

Хмельницький національний університет
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 123 – Комп'ютерна інженерія

на тему «Метод та програмно технічний засіб прогнозування споживання енергії у системі «Розумний будинок»»

КвРКІП. 170173.21.01.15 ПЗ

Виконав: студент 2 курсу, група КІ2М-21-1

Керівник доцент кафедри КІС
Науковий ступінь, вчене звання

До захисту допускаю:
Зав. кафедри КІС, д.т.н., проф.

Т.О. Говорущенко
04 05 2023 р.


Підпис

Коротков Ю.В.
Ініціали, прізвище


Підпис

Нічепорук А.О.
Ініціали, прізвище

Хмельницький, 2023

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Освітній рівень МАГІСТР

Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

Спеціальність 123 КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ

Освітня програма ОСВІТНЬО-НАУКОВА ПРОГРАМА «КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ ТА ПРОГРАМУВАННЯ»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри Т.О.Говорущенко

“ 01 ” 09 2022 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Короткову Юрію Володимировичу

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) «Метод та програмно технічний засіб прогнозування споживання енергії у системі «Розумний будинок»»

Керівник проекту (роботи) Нічепорук А.О. к.т.н., доцент

Прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання

Затверджена наказом ректора університету від 09.01.2023 р. № 1

2. Строк подання студентом проекту (роботи) на кафедру 01.05.2023 р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Завдання на дипломне проектування

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) _____





Аналіз відомих методів та засобів прогнозування споживання енергії для забезпечення енергоефективності у системі «Розумний будинок»

Архітектура підсистеми прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок»

Метод прогнозування споживання енергії у системі «Розумний будинок»

Оцінка ефективності методу та архітектура програмно-технічного засобу прогнозування споживання енергії у системі «Розумний будинок»

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи магістра

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Нормоконтроль	Лисенко С.М., професор кафедри КІС		
Антиплагіат	Нічепорук А.О., доцент кафедри КІС		

7. Дата видачі завдання « 06 » 09 2022р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№з/п	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи магістра	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики КвРМ з керівником	05.09.2022	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	05.10.2022	виконано
3	Робота над розділом 1 – аналіз відомих моделей, методів за темою; постановка задачі	05.11.2022	виконано
4	Робота над розділом 2 – розробка моделей для вирішення поставленої задачі	05.12.2022	виконано
5	Робота над тезою доповіді	05.01.2023	виконано
6	Робота над розділом 3 – розробка методів для вирішення поставленої задачі	15.02.2022	виконано
7	Робота над розділом 4 – проектування та розробка ПЗ для вирішення поставленої задачі, експериментальна частина	05.04.2023	виконано
8	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	15.04.2023	виконано
9	Попередній захист ДРМ	18.04.2023	виконано
10	Захист ДРМ на засіданні ЕК	До 05.05.2023	

Студент

Керівник роботи


Підпис

Ю.В. Коротков
Ініціали, прізвище

А.О. Нічепорук
Ініціали, прізвище

РЕФЕРАТ

Тема дипломної роботи: Метод та програмно технічний засіб прогнозування споживання енергії у системі «Розумний будинок».

Автор роботи: Коротков Юрій Володимирович.

Керівник роботи: Нічепорук Андрій Олександрович.

Пояснювальна записка: 102 с., 20 рис., 5 табл., 75 джерел. 2 додатка.

Ключові слова: енергоспоживання, розумний будинок, інтернет речі, енергія, датчики, система керування.

Об'єктом дослідження є процес керування роботою IoT приладів за для зменшення споживання електроенергії у розумному будинку.

Предметом дослідження є моделі, методи та алгоритми оптимізації енергоспоживання в системі «Розумний будинок».

Метою дипломної роботи є підвищення ефективності планування роботи пристроїв у системі «Розумний будинок» із урахування мінімізації критерію енергоспоживання .

Для розв'язання поставлених задач використовувалися аналітичні та математичні методи дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів:

– *знайшов подальшого розвитку* метод прогнозування споживання енергії у системі "Розумний будинок", що заснований на класифікації і виділені даних про енергію із використанням мережі 1D-DCNN, що дозволило здійснити прогнозування споживання енергії розумними пристроями із використанням BLSTM, а також здійснити планування робочого часу приладів в системі Розумного будинку.

– *удосконалено* модель розподілу електроенергії у підсистемі прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок», яка на відміну від відомих враховує пропорційну функцію енергії, що дозволило формалізувати

процес збереження, розподілу, оптимізації використання енергетичних ресурсів у системі «Розумний будинок».

На основі проведених досліджень розроблена архітектура і компоненти програмного забезпечення енергоменеджменту прогнозування споживання енергії для забезпечення енергоефективності у системі «Розумний будинок».

Практична значимість отриманих результатів полягає у скороченні енергозатрат у системі «Розумний будинок», що в свою чергу підвищило енергетичну ефективність, екологічну ефективність та економічну ефективність.

ЗМІСТ

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ	4
ВСТУП.....	5
1 АНАЛІЗ ВІДОМИХ МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕНЕРГІЇ ДЛЯ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ У СИСТЕМІ «РОЗУМНИЙ БУДИНОК»	9
1.1 Процес розвитку автоматизованих систем у Розумному будинку.....	9
1.2 Аналіз відомих методів прогнозування споживання енергії для забезпечення енергоефективності у системі «Розумний будинок».....	12
1.3 Концепція енергозбереження у системі «Розумний будинок». Домашня система енергоменеджменту.....	19
1.4 Постановка задачі дослідження	22
2 АРХІТЕКТУРА ПІДСИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ У СИСТЕМІ ТА ПРОЦЕС ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕНЕРГІЇ У СИСТЕМІ «РОЗУМНИЙ БУДИНОК»	24
2.1 Архітектура підсистеми прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок».....	24
2.2 Підсистемам генерації та споживання електроенергії у системі «Розумний будинок»	26
2.3 Прийняття рішення для підсистеми прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок».....	29
2.4 Структура модуля з'єднання системи та енергетичного навантаження в підсистемі прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок»	34
2.5 Модель розподілу електроенергії у підсистемі прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок»	36
2.6 Алгоритми управління приладами у підсистемі прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок».....	40
2.7 Висновки до розділу 2	42

3 МЕТОД ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕНЕРГІЇ У СИСТЕМІ «РОЗУМНИЙ БУДИНОК»	43
3.1 Основи методу прогнозування споживання енергії у системі «Розумний будинок»	43
3.2 Функціонування методу прогнозування споживання енергії у системі «Розумний будинок».....	46
3.3 Попередня обробка даних	48
3.4 Процес виділення ознак і класифікації.....	51
3.5 Прогнозування навантаження за допомогою LSTM	53
3.6 Прогнозування споживання енергії побутовою технікою у системі «Розумний будинок».....	56
3.7 Висновки до розділу 3	59
4 ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДУ ТА АРХІТЕКТУРА ПРОГРАМНО-ТЕХНІЧНОГО ЗАСОБУ ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕНЕРГІЇ У СИСТЕМІ «РОЗУМНИЙ БУДИНОК»	60
4.1 Набір даних для проведення експериментів	60
4.2 Оцінка енергоефективності.	60
4.3 Архітектура програмно-технічного засобу для прогнозування та оптимізації споживання електроенергії у системі «Розумний будинок»	66
4.4 Висновки до розділу 4	72
ВИСНОВКИ	74
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ	76
ДОДАТОК А Копія наукової публікації.....	84
ДОДАТОК Б Резентація до захисту дипломної роботи	88

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

IoT – internet of things

DCNN - deep convolutional neural network

BLSTM - bidirectional long short-term memory

WoO - web of objects

REST - representational state transfer

AMI - advanced metering infrastructure

ДСЕ - домашня система енергоменеджменту

HEMS - home energy management system

PHEV – це особливий вид навантажень

LSTM - довготривала короткочасна пам'ять

CNN - згорточна нейронна мережа

DBN - глибокі мережі переконань

ANN - artificial neural network (штучна нейронна мережа)

API - application programming interface

ВСТУП

Майбутнє автономних розумних будинків в основному залежить від ефективної обробки та аналізу даних про енергію та навантаження. Останнім часом спостерігається зростання попиту на енергію для розумних будинків і міст. Щороку в житловому секторі споживається надмірна кількість енергії. Величезний пік можна спостерігати в зимовий сезон, оскільки домашні користувачі споживають багато енергії для систем опалення.

Серед цього споживання енергії досить велика кількість енергії витрачається в житловому секторі через неефективну взаємодію людини з електронними приладами розумного дому. Подібним чином брак енергії для обробки та інших відповідних даних призводить до поганої ефективності подолання енергетичної кризи. IoT може відігравати важливу роль у створенні даних для виявлення закономірностей, які можна використовувати для розробки ефективних систем для подолання енергетичної кризи в майбутніх розумних будинках, розумних будівлях тощо. Так само лічильники у розумному будинку відіграють важливу роль у зборі дані про енергію від розумних побутових приладів і можуть бути запитані для використання в майбутньому.

Подібним чином впровадження хмарних і периферійних обчислень полегшує дослідникам обробку даних у режимі реального часу за допомогою потужних алгоритмів машинного навчання, квантових і супер обчислень. Крім того, запровадження мережевої технології 5G полегшує передачу величезних обсягів даних із високою швидкістю та пропускнуою здатністю. Подібним чином розпізнавання шаблонів певного призначення також потребує потужних методів виділення ознак і сегментації. Дослідження в галузі впровадження сенсорних мереж у розумних будинках, розумних містах тощо можуть створити дані, які ведуть до методів розпізнавання людської діяльності (MRD). MRD закладає платформу для дослідників для розробки методів прогнозування, які можуть допомогти у викоріненні надмірного споживання енергії та інших відповідних енергетичних проблем, які існують у середовищі розумного будинку. Крім того,

дані з різних дій, таких як взаємодія користувача розумного дому з приладом у різний час доби тощо, можна зберігати та обробляти в автономному режимі для різних цілей, таких як планування домашньої техніки, сповіщення домашнього користувача якщо енергія розумного дому перевищує ліміт тощо.

Таку обробку даних можна надалі використовувати для забезпечення добробуту людей у різних сферах діяльності, таких як будівництво будівель з ефективним використанням енергії, розумне паркування з електричними зарядними засобами, виявлення витoku газу, тощо.

Метою роботи є підвищення оптимізації споживання електроенергії у “Розумному будинку” за допомогою прогнозування споживання енергії.

Об’єктом дослідження є процес керування роботою IoT приладів за для зменшення споживання електроенергії у розумному будинку .

Предметом дослідження є моделі, методи та алгоритми оптимізації енергоспоживання в системі «Розумний будинок»

Методи дослідження. У роботі було застосовано наступні теорії та засоби:

- аналітичні та математичні методи дослідження;
- теоретико-множинні моделі;
- теорія множин;
- методи оцінки ефективності;
- сучасні програмні засоби проектування та дослідження;
- персональний комп’ютер.

Наукова новизна роботи:

– *знайшов подальшого розвитку* метод прогнозування споживання енергії у системі "Розумний будинок", що заснований на класифікації і виділені даних про енергію із використанням мережі 1D-DCNN, що дозволило здійснити прогнозування споживання енергії розумними пристроями із використанням BLSTM, а також здійснити планування робочого часу приладів в системі Розумного будинку;

– *удосконалено* модель розподілу електроенергії у підсистемі прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок», яка на відміну від

відомих враховує пропорційну функцію енергії, що дозволило формалізувати процес збереження, розподілу, оптимізації використання енергетичних ресурсів у системі «Розумний будинок».

Практична цінність роботи полягає в тому, що запропонований метод прогнозування споживання енергії для забезпечення енергоефективності може бути інтегрований в існуючі системи «Розумний будинок», що дозволить оптимізувати споживання електричної енергії.

Рекомендації з використання результатів роботи. Отримані результати роботи можуть бути використанні при створенні систем розумних будинків та розумних домів що забезпечить вищий комфорт життя.

Важливість роботи і висновки. Робота має важливе значення для розвитку технологій економії електроенергії.

За результатами роботи зроблені наступні висновки:

1. Проаналізовано відомі методи та засоби прогнозування споживання енергії для забезпечення енергоефективності у системі «Розумний будинок» та виокремити їх недоліки.
2. Розроблено архітектуру підсистеми прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок»
3. Розроблено метод прогнозування споживання енергії у системі «Розумний будинок».
4. На основі розробленого програмного забезпечення проведено оцінку ефективності методу та архітектура програмно-технічного засобу прогнозування споживання енергії у системі «Розумний будинок».

Апробація результатів. Наукові та практичні результати роботи доповідались та обговорювались на Всеукраїнській науково-практичній конференції молодих вчених, аспірантів і студентів «Інформаційні технології та інженерія 2023», Чорноморський національний університеті імені Петра Могили, 7–10 лютого 2023 р.

Публікації. За темою роботи опубліковано одну тезу доповіді.

Структура та об'єм дипломної роботи. Дипломна робота складається з вступу, чотирьох розділів, висновку та додатків, її повний зміст 102 сторінки, основний зміст викладено на 83 сторінках, 2-х додатках, містить 20 рисунків, 5 таблиць, включає 75 найменування вітчизняної та зарубіжної літератури.

1 АНАЛІЗ ВІДОМИХ МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕНЕРГІЇ ДЛЯ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ У СИСТЕМІ «РОЗУМНИЙ БУДИНОК»

1.1 Процес розвитку автоматизованих систем у Розумному будинку

В останні кілька десятиліть багато практиків зосередилися на підключенні повсякденних об'єктів, включаючи прилади, датчики та виконавчі механізми, до Інтернету, щоб дозволити користувачам використовувати та контролювати речі в будь-який час і в будь-якому місці. Ця революція винайшла термін IoT та IoE (Internet of Everything), які роблять повсякденні об'єкти розумнішими та здатними виконувати складні завдання. IoT – це глобальна мережа інформації для розумних будинків і розумних міст, що складається з підключених до Інтернету об'єктів, таких як Web of Objects (WoO), речей та інших розумних пристроїв Інтернету. WoOs представляють і підтримують інтелектуальні функції об'єктів реального світу як веб-ресурси, засновані на принципах REST (Representational State Transfer), і до них можна отримати доступ через полегшений інтерфейс прикладного програмування (API). Загальні домашні пристрої повинні спілкуватися один з одним і кінцевими користувачами, щоб ефективно використовувати ресурси розумного домашнього середовища.

