\bar{\omega}$  (середнє значення) на рисунку 4.4. Інтелектуальний інструмент ГА використовується для глобальної оптимізації цілей прийняття рішень на хмарному рівні. Параметри ГА вибираються наступним чином: розмір популяції вибирається 40, максимальна генетична алгебра 30, частота мутацій 0,05 і перехресне успадкування 0,6. Перед обчисленням всього часу (1–24 год) беремо вхідні дані 13 год для перевірки

валідності алгоритму. Траєкторія збіжності алгоритму ГА показана на рисунку 4.4.

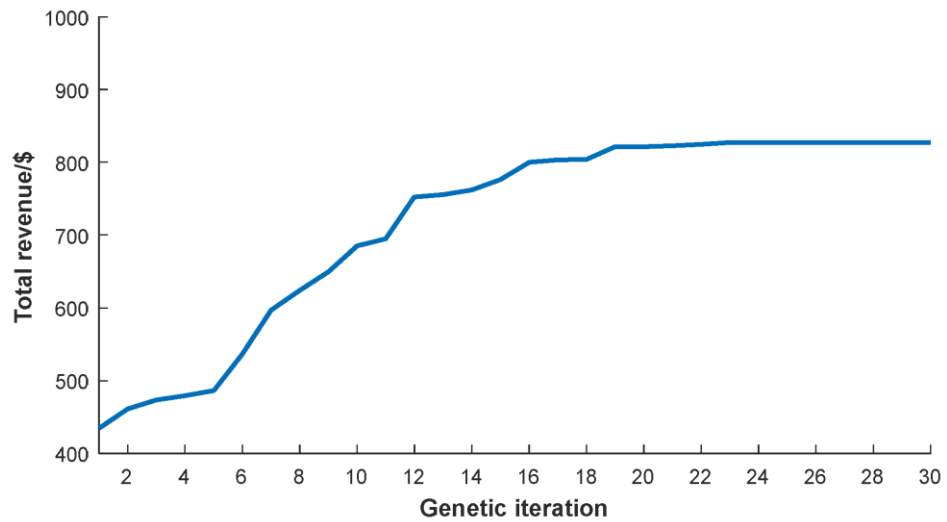


Рисунок 4.4 – Оптимізаційна траса конвергенції генетичного алгоритму

Видно, що результати починають зближуватися в 23-му поколінні. Результат купівельного навантаження в реальному часі показано на рисунку 4.5.

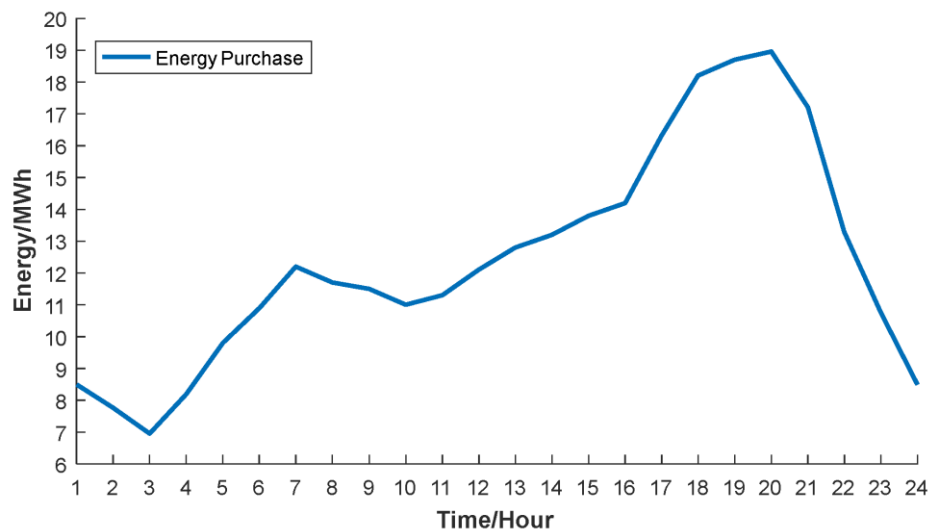


Рисунок 4.5 – Обсяг електроенергії, купленої за 24 години на оптовому ринку

Роздрібна ціна РМ у реальному часі, яка використовується для розрахунку доходів зацікавлених сторін у реальному часі, показана на рисунку 4.6 .