Розумний дім або домашня автоматизація – це процес автоматичного керування різними побутовими приладами чи пристроями та їх програмування, щоб замінити кілька взаємодій людини для виконання основних функцій будинку. Підключені датчики та пристрої керуються через підтримувану платформу IoT, забезпечуючи підключення та контроль для них у всьому світі. Такі можливості взаємозв'язку дозволяють пристроям розумного будинку отримувати інформацію в реальному часі з різних місць, підвищуючи безпеку клієнтів. Безпека є ще одним важливим застосуванням системи розумного дому. В останні десятиліття зростання кількості крадіжок зі зломом і подібних порушень безпеки ставить наше життя під загрозу. Інтелектуальні домашні системи також забезпечують інтелектуальний захист для забезпечення безпеки дому та безпеки людського життя шляхом

автоматичного моніторингу розпізнавання активності, виявлення падіння людей похилого віку, виявлення пожежі, виявлення диму, виявлення газу, вторгнення та спостереження за будинком.

Окрім автоматизації та безпеки, система розумного дому також забезпечує управління електроенергією для ефективного та економічного використання в будинках. Системи енергоменеджменту також відіграють важливу роль у споживанні електроенергії в житлових приміщеннях завдяки поточній швидкій оцінці енергоспоживання розумного дому в поєднанні зі зростанням кількості мешканців. Згідно з даними зі сталого розвитку, споживання електроенергії в житлових приміщеннях становить близько 40% і 30% комерційних будівель у всьому світі, і приблизно до 2035 року споживання електроенергії комерційними та житловими будівлями зросте до 53%. Система «Розумний дім» забезпечує ефективний механізм оптимізації енергоспоживання в житлових будинках.

August Smart Lock, HomeSeer, Connectify і Notion, розробили системи розумного дому, які є дорогими та не дозволяють легко інтегрувати датчики, приводи та інші пристрої IoT. Існує багато сфер застосування розумних будинків, таких як домашня автоматизація, домашня безпека та управління домашнім енергоспоживанням. Більшість доступних систем спрямовані на одну область застосування. Вони не пропонують єдиного рішення для управління всіма потребами розумного дому в рамках єдиної системи, і багато пристроїв і систем працюють окремо або незалежно від інших. Швидке зростання технології IoT робить можливим спілкування та співпрацю з розумними об'єктами. Розумні об'єкти та підключення до мережі є важливими компонентами інтелектуальної безпеки, розумного будинку та ефективного управління енергією. У мережі процесори відповідають за керування, моніторинг і зв'язок. Інтелектуальні мережі безпеки використовували хмарні обчислення, які пропонують необмежені ресурси обчислення та зберігання. Однак є деякі проблеми, тісно пов'язані з хмарними обчисленнями. У хмарних обчисленнях надсилання всіх зібраних даних у хмару щоразу є дуже дорогим з точки зору затримки, зберігання, пропускну здатності, споживання енергії тощо.

Традиційний ринок електроенергії не має взаємодії зі споживачами, а форма тарифу на електроенергію є єдиною, що призводить до недостатнього постачання електроенергії в години пік, а також до втрат електроенергії в години низького навантаження. Згодом запроваджується механізм тарифікації в пік і поза пік, який відіграє роль у орієнтуванні споживачів на коригування часу споживання електроенергії [9]. Однак він є менш гнучким і не може відображати реальне співвідношення між споживанням та постачанням електроенергії. Крім того, підсистема прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок» може повністю взаємодіяти з електромережею для отримання точної ціни в реальному часі, співпрацювати з генерацією та прогнозуванням навантаження, здійснювати інтелектуальний розподіл побутової енергії, оптимізувати розподіл побутового навантаження в часовому вимірі, досягати реагування на попит споживача стороні, зменшити тиск на мережу в години пік і підвищити стабільність мережі [10].

Підсистема прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок» - це мінімальна одиниця розумної мережі, яка є новим поколінням інформаційних технологій, таких як Інтернет речей, хмарні обчислення, мобільний Інтернет і великі дані, у поєднанні з домогосподарством як носієм для досягнення низьковуглецевого, здорового, інтелектуального, комфортний та безпечний спосіб життя сім'ї [11, 12]. Завдяки поєднанню технологій розподіленого живлення, таких як побутові фотоелектричні пристрої та накопичувачі енергії, система гнучко керує різними побутовими приладами та реалізує інтелектуальний режим використання електрики та енергії.

Були проведені численні дослідження, щоб описати поведінку побутової електроенергії та створити інтелектуальну модель побутової електроенергії, спрямовану на максимальне відключення пікового навантаження та мінімальну вартість електроенергії [13]. Крім того, деякі дослідження розглядають кореляцію між використанням побутової техніки та оптимізацією поведінки домашньої електроенергії з метою мінімізації рахунків за електроенергію та максимального комфорту [14]. На додаток до різноманітних побутових приладів, є вчені, які

досліджують вплив електромобілів і пристроїв накопичення енергії на оптимізацію розумних будинків, щоб запропонувати метод енергії, який розглядає стратегії керування в режимі реального часу для пристроїв накопичення енергії. [15, 16]. Хоча вищезазначені дослідження узгоджують розгляд управління енергією розумного дому зі стратегіями зарядки та розрядки накопичувачів енергії, є дуже мало досліджень, пов'язаних із раціональними методами розподілу.

Для вирішення цих проблем була представлена концепція туманних і периферійних обчислень. У периферійних обчисленнях такі ресурси, як обчислення, зберігання тощо, стають доступними на межі мережі, поблизу кінцевих пристроїв. Розміщення обчислювальних ресурсів ближче до пристроїв, що генерують дані, зменшує затримку зв'язку. Крім того, аналіз і обробка інтенсивних мережевих даних знаходяться лише в одному кроці від кінцевих пристроїв, що зменшує вимоги до пропускну здатності мережевих каналів до віддалених центрів обробки даних. Нові сервіси можна легко включити в обробку та зберігання даних. Крім того, периферійні обчислення також підтримують мобільність і територіально розподілені програми, які вважаються ключовими характеристиками платформ IoT. У світлі вищезазначених досліджень виявлено, що розумний дім є новою та складною сферою досліджень, де на даному етапі необхідні значні покращення. Не існує такого єдиного інтерфейсного рішення, яке могло б ефективно охоплювати різні аспекти розумного дому, такі як домашня автоматизація, безпека, безпека, споживання енергії за допомогою периферійних обчислень без потреби стороннього програмного забезпечення та послуг.

1.2 Аналіз відомих методів прогнозування споживання енергії для забезпечення енергоефективності у системі «Розумний будинок»

Окрім автоматизації, безпеки та захисту, ще одним важливим аспектом розумного дому є зниження витрат на електроенергію [20]. В цій парадигмі важливою складовою системи «Розумний будинок» є системи домашнього енергоменеджменту. Система домашнього енергоменеджменту (HEM) - це

система, розроблена за допомогою відновлюваних джерел енергії з метою зменшення загального споживання енергії. Цей тип конфігурації зазвичай виконується для того, щоб зменшити рахунок за електроенергію та керувати попитом на пікове навантаження. Дослідження щодо перетворення електромережі на розумну мережу шляхом з'єднанням вже існуючої мережі з відновлюваними джерелами енергії, ще більше зменшує залежність від традиційних енергетичних ресурсів [1]. В останні роки теми досліджень зосереджені на домашньому енергоменеджменті, інтегрованому з накопичувачами та генерацією електроенергії за допомогою сонячних панелів[2-9]. У роботах [2-5] автори розглядають мінімізацію енергетичних витрат як оптимізаційну задачу, що базується на непередбачуваній поведінці виходу. У [6-8] було пояснено програми реагування на попит для пріоритетного перепланування навантаження на основі прогнозу виробництва відновлюваної енергії. У [9] було пояснено залежність від акумулятора та її характеристики та те, як вони можуть бути корисними для управління енергією вдома. У [10, 11] детально обговорюється фотоелектрична інтеграція з домашнім енергоменеджментом. Хоча в літературі [12-14] спостерігається багато дискусій щодо інтеграції накопичувачів енергії та фотоелектричних пристроїв [12-14], все ж є певні проблеми, які потребують вирішення. Наприклад, як батарея може відігравати важливу роль у випадку, якщо енергії від сонячної панелі недостатньо для живлення, і яку користь відновлювані джерела енергії можуть надати у разі пікового навантаження.

Технології «розумного дому» включають, датчики та мережеві можливості для автоматичного перемикавання побутових приладів за допомогою програми на смартфоні, сенсорного екрана або голосу. Інтелектуальні лічильники та інструменти надають користувачам кращі перспективи для ефективного управління та контролю домашньої електроенергії. У роботі [4] автори представили методику управління енергією на основі ZigBee, яка вимірює споживання енергії побутовою технікою (електричними, електронними пристроями). Вони також використовували підхід на основі зв'язку по лінії електропередач для вимірювання генерації енергії. Для розумних будинків від

Anvari розробили багатоцільову змішану цілочисельну модель нелінійного програмування для оптимального використання енергії. Результати показали, що алгоритм не тільки зменшив комунальні рахунки та споживання електроенергії у приватних будинках, але й забезпечив оптимальне планування завдань і зону теплового комфорту для мешканців. Дослідники запропонували ефективний механізм контролю споживання енергії в двох різних кліматичних режимах, таких як Алжир і Штутгарт, міста в Алжирі та Німеччині. Рішення було спрямоване на односімейний будинок, але воно було нерентабельним через вартість реалізації. Автори роботи [60] досліджували проблеми втрати ресурсів у хмарних обчисленнях і мережевому сховищі. Однак нова парадигма хмарних обчислень, яка має обмежені обчислювальні можливості на краю, не може вирішити цю проблему сама по собі.

Щоб вирішити цю проблему, обидві парадигми повинні спільно побудувати підтримувану інфраструктуру IoT для розумних міст. Обчислення Fog стикаються з новими проблемами конфіденційності та безпеки. З точки зору туманного обчислення, Yietal [41] обговорили питання безпеки, включаючи безпеку зберігання даних, безпеку обчислень і безпеку мережі, а також висвітлили деякі інші проблеми щодо конфіденційності даних, конфіденційності користувачів і конфіденційності розташування. Більшість додатків туманного обчислення в IoT збирають дані лише з однорідних пристроїв IoT, але не можуть збирати дані з гібридних пристроїв IoT в одну реальну програму IoT. Автори у [21] представив легку схему агрегації даних із збереженням конфіденційності для хмарних обчислень, щоб покращити використання обчислень у додатках IoT. Полегшене агрегування даних із збереженням конфіденційності може використовувати різні методи конфіденційності, такі як: китайську теорему про залишки, гомоморфне шифрування Пайє та техніку одностороннього хешування. Проведені дослідження [33], у якому підкреслили переваги туманних обчислень над хмарними. Вони покладаються на інформаційно-орієнтовану мережу для контролю та моніторингу середовища розумного будинку та представили еталонну архітектуру як доказ концепції. Граничні обчислення нещодавно привернули велику увагу, коли дані

оброблюються мережею, долаючи проблеми залежності, затримки, безпеки та конфіденційності даних. Доведено, що значно покращується час відгуку та проблеми із затримкою під час роботи кількох побутових приладів.

Згідно з парадигмою IoT, останні досягнення в інформаційно-комунікаційних технологіях, такі як розширена інфраструктура вимірювання, технології інтелектуальних датчиків, двонаправлений зв'язок, розумна побутова техніка, домашня мережа, домашня система зберігання енергії тощо, уможливили надійні два шляхи зв'язку між енергокомпаніями та побутовими споживачами. У зв'язку з цим АМІ здатна не тільки оптимізувати стан використання побутової техніки, але й керувати послугами розподілених енергоресурсів. Внутрішня домашня інфраструктура підключеного дому з точки зору розумної системи управління енергією включає розумні лічильники, систему зв'язку та мережі та підключені пристрої. Таким чином, ДСЕ може отримувати доступ, контролювати, контролювати та оптимізувати продуктивність різних підключених об'єктів, таких як розподілені енергетичні ресурси, електричні транспортні засоби і побутові прилади.

Система Smart Grid - це інтелектуальний цифровий підхід, який дозволяє подолати ці проблеми. Він може задовольнити різні потреби споживача, розуміючи їх за допомогою двостороннього обміну даними в реальному часі. Це дозволяє уникнути централізованої системи, таким чином, його структура розподіленої мережі є дуже гнучкою та має швидку та автоматичну систему відновлення, яка працює через двосторонній обмін даними. Наразі ведуться дослідження розумних мереж виконується в різних галузях промисловості. Технологія Smart Grid також може бути дуже корисною для використання в розумних будинках.

Розумні домашні системи, які використовують інтелектуальну мережу, можуть перевіряти електроенергію, спожиту всіма пристроїв, які використовує користувач, і ці дані збираються на сервері в режимі реального часу. Збираючи докладні дані про використання електроенергії, можна аналізувати моделі споживання електроенергії користувачем. Дослідження проводяться на різних системах, які дозволяють використовувати результати аналізу ефективно

забезпечувати електроенергією. Для побудови розумної електромережі потрібні системи зберігання енергії (ESS), розширена інфраструктура вимірювання (AMI), системи управління енергією, електромобілі та зарядні станції, розподілене електропостачання, нові відновлювані джерела енергії, технологія двосторонньої передачі даних, інтелектуальні системи електропередачі-постачання тощо. Серед них ESS є найважливіша частина мережі IoT. Раніше існуючі залишки електроенергії були просто марно витрачені. Однак ESS допомагає накопичувати велику кількість електроенергії. Це дозволяє використовувати накопичувану енергію, регулювати споживання та постачання відповідно до вимог щодо скорочення втрати енергії. AMI активно вивчається як метод регулювання споживання. AMI встановлює обсяг споживання електроенергії та розрізняє моделі споживання кожним користувачем на основі даних про використання з кожного домогосподарства. Ці дані можна використовувати для забезпечення оптимального електроенергії, і це може знизити витрати на електроенергію та запобігти втратам. Дані передаються до збирача даних AMI через мережу Wi-Fi кожного домогосподарства, і вони збираються разом мережевим радіо TropOS, яке транслюється в кожному регіоні.

Розумний будинок розроблений для управляється дистанційно. Розумний будинок розроблений для енергоефективності з основними функціями, що складаються з освітлення та перемикання режимів за допомогою дистанційного керування. Крім того, недорого мережу можна спроектувати на основі використання шлюзу, що складається з Arduino з Ethernet, технологією ZigBee та пристрою Android, який виконує роль контролера домашнього середовища. Недоліки цієї системи стосуються не всіх технологій безпеки, і таке рішення не є новинкою в розумному будинку. Примітно, що ця система не дозволяє/демонструє використання датчиків у сценаріях домашнього моніторингу (наприклад, моніторинг споживання енергії, рівня води та температури в приміщенні) [14, 15].

Роботи [16,17] представляють технологію ZigBee для управління домашньою автоматизацією, використовуючи персональний комп'ютер як шлюз і сервер через технологію бездротової передачі даних Wi-Fi, яка може отримати доступ до

домашньої підмережі на платформі Android з віддаленим моніторингом. Залежно від відкритого вихідного коду та апаратного забезпечення з іншого сценарію така система має різні недоліки. Деякі сучасні розумні будинки використовують технологію бездротового зв'язку Wi-Fi для взаємодії [18]. Це забезпечує простий спосіб інтеграції системи моніторингу з розумним будинком. Однак таке недороге апаратне забезпечення схеми непросто реалізувати, оскільки воно передбачає ускладнення з деякими пристроями. У той же час система «розумного дому» використовує інтегровані датчики, виконавчі механізми, бездротові мережі та графічний інтерфейс користувача, які мають позитивні, гнучкі, безпечні та економічно ефективні переваги. Сенсорна мережа може перетворити оригінальний дім на розумний дім, запровадивши датчики для освітлення, температури, тиску, вологості, руху, пожежної сигналізації та пилу/повітря тощо [19]. Така система використовує комбінацію мікроконтролерів Raspberry Pi 2 і ESP8266 як обладнання та платформу з відкритим кодом. Однак ця платформа стикається з багатьма проблемами; аспект безпеки та конфіденційності. Подібним чином у роботі [20] описується проста платформа на основі відкритого коду, де автори представляють рішення шляхом інтеграції ESP8266 і MQTT для віддаленого моніторингу в розумному домі. Крім того, автори не застосовували технологію з метою безпеки, і система була запущена на ПК. Це зменшує ризики безпеки системи IoT, і збільшує її вартість.

Платформа «розумний дім» була розроблена та реалізована з використанням ефективної системи обчислення на основі технологій бездротового зв'язку ZigBee та Wi-Fi [21], яка називається ZiWi. Вона використовує відкритий вихідний код для програми. Автор також включив технологію, яка призначена для обладнання для вузла IoT. Іншими цілями було створення недорогої платформи з легкими для зміни налаштувань.

Ще одна система розумного дому була розроблена на основі Raspberry Pi та Node MCU (серверна частина), яка може сповіщати користувача, якщо хтось намагається порушити зону дії системи. Замість технологій ZigBee або Wi-Fi для зв'язку, представленого в цій статті, використовується телеграм-бот. Система не

може використовуватися в середовищі реального часу і має технологію низького рівня безпеки [22].

Технологія бездротового зв'язку також була інтегрована з технологією мікроконтролера, яка є популярною темою в дослідженнях платформи IoT. Завдяки цим технологіям у кількох інтелектуальних пристроїв можуть бути вбудовані можливості зондування, ідентифікації та зв'язку. У [23] автори розробили та впровадили точку доступу IoT, яка має функції координації кількох бездротових передач. Однак для доступу до комп'ютера потрібна високопродуктивна точка доступу, що призводить до високих витрат на обладнання.

Програми Android можуть дистанційно керувати системою розумного освітлення в розумному домі за допомогою мобільних пристроїв або планшетів [24]. З огляду на це, розумні світлодіоди були розроблені для конкретних вимог користувача, таких як оцінка температури та передбачуване освітлення, з використанням технології ZigBee для передачі даних. Ця система більше підходить для використання на заводах, ніж у невеликих будинках чи квартирах. Розглядаються основні характеристики різних конструкцій технологій розумного дому і представлені основні характеристики сервера, технології зв'язку, датчиків, вузла IoT, технології безпеки та програми. Однак система розумного освітлення, розроблена в дослідженні, не розроблена на друкованій платі, інтегрованою в датчики, і не використовується як система з відкритим кодом. Дослідження спрямоване на розробку друкованої плати з двома шарами та 24 світлодіодами та створення веб-додатку з безпечною системою на основі IoT. Крім того, система може безпечно та ефективно збирати дані шляхом обміну даними між сервером і цільовими вузлами.

Таким чином проведений огляд досліджень показав, що відомі рішення не дозволяють в повному обсязі здійснювати оптимізацію споживання електроенергії. Тому з метою проведення оптимізації споживання електричної енергії актуальним завданням є розробка методу, що дозволить мінімізувати енергетичні витрати у системі «Розумний будинок».

1.3 Концепція енергозбереження у системі «Розумний будинок». Домашня система енергоменеджменту

У системі «Розумний будинок» є багато механізмів, які використовуються для керування приладами і його енергоспоживанням. На сьогоднішній день на ринку присутня значна кількість пристроїв, орієнтованих на оптимізацію споживання електроенергії. Ці пристрої відомі як домашні дисплеї ІНД, які працюють у поєднанні з розумними лічильниками енергії. ІНД спілкується з інтелектуальними лічильниками енергії, зчитує поточне значення споживання та відображає його на дисплеї. ІНД також може отримувати сповіщення від комунальних служб через розумний лічильник електроенергії. Інтелектуальні лічильники енергії підключаються до комунальної мережі та отримують повідомлення/сповіщення від комунального підприємства, які відображаються на екрані ІНД.

Іншими прикладами таких приладів є розумна розетка, дверний дзвінок на основі Інтернету речей (сповіщає користувача на мобільному пристрої за допомогою виявлення руху) і сенсорні модулі на основі Інтернету речей. Розумні розетки - це розумні пристрої керування енергією, які використовуються для моніторингу споживання вузлом електроенергії. Вони можуть спілкуватися з домашнім шлюзом/пристроєм керування енергією через різні комунікаційні інтерфейси. Вони можуть мати дротовий і бездротовий інтерфейс зв'язку з основним пристроєм управління. Сенсорні модулі на основі Інтернету речей також відіграють важливу роль у безпеці будинку. Вони ініціюють сповіщення, коли виявляється пожежа/дим, і можуть повідомляти інтелектуальній системі керування енергією для автоматичного набору контактних номерів пожежної/поліцейської станції/невідкладної медичної допомоги. Системи автентифікації користувачів на основі IoT також є частиною розумного дому. До системи відносяться ідентифікація за відбитком великого пальця, дверна камера, системи огороження, система ідентифікації користувача на основі розпізнавання обличчя та системи на основі голосових команд.

Системи домашньої автоматизації постійно набирають популярності, особливо в будинках і офісах. Системи встановлюються з наміром надати користувачеві легший доступ і більше контролю над пристроями в будинку. Користувач зможе відстежувати та контролювати пристрої вдома локально, а також віддалено через Інтернет, якщо у користувачів є пристрій із сумісним веб-браузером. Загалом системи домашньої автоматизації можуть бути реалізовані в будь-якій фізичній структурі за умови врахування обмежень технології перед установкою. Повна система домашньої автоматизації складається з маршрутизатора Wi-Fi або підключення до Інтернету, шлюзу розумного будинку та кількох вузлів (відомих як кінцеві пристрої). Ці системи зазвичай можна встановити в стандартних будинках без особливих зусиль, що робить будинки розумними. Використання інтелектуальних шлюзів із функціями керування живленням може суттєво зменшити енергоспоживання будинку. Це, у свою чергу, відображається на зниженні вартості та викидів вуглецю. Комерційні наслідки цієї технології також величезні завдяки здатності інтелектуальної системи економити до 40% енергії, яку споживає освітлення в одній будівлі. Покращені системи також можуть включати передові пристрої, такі як цифрові фоторамки та інтерактивні розважальні пристрої.

Домашня система енергоменеджменту (ДСЕ) – це інтелектуальна система, основу якої складають комунікаційна мережа та розумні пристрої контролю споживання електроенергією (рисунок 1.1).

Вона об'єднує пристрої виробництва електроенергії, споживання електроенергії та накопичувачі енергії в єдину систему управління та контролю.

Більш покращена версія енергоменеджменту, як HEMS (home energy management system) - може підвищити ефективність побутових відновлюваних джерел енергії та заощадити споживачам рахунки за електроенергію. Традиційний ринок електроенергії не має взаємодії зі споживачами, а форма тарифу на електроенергію є єдиною, що призводить до недостатнього постачання електроенергії в години пік, а також до втрат електроенергії в години низького навантаження. Надалі запроваджується механізм тарифікації в пік і поза пік, який

відіграє роль у орієнтуванні споживачів на коригування часу споживання електроенергії. Однак він є менш гнучким і не може відображати реальне співвідношення між споживанням та постачанням електроенергії.

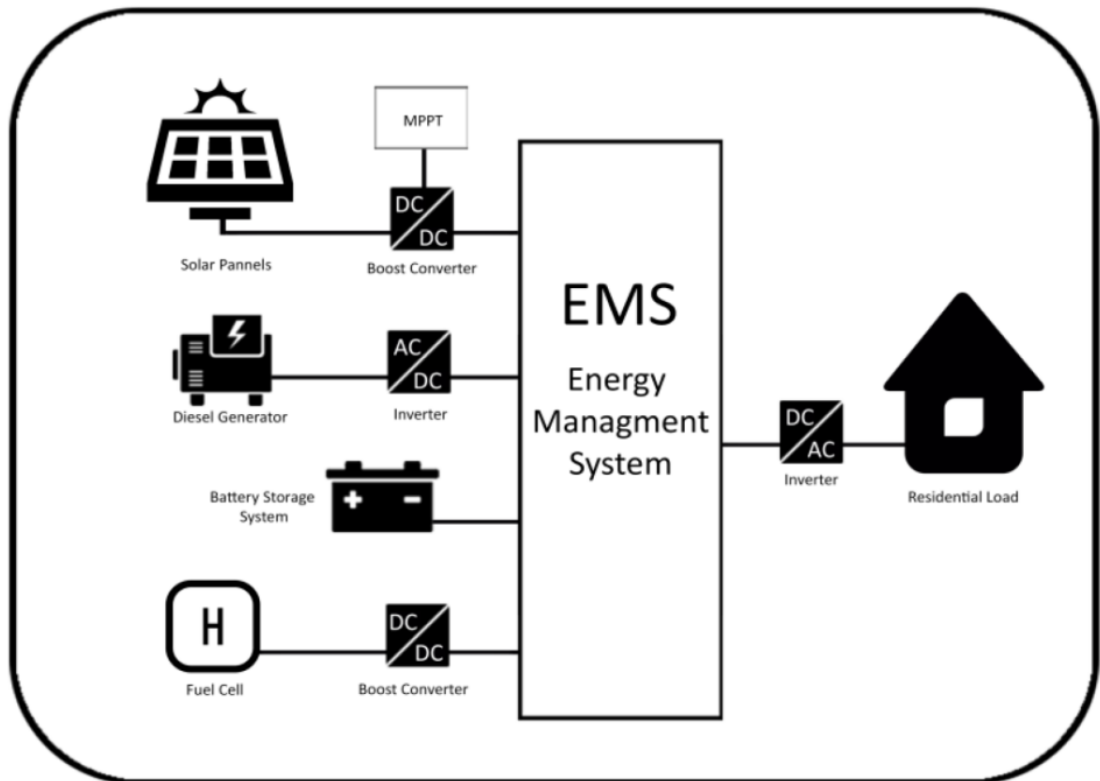


Рисунок 1.1 – Узагальнене схематичне представлення системи керування енергоспоживанням у системі «Розумний будинок»

Крім того, ДСЕ може повністю взаємодіяти з електромережею для отримання точної ціни в реальному часі, співпрацювати з генерацією та прогнозуванням навантаження, здійснювати інтелектуальний розподіл побутової енергії, оптимізувати розподіл побутового навантаження в часовому вимірі, досягати реагування на попит споживача стороні, зменшити тиск на мережу в години пік і підвищити стабільність мережі. ДСЕ - це мінімальна одиниця розумної мережі, яка є новим поколінням інформаційних технологій, таких як Інтернет речей, хмарні обчислення, мобільний Інтернет і великі дані, у поєднанні з домогосподарством як носієм для досягнення низьковуглецевого, здорового, інтелектуального, комфортного та безпечного способу життя сім'ї. Завдяки поєднанню технологій

розподіленого живлення, таких як побутові фотоелектричних пристроїв та накопичувачі енергії, ДСЕ гнучко керує різними побутовими приладами та реалізує інтелектуальний режим використання електрики та енергії. Були проведені численні дослідження, щоб описати поведінку побутової електроенергії та створити інтелектуальну модель побутової електроенергії, спрямовану на максимальне відключення пікового навантаження та мінімальну вартість електроенергії [17]. Крім того, деякі дослідження розглядають кореляцію між використанням побутової техніки та оптимізацією поведінки домашньої електроенергії з метою мінімізації рахунків за електроенергію та максимального комфорту. На додаток до різноманітних побутових приладів, є вчені, які досліджують вплив електромобілів і пристроїв накопичення енергії на оптимізацію розумних будинків, щоб запропонувати метод побутової енергії, який розглядає стратегії керування в режимі реального часу для пристроїв накопичення енергії. Хоча вищезазначені дослідження узгоджують розгляд управління енергією розумного будинку зі стратегіями зарядки та розрядки накопичувачів енергії, є дуже мало досліджень, пов'язаних із раціональними методами розподілу.

1.4 Постановка задачі дослідження

Існуючий огляд методів та засобів збереження електроенергії в середовищі «Розумний будинок» показав, що відомі рішення не дозволяють в повному обсязі здійснювати оптимізацію споживання електроенергії. Таким чином постає завдання удосконалення методу прогнозування споживання енергії для мінімізації критерію енергоспоживання у системі «Розумний будинок», що дозволило б підвищити ефективність використання електроенергії у системі "Розумний будинок". Для вирішення поставленого завдання необхідно виконання наступних етапів:

1. Проаналізувати відомі методи та засоби прогнозування споживання енергії для забезпечення енергоефективності у системі «Розумний будинок» та виокремити їх недоліки.

2. Розробити архітектуру підсистеми прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок» .

3. Розробити метод прогнозування споживання енергії у системі "Розумний будинок".

4. На основі розробленого програмного забезпечення провести оцінку ефективності методу та архітектури програмно-технічного засобу прогнозування споживання енергії у системі «Розумний будинок».