Рисунок 4.6 – Роздрібна ціна електроенергії за 24 год

Після впровадження в шарах туману/хмари ОСР може створити стратегію закупівель на оптовому ринку. Оптова ринкова ціна встановлена на рівні 0,353 цента/кВт-год. Нарешті, вартість і дохід кожного стейкхолдера за день (24 години) наведені в таблиці 4.2

Таблиця 4.2 – Аналіз виручки суб'єктів господарювання за день

Вартість звичайних клієнтів ( \$ )	Середній дохід споживачів ( \$ )
$0,29 \times 10^5$	15.9
Дохід DSO ( \$ )	Вуглецевий дохід ( \$ )
$0,56 \times 10^4$	$1,749 \times 10^3$

Наведені вище результати показують, що різна оперативна інформація в РМ може бути організована та керована в режимі реального часу відповідно до запропонованої архітектури управління енергією. Система забезпечує автоматизоване енергоменеджмент і щогодинний процес прийняття рішень для РМ наступного покоління.

## ВИСНОВКИ

Через безперервне проникнення DER та пристроїв IoT у РМ, кількість даних, які генерує система, зростає. З розвитком енергетичного Інтернету, технології великих даних та реформування ринку електроенергії, у цьому документі пропонується концепція ієрархічної архітектури управління енергією «хмара-туман» для управління енергією РМ та прийняття рішень. Детальні моделі для звичайних клієнтів, споживачів і ОСР обговорюються в цій роботі. Крім того, технологія НМ може фіксувати вихід ВДЕ та поведінку використання в шарі туману, а ГА використовується для вирішення питань прийняття рішень у РМ. Ця робота є довідником для розробки системи енергоменеджменту в режимі реального часу для РМ. Крім того, з поглибленням реформи ринку електроенергії нові зацікавлені сторони, такі як компанії з продажу електроенергії, оператори віртуальних електростанцій тощо, відіграватимуть більшу роль у DN наступного покоління, що збагатить модель попиту. Тим часом прогрес у технології ШІ сприятиме тому, що управління мережею стане розумнішим та ефективнішим. Таким чином, оптимальне прийняття рішень та інтелектуальне керування енергією за участю різноманітних зацікавлених сторін і вдосконалений штучний інтелект у DN наступного покоління є нашим майбутнім напрямком досліджень.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Meng, L.; Sanseverino, E.R.; Luna, A.; Dragicevic, T.; Vasquez, J.C.; Guerrero, J.M. Microgrid supervisory controllers and energy management systems: A literature review. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2016, 60, 1263–1273. Lee, I.; Lee, K. The Internet of Things (IoT): Applications, investments, and challenges for enterprises. *Bus. Horiz.* 2015, 58, 431–440.
2. Jalali, F.; Vishwanath, A.; de Hoog, J.; Suits, F. Interconnecting Fog computing and microgrids for greening IoT. In *Proceedings of the 2016 IEEE Innovative Smart Grid Technologies—Asia (ISGT-Asia)*, Melbourne, VIC, Australia, 28 November–1 December 2016; pp. 693–698.
3. Корнієнко, Є., Ляшенко, О. і Торба, А. (2023) «Метод керування системою генерації електроенергії з використанням бездротових технологій», *Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості*, (2(24)), с. 80–89. doi: 10.30837/ITSSI.2023.24.080.
4. Reinders, A.; Übermayer, S.; van Sark, W.; Gercek, C.; Schram, W.; Obinna, U.; Lehfuss, F.; van Mierlo, B.; Robledo, C.; van Wijk, A. An Exploration of the Three-Layer Model Including Stakeholders, Markets and Technologies for Assessments of Residential Smart Grids. *Appl. Sci.* 2018, 8, 2363.
5. Lu, T.; Wang, Z.; Ai, Q.; Lee, W. Interactive Model for Energy Management of Clustered Microgrids. *IEEE Trans. Ind. Appl.* 2017, 53, 1739–1750.
6. Zafar, R.; Mahmood, A.; Razzaq, S.; Ali, W.; Naeem, U.; Shehzad, K. Prosumer based energy management and sharing in smart grid. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2018, 82, 1675–1684.
7. Ejaz, W.; Naeem, M.; Shahid, A.; Anpalagan, A.; Jo, M. Efficient Energy Management for the Internet of Things in Smart Cities. *IEEE Commun. Mag.* 2017, 55, 84–91.
8. Golshannavaz, S.; Afsharnia, S.; Aminifar, F. Smart Distribution Grid:

Optimal Day-Ahead Scheduling with Reconfigurable Topology. *IEEE Trans. Smart Grid* 2014, 5, 2402–2411.