2 АРХІТЕКТУРА ПІДСИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ У СИСТЕМІ ТА ПРОЦЕС ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕНЕРГІЇ У СИСТЕМІ «РОЗУМНИЙ БУДИНОК»

2.1 Архітектура підсистеми прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок»

З метою підвищення ефективності планування роботи пристроїв у будинку із урахування мінімізації критерію енергоспоживання запропоновано підсистему прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок», яка може бути інтегрована в існуючі системи. Дана підсистема характеризується наявністю інтелектуальної складової управління мережею та заснована на розумній мережі, розумному домі, а також розумних лічильниках. Система об'єднує пристрої виробництва електроенергії, споживання електроенергії та накопичувачі енергії в єдину систему управління та контролю. Підсистеми прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок» може підвищити ефективність побутових відновлюваних джерел енергії та заощадити споживачам рахунки за електроенергію. Підсистеми прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок» – це система для побутових користувачів, яка базується на таких технологіях, як розширена інфраструктура вимірювання, інтелектуальний збір і інтелектуальна взаємодія. Це домашня мережа з інтелектуальними пристроями, такими як інтелектуальні лічильники, розумні розетки/вимикачі, розумні прилади та розумні інтерактивні термінали вдома. Крім того, контролер може підтримувати доступ до розподіленої енергії, електричних транспортних засобів та інших пристроїв і використовує термінал керування локальною інформацією як міст для комплексного управління інформацією користувача та інформаційної взаємодії з головною станцією, таким чином реалізуючи двонаправлену взаємодію між мережею та користувачем, енергоменеджмент та інші функції. В запропонованій підсистемі введемо поняття двонаправлений інтелектуальний вимірювальний термінал, основною функцією якого є отримання інформації про виробництво та споживання електроенергії

домогосподарством. Мобільний термінал забезпечує функцію взаємодії з користувачами, яка відповідає за отримання налаштувань споживання електроенергії користувачами та відображення інформації про споживання електроенергії домогосподарствами. Термінал управління локальною інформацією виступає як пристрій перевірки та контролю підсистеми прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок». Термінал управління локальною інформацією здатний обмінюватись даними з двонаправленим інтелектуальним лічильником і мобільним терміналом, отримуючи необхідні дані про електроенергію та налаштування приладів, а також інтегруючи дані про погоду, попит та іншу отриману інформацію із мережі приладів, щоб викликати локалізований модуль прогнозування та модуль планування для досягнення інтелектуального контролю споживання електроенергії домогосподарствами. Зокрема, модуль планування враховує вплив розподіленої генерації та доступу до зберігання енергії, щоб знайти оптимальний результат керування

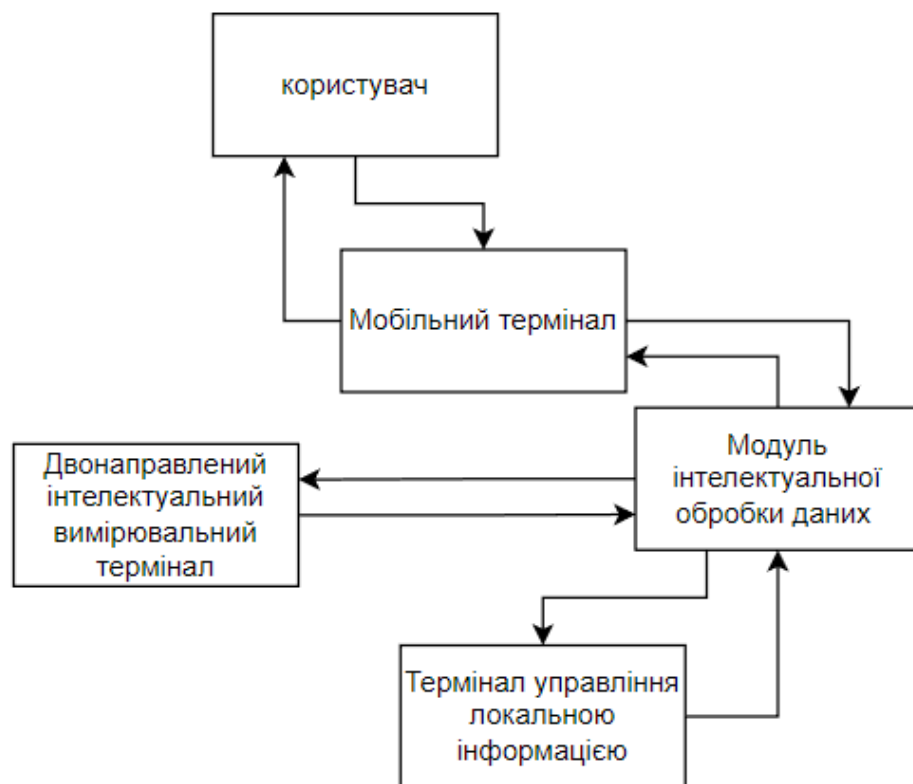


Рисунок 2.1 - Підсистема прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок» для побутових користувачів

2.2 Підсистемам генерації та споживання електроенергії у системі «Розумний будинок»

Структура підсистеми включає навантаження, домашню батарею зберігання енергії та відновлювану генерацію (тобто PV). Слід зазначити, що PHEV - це особливий вид навантажень.

На відміну від інших навантажень, PHEV не тільки може діяти як навантаження, яке поглинає електроенергію з мережі або відновлюваної генерації, але також, у деяких особливих випадках, діє як джерело живлення через автомобільну мережу або транспортний засіб.

Система автономної генерації та живлення складається з фотоелектричного обладнання, обладнання для накопичення енергії, підключеного до мережі інвертора та приладів навантаження. У цій системі фотоелектричні панелі вимірюються окремим лічильником.

Система споживання електроенергії в мережі змінного струму використовує електроенергію яка надається державою та складається з лічильника та приладів навантаження.

Залишкова електроенергія в мережі вимірюються двонаправленим лічильником. Навантаження приладу можна контролювати через розумну розетку. Надалі все відправляється в модуль інтелектуальної обробки даних.

Відбувається аналіз даних розумного будинку та вилучення важливих характеристик споживання енергії в різний час доби.

На основі отриманих значень енергії побудована модель використовується для прогнозування споживання енергії на наступний період. Прогнозоване споживання енергії додатково оптимізується для мінімального споживання енергії за допомогою запропонованої техніки планування на основі навчання з підкріпленням (RL). RL виконує планування агентів, підключених до кожного пристрою розумного будинку.

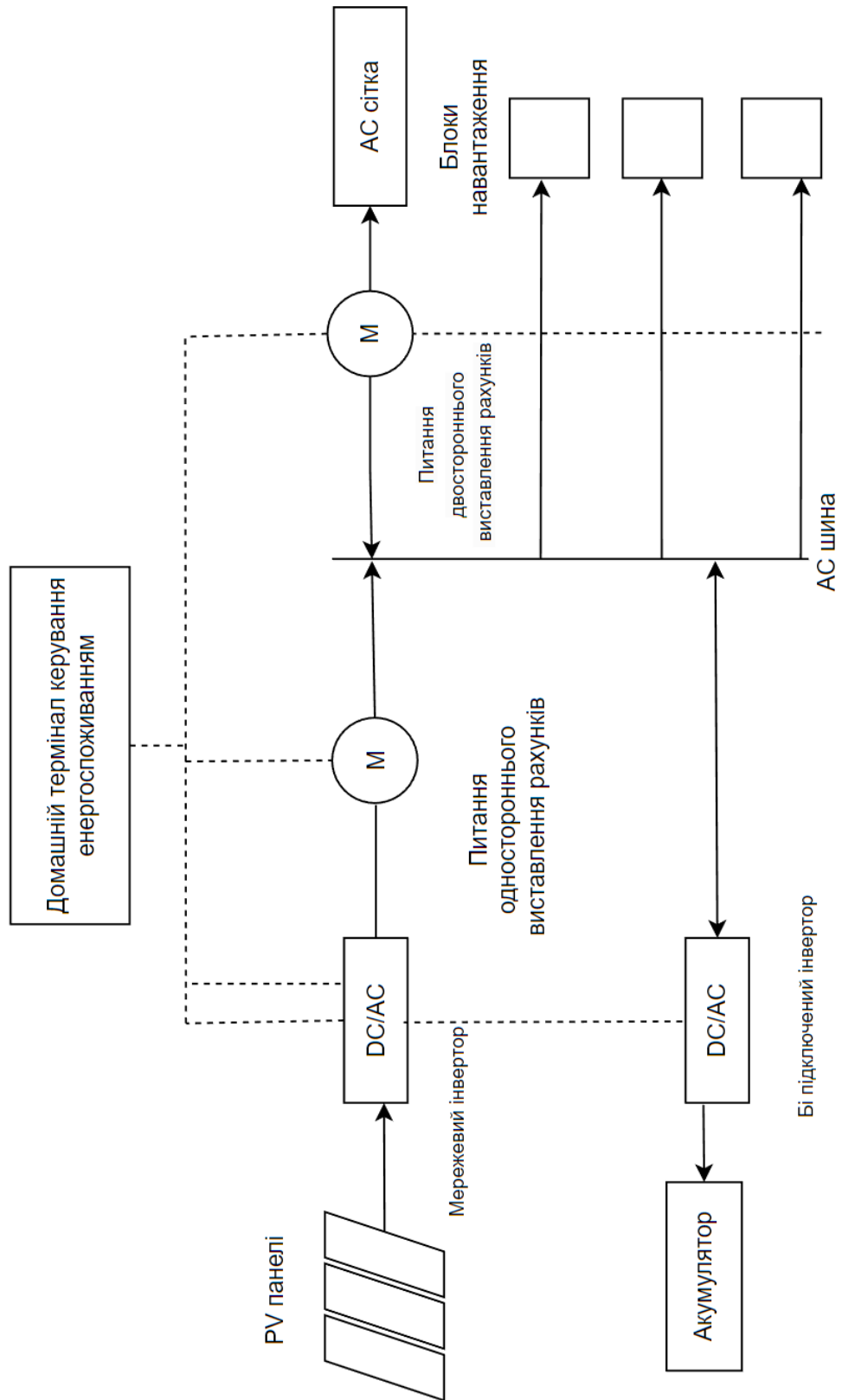


Рисунок 2.3 - Структура домашньої розподіленої фотоелектричної/акумуляторної системи: топологія змінного струму

Двосторонній обмін енергією та інформацією між підсистемою прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок» і мережею реалізується через розумний лічильник. Інтелектуальний лічильник відповідає за передачу даних про споживання від побутових приладів до комунальної компанії, а також передає сигнал ціни на електроенергію від комунальної компанії назад до контролера.

На даний момент існують різні тарифи на основі часу, включаючи тариф за час використання (TOU), тариф за критичний пік (CPP) і тариф за ціноутворення в реальному часі (RTP) [27].

Контролер є ядром підсистеми прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок». Кожен компонент підсистеми спілкується з контролером через домашню мережу (HAN), яка може бути реалізована за допомогою комунікаційної технології Zigbee [28].

Контролер підключається до Інтернету через пристрій широкосмугового доступу (BAU) і отримує інформацію про погоду, включаючи прогноз зовнішньої температури, через Інтернет. Через контролер користувач може задавати параметри та налаштовувати систему.

У структурі плановані прилади (тобто HVAC, EWH, WM, CD та DW), PHEV та акумулятор керуються контролером, щоб мінімізувати витрати на електроенергію та максимізувати рівень комфорту користувача відповідно до ціни електроенергії, уподобань користувача, і вихідна потужність PV.

2.3 Прийняття рішення для підсистеми прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок»

Проаналізувавши відомі рішення існуючих підсистем прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок», у даному дослідженні обрано в якості інтелектуальної складової методи глибокого навчання та технологію агентів.

2.3.1 Глибоке навчання

Алгоритми глибокого навчання спираються на нейронні механізми роботи мозку, які є розширенням і розвитком традиційної технології штучної нейронної мережі. Завдяки збільшенню кількості прихованих шарів штучних нейронних мереж і пропонуванню ефективних методів навчання було вирішено проблему градієнтної дифузії (GD) навчання нейронних мереж, що ефективно покращує здатність нейронних мереж до виділення ознак і класифікації. Відповідно до проблем і завдань розроблено різні модельні структури та технологічні платформи з відкритим кодом для методів глибокого навчання. Основними моделями глибокого навчання є глибокий автокодер (DAE), глибокі мережі переконань (DBN), згорточна нейронна мережа (CNN) і довготривала короткочасна пам'ять (LSTM). Типова структура моделі глибокого навчання показана на рисунку 2.4. Основними платформами з відкритим кодом є TensorFlow, Caffe, DMTK, SystemML тощо.

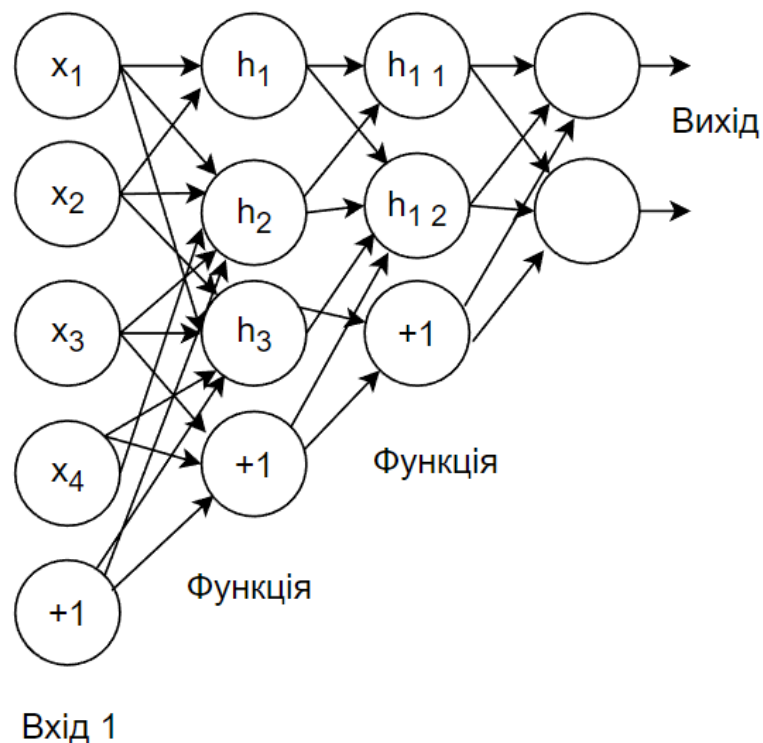


Рисунок 2.4 - Принципова схема моделі нейронної мережі

Модель глибокого навчання має багато параметрів, великий масштаб навчальних даних і великий обсяг обчислень, які споживають досить значні обчислювальні ресурси. Необхідно підібрати та оптимізувати параметри моделі глибокого навчання, такі як вибір структури мережі, налаштування номера нейрона, ініціалізація вагового коефіцієнта, налаштування швидкості навчання та керування. На практиці це вимагає багаторазового навчання та постійного дослідження та експериментування, що ще більше збільшує затрати обчислювальних ресурсів. Зі збільшенням глибини моделі та обсягу навчальних даних метод прискорення навчання моделі глибокого навчання стає все більш важливим. Типові методи прискорення в основному включають оптимізацію алгоритмів, прискорення GPU та прискорення обчислювального кластера.

2.3.2 Агентна технологія

Агент – це об'єкт із високою здатністю до самоконтролю, який працює в динамічному середовищі, його структуру показано на рисунку 2.5.

З точки зору програмного забезпечення, це комп'ютерна програма, яка спілкується із зовнішнім середовищем через попередньо визначений протокол і слабо пов'язана.

Розподілене інтелектуальне рішення виконується певним чином.

Це об'єкт, який може працювати автономно та має можливості семантичної взаємодії та взаємодії протоколів.

Це розподілена технологія у сфері штучного інтелекту.

Завдяки перевагам адаптивності та відкритості має гарну перспективу в системі автоматизації диспетчеризації нового покоління.

Агент інкапсулює завдання та цілі, які потрібно виконати, у цільовий модуль і збирає зовнішні дані через модуль сприйняття.

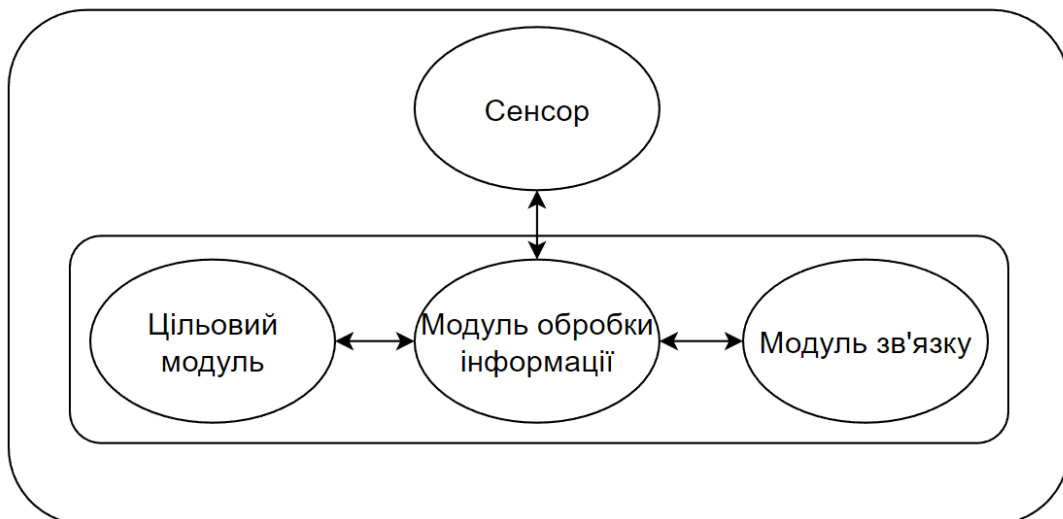


Рисунок 2.5 – Структура агента

Модуль обробки інформації приймає відповідні рішення на основі даних, зібраних датчиком. Комунікаційний модуль забезпечує умови для координації між Агентами. Незалежну бібліотеку правил створено в Агенті, щоб надати вибір для прийняття рішень і підвищити ефективність. Сервер мобільних агентів досягає мети всієї системи шляхом координації та контролю кожного агента. Архітектуру системи сервера мобільних агентів загалом можна розділити на три типи: централізована структура (рисунок 2.6(а)), децентралізована структура (рисунок 2.6(б)) та гібридна структура (рисунок 2.6(в)).

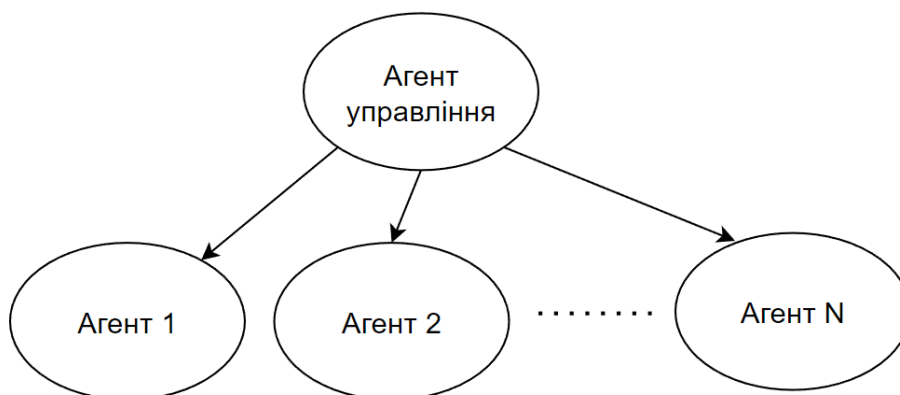


Рисунок 2.6(а) - Архітектура системи Сервера мобільних агентів: централізована структура

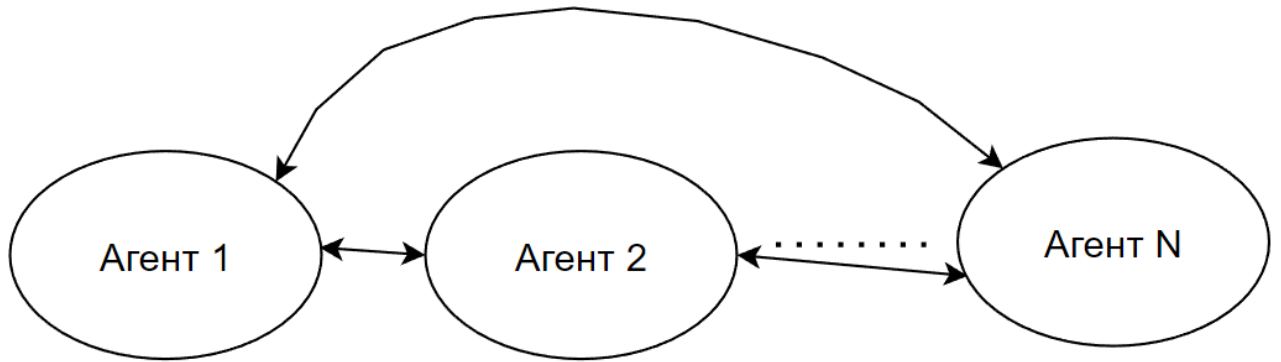


Рисунок 2.6(б) - Архітектура системи сервера мобільних агентів:
децентралізована структура

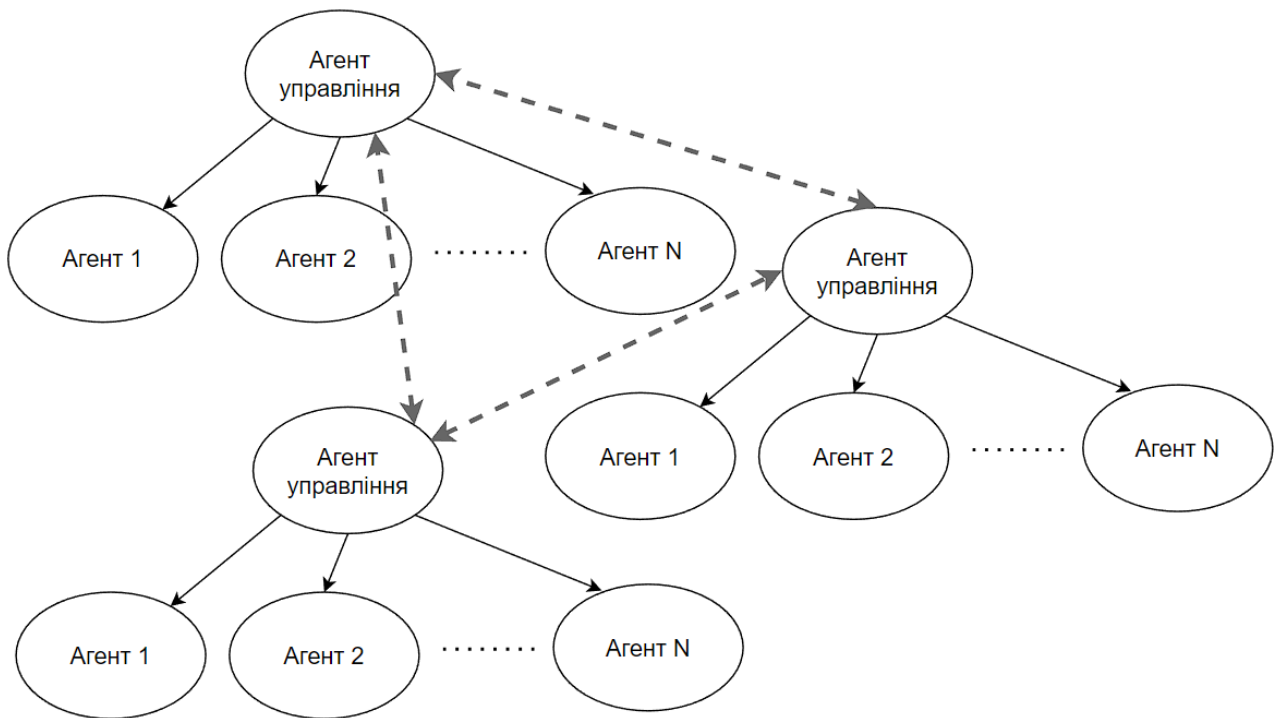


Рисунок 2.6(в) - Архітектура системи Сервера мобільних агентів: гібридна
структура

2.4 Структура модуля з'єднання системи та енергетичного навантаження в підсистемі прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок»

В підсистемі прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок» використовується відкрита двонаправлена комунікаційна платформа, яка використовується для з'єднання системи та енергетичного навантаження, збору та керування даними мережі за допомогою технології вимірювання електроенергії для досягнення розумного використання. Він надає клієнтам поетапні або миттєві значення вимірювання, що покращує ефективність використання обладнання та підтримує мережу. Дана відкрита двонаправлена комунікаційна платформа складається з чотирьох основних компонентів: розумних лічильників, комунікаційних мереж, систем керування даними вимірювань і домашньої мережі. Архітектуру відкритої двонаправленої комунікаційної платформи наведена на рисунку 2.5.



Рисунок 2.7 - Структура архітектури двонаправленої комунікаційної платформи

Система керування даними вимірювань для підсистеми прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок» базується на головній станції та працює в поєднанні з автоматичною системою збору даних для отримання та зберігання вимірних значень. Після отримання даних перевірка, редагування та оцінка проводяться через систему керування вимірюваних даних. Вона може надавати оброблені дані необхідним системам і гарантувати, що потік даних з інших систем є точним і повним у разі перебоїв зв'язку та збоїв на стороні клієнта. Використовуючи дані, надані системою керування вимірюваних даних, комунальне підприємство може запроваджувати тарифи в пік і поза ним, тарифи за час використання та низку інших складних методів виставлення рахунків.

Прийняття рішення інтелектуальних лічильників реалізовується в їх можливості програмування. Крім вимірювання, інтелектуальні лічильники також мають такі функції, як запис подій, зберігання даних і двонаправлений зв'язок. Будучи основою підсистеми прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок», інтелектуальний лічильник пропонує підтримку даних для диспетчеризації електроенергії вдома та реагування на вимоги клієнтів. Двонаправлена комунікаційна мережа є мостом між компанією та клієнтом, який відповідає за зчитування даних інтелектуального лічильника через регулярні проміжки часу та надсилання інформації про реагування на попит клієнту.

Домашня мережа використовується для підключення інтелектуального терміналу керування, інтелектуального обладнання споживання електроенергії та інтелектуального лічильника електроенергії. Інтелектуальний термінал керування може отримувати всю інформацію про споживання електроенергії та стан обладнання та надсилати результати диспетчеризації електроенергії на електрообладнання. Бездротовий зв'язок часто використовується в побуті. В запропонованій системі можуть бути використані методами бездротового зв'язку є ZigBee, Wi-Fi тощо. ZigBee має більші переваги в енергоспоживанні, вартості та мережі, тоді як Wi-Fi має відносно високу швидкість і може бути підключений безпосередньо до Інтернету. Він має широкий спектр застосувань у мобільних мережевих пристроях.

2.5 Модель розподілу електроенергії у підсистемі прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок»

Щоб розробити ефективну систему управління енергією в режимі реального часу, дані, отримані від розумних побутових приладів, дані класифікуються на різні групи. Ця класифікація допомагає скоротити час обчислень на етапах попередньої обробки та застосувати моделі машинного навчання до даних.

Однак у класифікації даних виникає ряд проблем, таких як ідентифікація датчиків, підключених до приладів із високим пріоритетом, аналіз даних у реальному часі, групування подібних типів побутової техніки разом тощо. Подібним чином, традиційні методи здебільшого зайняті навчанням під наглядом, таким як Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF) тощо. Т

Таким чином, обробка даних, отриманих із гетерогенних джерел HAR за допомогою методів навчання під наглядом, вимагає величезної кількості попереднього маркування даних. Пізніше глибокі нейронні мережі (DNN) і згорткові нейронні мережі (CNN) широко застосовуються для класифікації та обробки даних HAR для вилучення важливих характеристик.

Однак такі методи вимагають маркованих і анотованих наборів даних для ефективної обробки. Тому дослідники запроваджують методи, засновані на механізмах уваги, щоб підвищити продуктивність DNN і CNN для слабо анотованих і позначених даних.

Механізми на основі уваги в основному використовуються для класифікації зображень і семантичної сегментації. Таким чином, використання таких механізмів для неконтрольованих даних HAR у реальному часі може призвести до поганої класифікації та виділення ознак. Так само класифікація в основному залежить від ознак, вибраних для навчання. Однак вибір найкращих функцій для навчання є складною та дорогою роботою. Ряд механізмів, таких як кодування перетворення, символічне представлення на основі перетворення

Фур'є тощо, нещодавно було введено для виділення ознак даних HAR. Однак такі схеми мають евристичний характер і не забезпечують залежність від задач.

Крім того, ці схеми вимагають великих обчислювальних витрат без покращення продуктивності класифікації. Крім того, такі схеми вимагають багатовимірних даних для цілей навчання. З іншого боку, ті пристрої, які використовуються для збору даних про енергію, такі як інтелектуальний лічильник, завжди генерують одновимірну послідовність даних, яка також вимагає подальшого програмування для класифікації даних на основі використання приладів тощо. Нарешті, поточні дослідження мають багато обмеження перед застосуванням методів DNN і CNN для виділення ознак з енергетичних даних.

Однак, якщо дані якимось чином класифікувати за допомогою методу DNN, при проектуванні автономних розумних будинків виникає ще одна проблема - передбачити споживання енергії розумними будинками в певний час доби. У зв'язку з цим у літературі запропоновано низку алгоритмів машинного та глибокого навчання на основі штучної нейронної мережі (ШНМ).

Проте ШНМ завжди дає значні результати для короткострокового прогнозування. У випадку довгострокового прогнозування, такого як прогнозування енергоспоживання розумного будинку на цілий день, місяць і навіть рік, ШНМ працює неефективно. Тому для проектування автономного розумного будинку з довгостроковим прогнозуванням енергоспоживання приладів необхідний метод машинного навчання, такий як алгоритм LSTM.

Сучасна наукова література складається з ряду підходів до прогнозування короткострокового енергоспоживання побутової техніки. Однак такі схеми неефективні у випадку довгострокових прогнозів. Довгострокове передбачення енергетичних даних широко ігнорується в поточній літературі. Таким чином, застосування логарифмічних прогнозів не можна використовувати для планування пристроїв на довший час. У зв'язку з цим представлені моделі довгострокового прогнозування для аналізу історичних енергетичних даних за допомогою моделі LSTM. Однак ці моделі все ще мають обмеження: вони використовуються для конкретних сценаріїв, набори даних тестування були обмежені певним набором мешканців тощо. Тому необхідно використовувати всю потужність двонаправленої моделі LSTM (BLSTM) для прогнозування з високою точністю.