9. Liu, T.; Tan, X.; Sun, B.; Wu, Y.; Guan, X.; Tsang, D.H.K. Energy management of cooperative microgrids with P2P energy sharing in distribution networks. In *Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm)*, Miami, FL, USA, 2–5 November 2015; pp. 410–415.

10. Yue, J.; Hu, Z.; Li, C.; Vasquez, J.C.; Guerrero, J.M. Optimization scheduling in intelligent Energy Management System for the DC residential distribution system. In *Proceedings of the 2017 IEEE 2nd Int. Conf. Direct Curr. Microgrids, ICDCM 2017*, Nuremburg, Germany, 27–29 June 2017; pp. 558–563.

11. Yin, C.; Wu, H.; Sechilariu, M.; Locment, F. Power Management Strategy for an Autonomous DC Microgrid. *Appl. Sci.* 2018, 8, 2202.

12. Li, C.; Bosio, F.; Chen, F.; Chaudhary, S.K.; Vasquez, J.; Guerrero, J. Economic Dispatch for Operating Cost Minimization Under Real Time Pricing in Droop Controlled Dc Microgrid. *IEEE J. Emerg. Sel. Top. Power Electron.* 2016, 5, 587–595.

13. Shen, J.; Jiang, C.; Liu, Y.; Qian, J. A Microgrid Energy Management System with Demand Response for Providing Grid Peak Shaving. *Electr. Power Compon. Syst.* 2016, 44, 843–852.

14. Karavas, C.-S.; Kyriakarakos, G.; Arvanitis, K.G.; Papadakis, G. A multi-agent decentralized energy management system based on distributed intelligence for the design and control of autonomous polygeneration microgrids. *Energy Convers. Manag.* 2015, 103, 166–179.

15. Karavas, C.-S.; Arvanitis, K.; Papadakis, G. A Game Theory Approach to Multi-Agent Decentralized Energy Management of Autonomous Polygeneration Microgrids. *Energies* 2017, 10, 1756.

16. Karavas, C.-S.; Arvanitis, K.G.; Kyriakarakos, G.; Piromalis, D.D.; Papadakis, G. A novel autonomous PV powered desalination system based on a DC microgrid concept incorporating short-term energy storage. *Sol. Energy* 2018,

159, 947–961.

17. Chen, C.-R.; Lan, M.-J.; Huang, C.-C.; Hong, Y.-Y.; Low, S.H. Demand Response Optimization for Smart Home Scheduling Using Genetic Algorithm. In Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Manchester, UK, 13–16 October 2013; pp. 1461–1465.

18. Syed, S.A.; Al-Turjman, F.; Alghamdi, S.A. IoT-Based Energy Management System for Wind-Powered Microgrids. *Energies* 2018, 11, 2625.

19. Pandiyan, S.; Pandi, V.R.; Kumar, M.R. Smart Energy Management System for Wind Energy Microgrid Using Internet of Things. *Energies* 2020, 13, 3111.

20. Duraivel, S.D.; Hassan, S.H.; Hannan, M.A. An IoT-Based Energy Management System for Wind Power Systems in Microgrids. *Energies* 2018, 11, 3151.

21. Khan, A.I.; Hannan, M.A.; Hassan, S.H. Smart IoT-Based Wind Energy Management System for Microgrid. *Energies* 2021, 14, 5388. [Google Scholar]

22. Reddy, S.K.; Kumar, S.; Gupta, V.K. IoT-Based Framework for the Management of Wind Farms and Microgrids. *IEEE Access* 2021, 9, 12947–12958.

23. Feng, Y.; Li, J. Intelligent Control of a Wind Microgrid Based on the Internet of Things. *Energies* 2021, 10, 1213.

24. Dhar, S.; Kumar, S.; Kumar, R.; Sharma, R. Real-Time Control and Monitoring of Wind Turbine Microgrids Using IoT Technology. *IEEE Access* 2020, 8, 23430–23441.