У цій дослідницькій роботі запропоновано архітектуру автономної системи розумного будинку на основі моделей глибокого навчання для виділення функцій і класифікації, прогнозування та планування побутової техніки. 1D-DCNN спочатку використовується для аналізу даних розумного будинку та вилучення важливих характеристик споживання енергії в різний час доби.

На основі отриманих значень енергії модель BLSTM використовується для прогнозування споживання енергії на наступний місяць. Хоча дані доступні в послідовності часових рядів, і їх важко змодельовати за допомогою ШНМ, BLSTM демонструє значне покращення довгострокових прогнозів.

Прогнозоване споживання енергії додатково оптимізується для мінімального споживання енергії за допомогою запропонованої техніки планування на основі навчання з підкріпленням (RL). RL виконує планування агентів, підключених до кожного пристрою розумного будинку.

Агенти RL спілкуються один з одним кожен раз, коли користувач виконує дію з увімкнення та вимикання приладу. Наприклад, якщо увімкнення приладу збільшує споживання енергії розумним будинком від визначеного порогу, тоді агент відповідного приладу спілкується з рештою агентів у розумному домі, щоб виконати дію або вимкнути, або знизити рівень потужності електронного приладу.

Нарешті, виконується великий набір моделювання, щоб перевірити точність і продуктивність запропонованої схеми з автентичними наборами даних. Запропоновано досягнення високої точності у разі прогнозування діяльності. Подібним чином, розклад робочого часу приладів надається користувачеві розумного дому для виконання та експлуатації приладів за розкладом, який споживає стільки, скільки менше енергії.

Коли система керування електроенергією розподіляє побутову енергію, відповідно до змінних у часі характеристик внутрішнього середовища, будується математична модель для відстеження процесу розподілу енергії.

Відповідно до закону збереження енергії зміна енергії, розподілена інтелектуальною підсистемою керування, дорівнює різниці енергії між надходженням і відтоком системи керування, яку можна подати наступним чином:

$$C \frac{d(T_i - T_0)}{dt} = Q_i - HA(T_i - T_0) \quad (2.1)$$

де C параметр зміни в приміщенні, T_0 вихідна температура в приміщенні, T_i температура після розподілу енергії, H коефіцієнт теплопередачі енергії, Q_i тепло, вироблене енергією, і A площа теплопередачі енергії. Ліва частина рівняння (2.1) виступає як зміна енергії в одиницю часу, права частина рівняння виступає як значення енергії, що контролюється інтелектуальною системою керування, а обробка вищенаведеної ідентичності енергії є математичною моделлю керування енергетичним процесом, яку можна виразити як:

$$HA(T_i) + C \frac{d(T_i)}{dt} = Q_i + HA(T_0) \quad (2.2)$$

У наведеному вище виразі значення кожного параметра залишається незмінним. Коли процес інтелектуального керування знаходиться в стабільному робочому стані, значення $d(T_i)/dt$ дорівнює нулю, відповідно споживана енергія перебуває в процесі розподілу, і процес розподілу можна виразити як:

$$g(s) = \frac{K}{Ts + 1} \quad (2.3)$$

Відповідно до наведених вище числових значень, енергія під час розподілу, підсистеми прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок» буде затримуватись зовнішнім середовищем під час процесу передачі, тому під час розрахунку параметрів розподілу енергії та додавання зв'язку затримки в процес розподілу енергії, ланка відставання може бути виражена як:

$$d = \frac{Z}{Ts + 1} e^{-T^x}. \quad (2.4)$$

У формулі Z являє собою коефіцієнт посилення, τ час затримки, а інші параметри залишаються незмінними. Наведені вище розрахункові формули (2.5) і (2.6) обробляються дискретно, а формула (2.5) може бути обчислена наступним чином:

$$\gamma = \frac{y(k-1)}{u(k-1)}. \quad (2.5)$$

У формулі $y(k)$ являє собою пропорційну функцію енергії, а $u(k)$ являє собою функцію розподілу енергії. Параметри, розраховані за наведеною вище формулою розрахунку, використовуються як параметри розподілу енергії, і під керуванням параметрів будується інтелектуальний алгоритм моделювання управління.

Таким чином запропонована модель заснована на математичній моделі для відстеження процесу розподілу енергії та дозволяє формалізувати процес збереження, розподілу, оптимізації використання енергетичних ресурсів що може бути враховано у методі прогнозування споживання енергії у системі "Розумний будинок".

2.6 Алгоритми управління приладами у підсистемі прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок»

У процесі декодування команд керування приладами зазнає впливу переповнення каналу, і положення керуючих даних для керування енергетичним обладнанням буде матиме певне відхилення.

При побудові алгоритму моделювання інтелектуального керування встановлюються значення відношення сигнал/шум у каналі рівним нулю та перетворюються сигнали інтелектуального керування в точки сузір'я сигналів.

Після того, як дані системи керування налагоджені та оброблені QPSK, евклідова відстань фактичної позиції символу модуляції використовується як ваговий коефіцієнт алгоритму моделювання, а дані одного циклу об'єднуються в моделюванні та можуть бути виражені як:

$$r[i] = \sum_{n=1}^Z \omega_n \cdot r_n [i], i = 1, 2, \dots, N \quad 2.6$$

Z являє собою кількість інструкцій, що повторно передаються протягом періоду повторення, ω_n являє собою ваговий коефіцієнт субкадру в періоді n повторення, і N являє собою значення RE, зайняте даними передачі, що передаються каналом керування в субкадрі. Відхилення, створене командою керування в енергетичному обладнанні, можна виразити як:

$$Y_n = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^N \|S_n [i], S_0 [i]\|_2 \quad 2.7$$

L представляє кількість даних модуляції команди системи керування, $S_n [i]$ представляє дані модуляції та $S_0 [i]$ представляє вихідні дані керування модуляцією. Враховуючи відхилення, створене керуванням енергією, остаточно побудований інтелектуальний алгоритм керування можна виразити як:

$$e_x = \frac{1/Y_n}{\sqrt{\sum_{n=1}^Z (1/Y_n)^2}} \quad 2.8$$

Після розгляду відхилення, створеного інтелектуальною системою під час процесу експлуатації, відхилення моделюється та обробляється в алгоритмі інтелектуального керування, а вищевказана обробка об'єднується, і, нарешті, моделюється система інтелектуального керування домашньою енергією.

2.7 Висновки до розділу 2

Таким чином запропоновано архітектуру підсистеми прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок». Запропонована підсистема складається з таких модулів як агенти та модуля курування на базі нейронної мережі з можливістю глибокого навчання. Що забезпечує найкращий сценарій використання енергії в системі «Розумний будинок». Представлено модель розподілу електроенергії у підсистемі прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок», що дозволило формалізувати процес збереження, розподілу, оптимізації використання енергетичних ресурсів у системі «Розумний будинок». Також запропоновано топології : топологія постійного струму та топологія змінного струму, що дозволяє створити систему яка буде взаємодіяти з власними джерелами видобутку енергії, так із джерелами які надаються за купівлю їх від централізованої подачі електроенергії

Реалізація запропонованої підсистеми є основою для методу розподілу електроенергії у підсистемі прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок»

3 МЕТОД ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕНЕРГІЇ У СИСТЕМІ «РОЗУМНИЙ БУДИНОК»

3.1 Основи методу прогнозування споживання енергії у системі «Розумний будинок»

Щороку надмірна кількість енергії витрачається даремно через неправильне використання електронних приладів у розумних будинках і будівлях. Написано багато наукової літератури, головна суть якої полягає в вирішенні проблем неналежного використання електроенергії в розумних будинках і містах із плануванням робочого часу приладів тощо. Однак такі схеми або зосереджені на конкретних сценаріях, або націлені на один конкретний аспект будинку чи міста. Крім того, загальна система, яка має справу з усіма параметрами, залученими до споживання енергії розумних будинків, досить рідко розглядається в науковій літературі. Сучасні підходи до забезпечення енергоефективності у розумному будинку використовують залучення моделей машинного глибокого навчання над історичними даними, зібраними в процесі спостереження за діяльністю системи розумного будинку. Однак моделі машинного та глибокого навчання завжди вимагають великих обчислень і демонструють неефективну продуктивність у обчисленнях у реальному часі. Крім того, людська природа надзвичайно динамічна, і моделювання поведінки людини щодо взаємодії приладів вимагає великої кількості параметрів, які потрібно налаштувати з великою точністю та ретельністю.

Бездротова сенсорна мережа (WSN) може відігравати важливу роль у плануванні роботи приладів із запрограмованою поведінкою людини. Наприклад, датчик можна запрограмувати на вимикання та вмикання електронного приладу після взаємодії користувача. У зв'язку з цим представлено низку схем для обробки взаємодії користувача у розумних будинках за допомогою технології WSN. Побудова автономного розумного будинку вимагає досить великої кількості змін у поточній інфраструктурі розумних будинків. Ці речі контролюються за допомогою агентів, прикріплених до кожного приладу. Розумні будинки зв'язуються з

розумною мережею з запитом на постачання необхідного обсягу енергії для функціонування в певний проміжок часу, а розумна мережа постійно забезпечує/постачає енергію з систем зберігання енергії або систем відновлюваної енергії. Енергопостачання від системи відновлюваної енергії завжди страждає від невизначеності, якщо погодні умови несприятливі. Тому для контролю невизначеності відновлюваних джерел енергії в такому сценарії необхідно застосування технік машинного навчання. Для майбутніх автономних розумних будинків потрібна низка методів машинного навчання, що працюють паралельно для виконання різних завдань, таких як вилучення функцій із історичних даних, класифікація даних та прогнозування навантаження для планування та інших відповідних цілей. Однак логічне об'єднання та конкатенація всіх цих кроків є складною через наступні причини. Попит на енергію швидко зростає, і в майбутньому його можна буде задовольнити шляхом встановлення нових технологій виробництва енергії, таких як атомні станції та теплиці. Однак встановлення атомних електростанцій створює радіацію, а теплиці призводять до екстремальних викидів вуглекислого газу, що негативно впливає на навколишнє середовище. Прогнозоване споживання енергії може зрости в майбутньому. Величезна різниця між попитом на енергію та пропозицією може призвести до підвищення вартості енергії.

Окрім виробництва енергії шляхом впровадження нових енергетичних технологій, існують інші методи та правила використання та взаємодії з приладами. Однак такі методи виявляють багато проблем, зокрема неправильне планування, взаємодії з приладами, труднощі з моделюванням людського стилю життя тощо. Обмеження машин і методів глибокого навчання в обробці енергетичних даних для передбачення та прогнозування.

Окрім того у даній роботі сфокусовано в основному на короткостроковому прогнозуванні споживання та вартості енергії, в той час як довгострокове прогнозування переважно ігнорується через обмеження використання ANN та подібних моделей навчання. CNN та інші відповідні моделі ефективні в моделюванні великої розмірності, тобто двовимірного або більшого, і

використовують величезні дані для виділення ознак, однак це менш ефективно у випадку виділення ознак в одновимірних (1-D) даних часового ряду. Сучасна побутова техніка не є інтелектуальною, і між нею бракує зв'язку. З огляду на це, було проаналізовано процес взаємодії приладів побутової техніки та розумних приладів системі автономного розумного дому на основі історичних даних про споживання енергії приладами. Запропонована схема виділяє та класифікує важливі характеристики з даних за допомогою моделі CNN. Отриманні дані потім подаються в модель BLSTM (bidirectional long short term memory - двонаправлена довготривала пам'ять), яка прогнозує значення споживання енергії на наступний часовий інтервал (день). Нарешті, прогнозоване споживання енергії використовується для планування робочого часу побутової техніки за допомогою моделі QL, щоб мінімізувати споживання електроенергії всією системою розумного будинку.

Таким чином, з метою підвищення ефективності планування роботи пристроїв у системі Розумний будинок та задля мінімізації критерію енергоспоживання запропоновано метод прогнозування споживання енергії у системі "Розумний будинок". В основі методу закладено процес класифікації історичних даних про споживання електричної енергії на різні групи за часом доби. Це зменшить обробку даних на наступних етапах. Енергетичні дані - це дані часових рядів з одним виміром, тому було використано підхід на основі BLSTM. Інші підходи в основному використовували ANN (artificial neural network - штучна нейронна мережа) та інші методи глибокого навчання, які потребували великої кількості даних для навчання. Планування роботи побутової техніки здійснюється за допомогою алгоритму підкріплення Q-навчання на прогнозованих даних. Це дозволяє користувачеві планувати майбутній розпорядок роботи побутової техніки на основі результатів запропонованого розкладу. Енергія споживання побутової техніки значно знижується, і досягається автономність та автоматизованість в домашній системі курування побутовими приладами, що включає різні моделі глибокого навчання та штучного інтелекту.

3.2 Функціонування методу прогнозування споживання енергії у системі «Розумний будинок»

Функціонування запропонованого методу наведено на рисунку 3.1. Запропонований метод складається із трьох основних кроків:

1. виділення ознак і класифікація енергетичних даних за допомогою 1D-DCNN.
2. прогнозування енергетичних даних за допомогою моделі BLSTM.
3. планування робочого часу електронних приладів за допомогою моделі QL.