25. Liu, Y.; Wu, W.; Chen, Y.; Chen, L.; Wu, W. Optimal Energy Management of a Wind-Photovoltaic-Battery Hybrid Microgrid Using IoT-Based Control. *Energies* 2020, 13, 2095.

26. Zhang, J.; Zhang, X. IoT-Based Energy Management System for Wind Energy Microgrid. *Int. J. Energy Power Eng.* 2019, 8, 36–44.

27. Graditi, G.; di Silvestre, M.L.; Gallea, R.; Sanseverino, E.R. Heuristic-based shiftable loads optimal management in smart micro-grids. *IEEE Trans. Ind. Inform.* 2015, 11, 271–280.

28. Wang, Y.; Zhang, K.; Zheng, C.; Chen, H. An Optimal Energy Management Method for the Multi-Energy System with Various Multi-Energy Applications. *Appl. Sci.* 2018, 8, 2273.

29. Журило, О., Ляшенко, О. і Аветісова, К. (2023) «Огляд рішень з апаратної безпеки кінцевих пристроїв туманних обчислень у інтернеті речей», Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості, (1 (23), с. 57–71. doi: 10.30837/ITSSI.2023.23.057.

30. Wen, S.; Lan, H.; Fu, Q.; Yu, D.C.; Zhang, L. Economic Allocation for Energy Storage System Considering Wind Power Distribution. *IEEE Trans. Power Syst.* 2015, 30, 644–652.

31. Gamarra, C.; Guerrero, J.M.; Montero, E. A knowledge discovery in databases approach for industrial microgrid planning. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2016, 60, 615–630.

32. Chiang, M.; Zhang, T. Fog and IoT: An Overview of Research Opportunities. *IEEE Internet Things J.* 2016, 3, 854–864.

33. Negash, B.; Gia, T.N.; Anzanpour, A.; Azimi, I.; Jiang, M.; Westerlund, T.; Rahmani, A.M.; Liljeberg, P.; Tenhune, H. Leveraging fog computing for healthcare IoT. In *Fog Computing in the Internet of Things*; Springer: Cham, Switzerland, 2017; pp. 145–169.

34. Moghaddam, M.H.Y.; Leon-Garcia, A. A Fog-Based Internet of Energy Architecture for Transactive Energy Management Systems. *IEEE Internet Things J.* 2018, 5, 1055–1069.

35. Lin, Y.-H. Design and Implementation of an IoT-Oriented Energy Management System Based on Non-Intrusive and Self-Organizing Neuro-Fuzzy Classification as an Electrical Energy Audit in Smart Homes. *Appl. Sci.* 2018, 8, 2337.

36. Kim, J.; Byun, J.; Jeong, D.; Choi, M.-I.; Kang, B.; Park, S. An IoT-Based Home Energy Management System over Dynamic Home Area Networks. *Int. J. Disturb. Sens. Netw.* 2015, 2015.

37. Schmidhuber, J. Deep learning in neural networks: An overview. *Neural*

Netw. 2015, 61, 85–117.

38. Samadi, P.; Mohsenian-Rad, A.-H.; Schober, R.; Wong, V.W.S.; Jatskevich, J. Optimal Real-Time Pricing Algorithm Based on Utility Maximization for Smart Grid. In Proceedings of the 2010 First IEEE International Conference on Smart Grid Communications, Gaithersburg, MD, USA, 4–6 October 2010; pp. 415–420.

39. Li, N.; Chen, L.; Low, S.H. Optimal demand response based on utility maximization in power networks. In Proceedings of the 2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting, Detroit, MI, USA, 24–29 July 2011; pp. 1–8.

40. Almer, C.; Winkler, R. Analyzing the effectiveness of international environmental policies: The case of the Kyoto Protocol. *J. Environ. Econ. Manag.* 2017, 82, 125–151.

41. Kriechbaumer, T.; Jacobsen, H.A. BLOND, a building-level office environment dataset of typical electrical appliances. *Sci. Data* 2018, 5, 1–14.

42. Ляшенко О.С., Знайдюк В.Г, Гладченко Ю.Л. Модель управління розподілом електроенергії на базі ієрархічної архітектури CLOUD-FOG/Проблеми інформатизації, одинадцята міжнародна науково-технічна конференція (16 – 17 листопада 2023 року) Том 1: секції 1, 2, 5, 7, С. 44