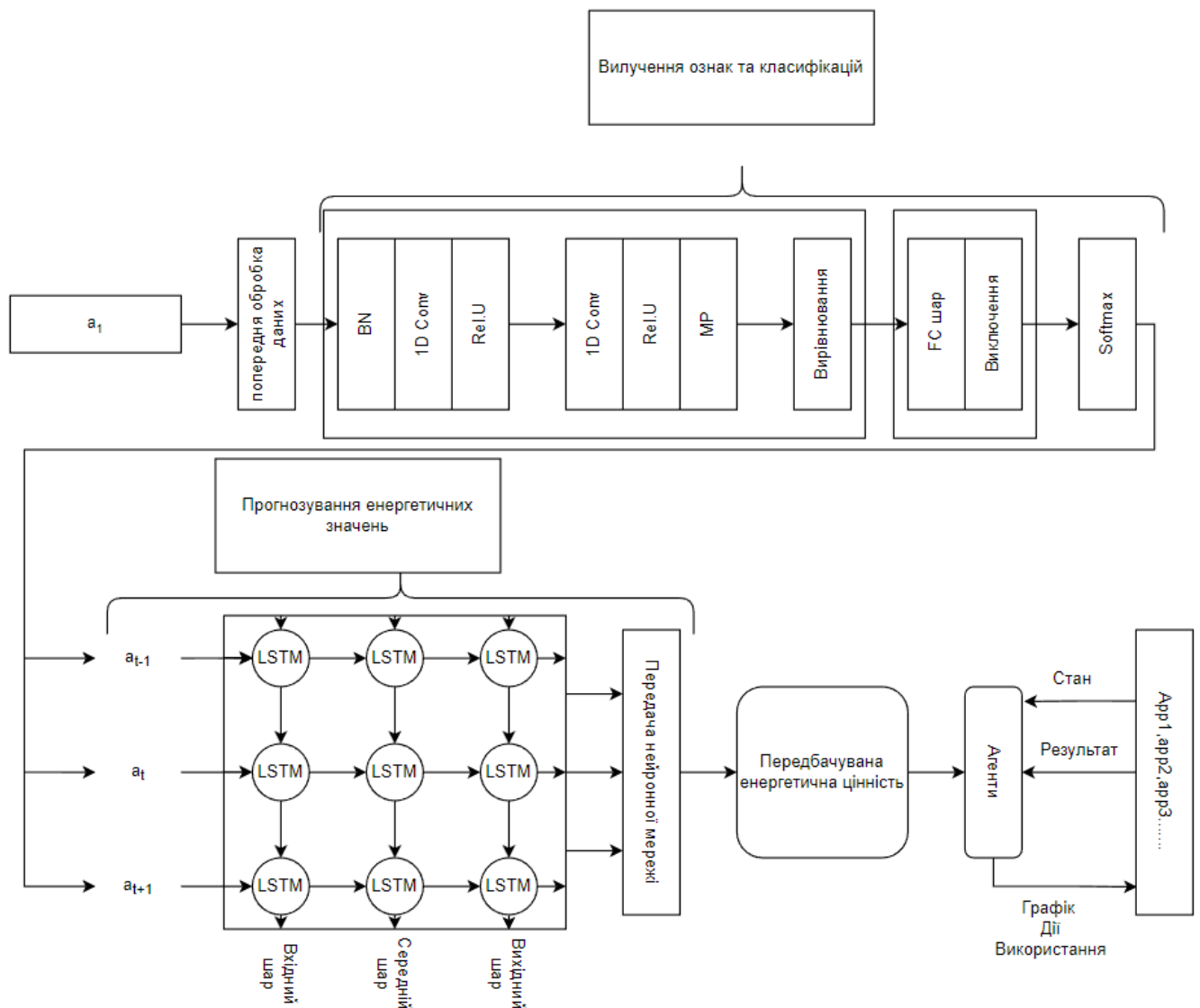


Рисунок 3.1 -Функціонування запропонованої схеми

Оскільки людина взаємодіє з різними електронними приладами протягом усього дня, в результаті чого генерується послідовність значень споживання енергії. Значення споживання енергії не містять достатньо інформації, окрім енергетичного навантаження всього будинку.

Таким чином, важливо виділити характеристики та класифікувати їх відповідно до споживання навантаження в різний час доби. Потім значення електричного навантаження передаються в модель BLSTM для прогнозування навантаження на наступний день (24 години) і місяць. Мета прогнозування на основі отриманих даних полягає в тому, що фактичні дані не містять важливої інформації, і, таким чином, це вплине на процес прогнозування. У процесі прогнозування електричного навантаження на наступний день BLSTM вводить ряд параметрів із фази класифікації ознак, а також інформацію про температуру того самого місця, звідки збирається набір даних. Причина обробки інформації про температуру полягає в тому, що вона безпосередньо впливає на енергоспоживання будинків, як показано на рисунку 3.2.

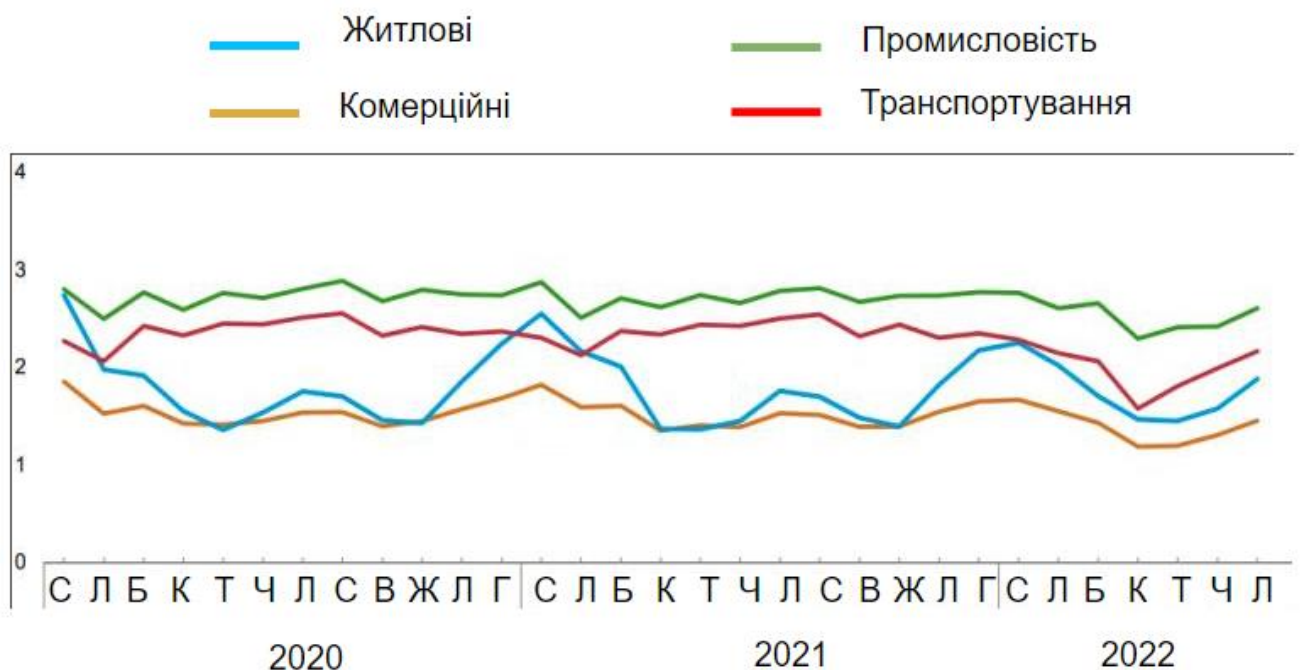


Рисунок 3.2 - Споживання енергії в різних секторах з січня 2020 по липень 2022

Після прогнозування електричного навантаження на наступний день було запропоновано процес планування на основі моделі QL для планування електроприладів з мінімальним енергоспоживанням та з високим комфортом користувача.

3.3 Попередня обробка даних

Розумний лічильник збирає дані про споживання енергії з датчиків, підключених до різних побутових приладів. Таким чином, існує ймовірність того, що дані містять неоднозначність і помилкові дані через зміну клімату, проблеми з несправними лічильниками тощо.

Щоб усунути шум і помилкові дані, для цього використовується техніка фільтрів згладжування. В ній застосовується фільтр згладжування даних, щоб зменшити кількість переходів між станами, використовуючи фільтр ковзаючого середнього з діапазоном 3 яке розраховується за допомогою рівняння:

$$y_s(x) = \frac{(y(x-1) + y(x) + y(x+1)))}{3}. \quad (3.1)$$

Після операції згладжування фільтра отримані дані мають дробову частину, яка видаляється шляхом округлення даних до найближчого цілого значення, оскільки кожне значення формує стан у моделі Маркова. Таблиця 3.1 ілюструє ці операції на зразках даних.

Кількість станів обчислюється шляхом обчислення унікальних значень у послідовності вхідних даних, а переходи станів обчислюються шляхом підрахунку кількості змін станів під час руху зліва направо послідовності вхідних даних. Спостерігається, що після згладжування кількість станів зменшилася з 5 до 4, а переходів між станами – з 7 до 5 для цієї вибірки даних.

Таблиця 3.1. Ілюстрація роботи фільтра згладжування на зразку послідовності зайнятості

Опис	Послідовність вхідних даних									Необхідна кількість	
										Стани	Переходи
Зразок даних	6	7	7	8	9	6	7	6	5	5	7
Плаваюче сер. (діапазон = 3)	6.00	6.67	7.33	8.00	7.67	7.33	6.33	6.00	5.00		
Округлення до найближчого цілого значення	6	7	7	8	8	7	6	6	5	4	5

Запропонована техніка фільтрації згладжування широко використовується для фільтрації та уточнення даних часових рядів.

Після виконання процесу згладжування позначаються дані, щоб підігнати їх до процесу виділення функцій на основі CNN.

Класи міток розроблені на основі даних про енергію, які генерує розумний лічильник у певний час доби.

Оскільки кінцевою метою є прогнозування майбутніх значень енергоспоживання та планування робочого часу електронних приладів на їх основі, тому важливо виділити найбільш релевантні функції на етапі вилучення функцій.

Однак вилучення характеристик із даних часових рядів є складною роботою, тому необхідно дуже обережно маркувати дані.

Мітки, які використовуються в запропонованому процесі вилученні ознак і класифікації, наведені в таблиці 3.2.

Спочатку тестується модель із меншою кількістю міток, а потім з більшою, щоб перевірити найкращу кількість міток для 1D-DCNN.

Таблиця 3.2 – Мітки класів, створені для 1D-DCNN

Час	Пора дня	Клас
21:00-05:00	Ніч	1
06:00-11:00	Ранок	2
12:00-15:00	Обід	3
15:00-20:00	Вечір	4

Після проведення процесу маркування, дані сегментуються за допомогою техніки фіксованого ковзного часового вікна (FSTW). Запропонована техніка FSTW зсуває ковзне вікно на фіксований проміжок часу для генерації різних сегментів. Потім ці сегменти ізолюються для подальшої обробки на етапі вилучення ознак. Техніка FSTW працює з використанням двох параметрів, тобто параметра зсуву та розміру вікна, представленого символами s і w відповідно, як показано на рисунку 3.3. Як показано на рисунку, дані з розумного лічильника поділяються на різні сегменти за допомогою FSTW техніку для ефективного введення в алгоритм вилучення ознак.

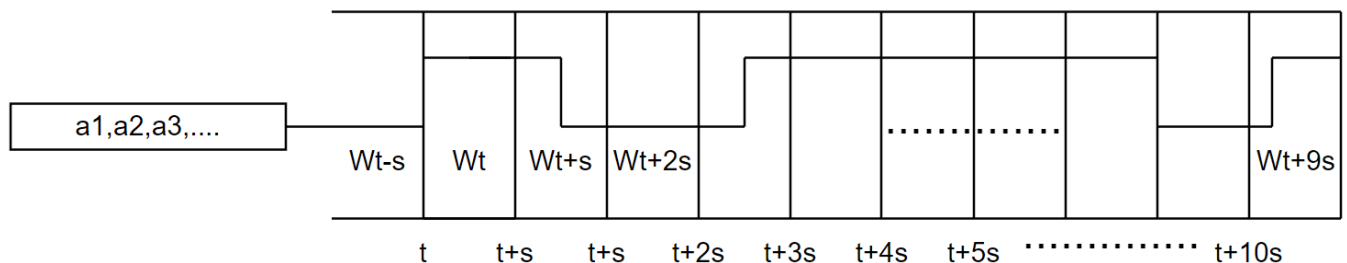


Рисунок 3.3 - Техніка фіксованого розсувного вікна

3.4 Процес виділення ознак і класифікації

Вилучення ознак із числових рядів є досить складним завданням. Однак завдяки запропонованій сегментації та попередній обробці даних із важливими мітками стало легше та швидше отримувати важливі ознаки. Ознаки із кожного ковзного вікна витягуються за допомогою 1D-DCNN.

Протягом останнього десятиліття згорткові нейронні мережі (CNN) стали стандартом де-факто для різних операцій комп'ютерного зору та машинного навчання. CNN - це штучні нейронні мережі прямого зв'язку (ANN) із чергуванням шарів згортки та підвибірки.

Глибокі мережі 2D-DCNN з багатьма прихованими шарами та мільйонами параметрів мають здатність вивчати складні об'єкти та шаблони, за умови, що їх можна навчати на величезній візуальній базі даних із базовими мітками. При належному навчанні ця унікальна здатність робить їх основним інструментом для різних інженерних програм для 2D-сигналів, таких як зображення та відеокадри. Тим не менш, це може бути нежиттєздатним варіантом у численних додатках через 1D-сигнали, особливо коли навчальні дані є дефіцитними або специфічними для програми.

Для вирішення цієї проблеми було запропоновано 1D-DCNN, які відразу досягли найсучасніших рівнів продуктивності в кількох додатках, таких як персоналізована класифікація біомедичних даних і рання діагностика, структурний моніторинг стану, виявлення та ідентифікація аномалій у силовій електроніці та електриці. виявлення несправності двигуна. Ще одна головна перевага полягає в тому, що недорога апаратна реалізація в режимі реального часу можлива завдяки простій і компактній конфігурації 1D-DCNN, які виконують лише 1D згортки (скалярне множення та додавання).

Для того, щоб визначити 1D-DCNN, розпочинаємо з підготовки вхідних даних, які є 1D матрицею з розміром вікна w і розмір зчитування датчика m . Фактичне представлення показань датчика представлено за допомогою вектора розмірності, як показано в наступному рівнянні:

$$S_1^T = b_1, b_2, b_3, \dots, b_{T-1}, b_t. \quad (3.2)$$

де b - значення навантаження від датчика в момент часу t .

Далі кожен сегмент передається в 1D-DCNN, як показано на малюнку 2. 1D-DCNN використовується для вилучення різних ознак із попередньо оброблених даних про енергію. Екземпляр вхідного x даних R , який додатково складається зі значення мітки часу та набору функцій P . Вхідний екземпляр x передається до 1D-DCNN із фільтром, представленим f . Карта функцій будується на кожному рівні CNN за допомогою наступного рівняння:

$$x_k^i = a_k^i \sum_{m=1}^{N_{i-1}} conv1D(f_{mk}^i, o_m^{i-1}). \quad (3.3)$$

де x_k^i є вхідним сигналом для нейрона CNN, a_k^i представляє зсув k -го нейрона на рівні i , а o_m^{i-1} є вихідним сигналом $i-1$ нейрона. Вагова матриця f_{mk}^i представляє ядро від попереднього нейрона, тобто $i-1$ до поточного нейрона i . $conv1D$ представляє функцію згортки, яка працює над вхідними даними за допомогою фільтра змінного розміру.

Після виконання операції згортки на кожному нейроні результат передається до функції активації Rectified Linear Unit (ReLU) і максимального об'єднання (MP). ReLU, представлене σ , виводить вхідне значення безпосередньо, якщо воно позитивне, або змінює його на позитивне у випадку запропонованої схеми, якщо воно негативне. ReLU використовується тому, що багато значень даних про енергоспоживання можуть мати нульове значення, коли жоден із приладів не працює в системі розумного будинку. Вихід ReLU обчислюється в обхід виходу, представленого CO_i , від рівня згортки до ReLU, як показано в наступному рівнянні:

$$O_{ReLU_i} = \sigma(CO_i). \quad (3.4)$$

Після операції *ReLU* карта функцій передається до пакетної нормалізації (BN) для стандартизації вхідних даних для шару. У функції згортки BN використовується в першій частині, а MP-шар додається в другій частині для зменшення дискретизації карт функцій. Зведений шар застосовано для створення єдиного довгого вектора об'єкта для передачі його на повністю пов'язаний (FC) шар. Щоб уникнути переобладнання в кінцевому виході, застосовано механізм Dropout (DO). Нарешті, класифікація даних виконується за допомогою функції активації SoftMax, представленої за допомогою SM_i на виході шару вилучення, як показано в наступному рівнянні:

$$SM_i = \frac{e^{O_i^{DO}}}{\sum_{z=1}^N e^{O_z^{DO}}}. \quad (3.5)$$

3.5 Прогнозування навантаження за допомогою LSTM

ANN широко використовується для прогнозування короткострокових навантажень, однак використання ANN для тривалого навантаження вважається недоречним. Через цю слабкість використання ANN для довгострокового прогнозування навантаження використовували BLSTM для прогнозування довгострокового навантаження на основі вихідних даних, отриманих під час фази виділення ознак.

Проте прогнозування не залежить лише від значень енергоспоживання, отриманих у різний час доби. Тому відбувається інтегрування низки параметрів для оптимізації прогнозування даних. Варто зазначити, що вибір вхідних даних для алгоритму LSTM є досить складним завданням. Налаштовуються значення вхідних параметрів під час процесу моделювання. Вхідні параметри, які використовуються

в запропонованому підході, наведені в таблиці 3.3. Модель BLSTM навчається з використанням 80% даних із тестового набору, тоді як 20% використовується для тестування. Однак дані складаються з випадків споживання електроенергії приблизно за два роки; отже, існує ймовірність того, що результати, згенеровані за певний час, можуть містити неправильні екземпляри. Таким чином, розподілення відбувається за даними на основі дати генерації даних на два основні сезони, тобто (1) жаркий і (2) холодний.

Таблиця 3.3 - Вхідні параметри до моделі BLSTM

Номер	Параметри
1	Споживання енергії в певний час доби (тобто вранці, ввечері тощо)
2	Час доби (з інтервалом 30 хвилин)
3	День тижня (1–7)
4	Свято
5	Попит на енергію у вихідні дні (субота та неділя)
6	Потреба в енергії за останню добу
7	Потреба в енергії минулого тижня
8	Потреба в енергії в минулому місяці
9	Середня температура дня
10	Середня температура місяця

Інформація входів 1–8 отримується з наборів даних під час фази виділення ознак і класифікації. Однак інформація про температуру недоступна в наборах даних, тому інформація про температуру подається в запропоновану систему BLSTM із набору даних температури. Крім того, під час дослідження було помічено, що використання інформації про температуру в процесі прогнозування значно покращує процес прогнозування. Цей вхід тепер передається в модель BLSTM, яка зображена на рис. 3.4. Модель BLSTM повністю залежить від комірки BLSTM, яка знаходиться в центрі моделі BLSTM. Ця комірка приймає вхідне

значення x_t і прихований вектор v_{t-1} з попереднього часового кроку, а потім виробляє оцінений вихід o_t разом із вектором пам'яті m_t . Структура комірки LSTM показана на рисунку 3.4. Крім того, повне обчислення можна представити наступними рівняннями.

$$\alpha_t = \sigma(W_\alpha \cdot [h_{t-1}, x_t]) + \varphi_\alpha. \quad (3.6)$$

$$\beta_t = \sigma(W_\beta \cdot [h_{t-1}, x_t]) + \varphi_\beta. \quad (3.7)$$

$$\gamma_t = \sigma(W_\gamma \cdot [h_{t-1}, x_t]) + \varphi_\gamma. \quad (3.8)$$

$$\delta_t = \sigma(W_\delta \cdot [h_{t-1}, x_t]) + \varphi_\delta. \quad (3.9)$$

$$\alpha_t = o_t \cdot \tanh(c_t). \quad (3.10)$$

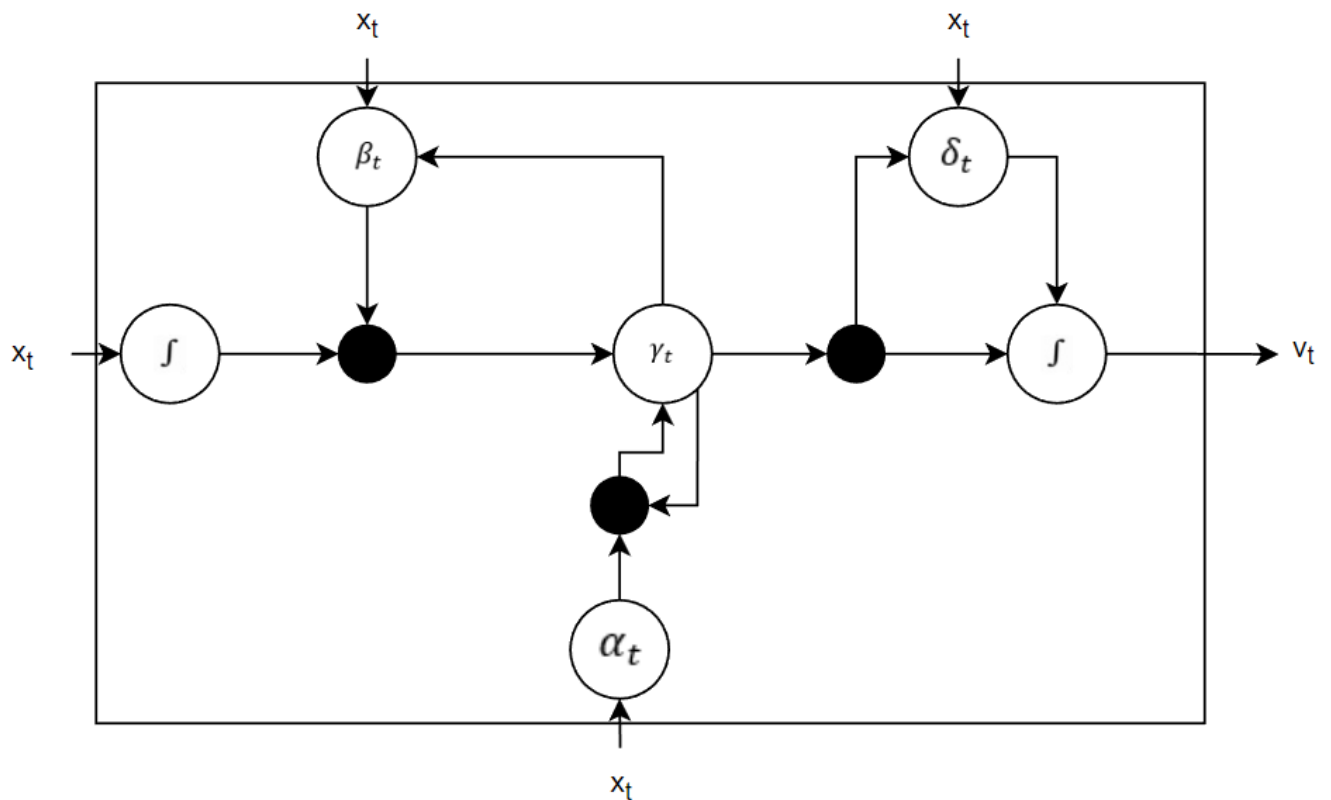


Рисунок 3.4 - Коміркова структура LSTM

Згідно з наведеними вище рівняннями, стан клітинки BLSTM очищається, записується та отримується за допомогою ключів доступу що називаються втрата (α_t), вхід (γ_t) і вихід (δ_t), відповідно. W і φ представляють ваги та припущення, які вивчаються під час фази навчання.

Архітектура BLSTM складається з кількох рівнів, і кожен рівень виводить унікальне прогнозоване значення. Тому важливо об'єднати всі виходи в одне значення. У запропонованій роботі конкатенація здійснюється за допомогою прямої нейронної мережі. Нейронна мережа прямого зв'язку відображає кінцевий результат багатьох рівнів BLSTM в єдине значення, як показано на рисунку 3.4. Остаточне прогнозоване значення генерується протягом 24 годин з різницею в часі 30 хвилин. Крім того, точність прогнозованих значень перевіряється за допомогою методів прогнозування помилок

3.6 Прогнозування споживання енергії побутовою технікою у системі «Розумний будинок»

Прогнозовані значення передаються в запропоновану систему планування, призначену для планування робочого часу побутової техніки. Пропонований планувальник базується на алгоритмі RL. Агенти RL оперують феноменом виконання дії a та отримують винагороду r .

Якщо винагорода висока, агенти RL виконують подібну дію знову і знову, нарешті досягаючи цільового стану g . У схемі планування прикріплюється агент RL до кожного пристрою для виконання відповідної дії на основі прогнозованого значення. Подібним чином, якщо дія не виконується, агент RL зв'язується з рештою агентів RL, щоб відповідним чином налаштувати свої слоти. Наприклад, якщо виконання дії призводить до високого споживання енергії, агенти відповідного пристрою спілкуються з рештою агентів, щоб змінити їхні рівні потужності на режим низького споживання. Спілкування між агентами здійснюється за допомогою служби передачі повідомлень. Для цього можна використати

протоколи передачі повідомлень CoAP або MQTT. MQTT - це клієнт-серверний протокол, розроблений для IoT (хоча на той час він так не називався), основою якого є обмін повідомленнями публікації та підписки. Сервер MQTT, також відомий як брокер, який дозволяє перевіряти та керувати підключеними пристроями та повідомленнями IoT.

Посередник також може надавати спільні послуги, наприклад збереження повідомлення. Доступно багато клієнтських бібліотек і посередників: безкоштовних, із відкритим кодом і з комерційною підтримкою. CoAP (The Constrained Application Protocol) також є протоколом клієнт-сервер, розробленим для IoT. Він також націлений на обмежені пристрої, але створений за моделлю Всесвітньої мережі ресурсів (URI) і HTTP.

Він використовує GET, POST, PUT і DELETE, HTTP, з якими він може взаємодіяти через проксі. URI представляють стан пристрою, але пристрої можуть бути клієнтом або сервером CoAP. Наприклад, клієнт розміщує оновлення на сервері або сервер відповідає на запити GET від клієнтів. MQTT - це рівень над TCP, тоді як CoAP працює над UDP. Деякі функції TCP, яких немає в UDP, такі як фрагментація, мають бути повторно реалізовані в CoAP. З іншого боку, CoAP може використовувати функцію багатоадресної передачі UDP, якої немає в TCP. Як і MQTT, CoAP має реалізацію клієнтів і серверів кількома мовами. MQTT - це протокол зв'язку «багато-до-багатьох» для передачі повідомлень між кількома клієнтами через центрального посередника. Він роз'єднує виробника та споживача, дозволяючи клієнтам публікувати, і вирішує, куди направляти та копіювати повідомлення.

Незважаючи на те, що MQTT має деяку підтримку постійності, він найкраще працює як комунікаційна шина для живих даних. CoAP - це, перш за все, протокол «один-до-одного» для передачі інформації про стан між клієнтом і сервером. Хоча він підтримує ресурси спостереження, CoAP найкраще підходить для моделі передачі стану, а не виключно на основі події. Клієнти MQTT встановлюють довгострокове вихідне TCP-з'єднання з пристроєм. Зазвичай це не створює проблем для пристроїв за NAT. Клієнти та сервери CoAP надсилають і отримують

пакети UDP. У середовищах NAT можна використовувати тунелювання або перенаправлення портів, щоб дозволити CoAP, або пристрій може спочатку ініціювати підключення до головної частини, як у LWM2M. MQTT не підтримує позначення типів повідомлень або інших метаданих, щоб допомогти клієнтам їх зрозуміти. Повідомлення MQTT можна використовувати для будь-яких цілей, але всі клієнти повинні заздалегідь знати формати повідомлень, щоб дозволити спілкування. CoAP, навпаки, забезпечує вбудовану підтримку для узгодження та виявлення вмісту, що дозволяє пристроям досліджувати один одного, щоб знайти шляхи обміну даними. Тому пріоритетом став CoAP протокол передачі даних. Кожен агент додатково приєднується до черги повідомлень. У черзі кожен агент надсилає повідомлення, а решті агентів дозволяється прочитати повідомлення для виконання необхідних дій. Головна мета полягає в тому, щоб дозволити побутовому приладу виконувати дії розумно та безперебійно. Спілкування агентів через службу черги повідомлень показано на рисунку 3.5.

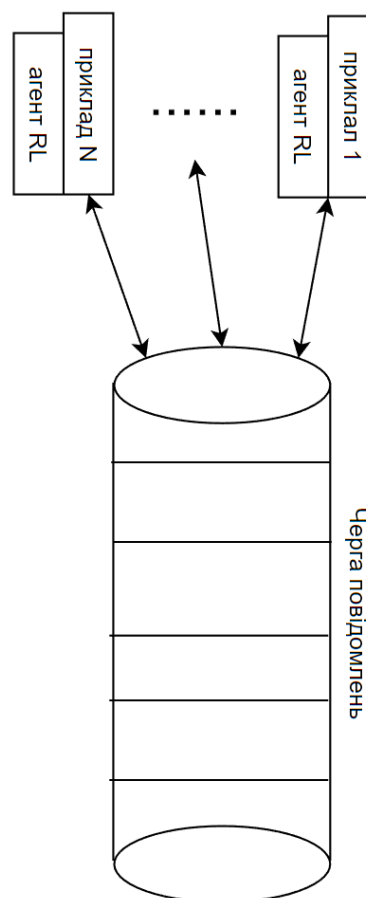


Рисунок 3.5 - Передача повідомлень між агентами приладів

3.7 Висновки до розділу 3

Таким чином запропоновано метод прогнозування споживання енергії у системі "Розумний будинок". В основі методу закладено процес класифікації історичних даних про споживання електричної енергії на різні групи за часом доби. Такі кроки дозволили зменшити обробку даних на всіх етапах.

Енергетичні дані - це дані часових рядів з одним виміром, тому було включено та запропоновано підхід на основі BLSTM. Інші підходи в основному використовували ANN та інші методи глибокого навчання, які потребували величезної кількості даних для навчання.

Планування роботи побутової техніки здійснюється за допомогою алгоритму підкріплення Q-навчання на прогнозованих даних. Це дозволяє користувачеві планувати майбутній розпорядок роботи побутової техніки на основі результатів запропонованого розкладу.

Запропонована схема працює в три фази:

1. Виділення ознак і класифікація на основі 1D-DCNN.
2. Прогнозування електричного навантаження на основі BLSTM з рядом параметрів з автентичних наборів даних .
3. Планування робочого часу техніки на базі QL.

Енергія споживання побутової техніки значно знижується, і досягається автономність та автоматизованість в домашній системі курування побутовими приладами, що включає різні моделі глибокого навчання та штучного інтелекту.

4 ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДУ ТА АРХІТЕКТУРА ПРОГРАМНО-ТЕХНІЧНОГО ЗАСОБУ ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕНЕРГІЇ У СИСТЕМІ «РОЗУМНИЙ БУДИНОК»

4.1 Набір даних для проведення експериментів

Прототип підсистеми перевірено на загальнодоступних наборах даних що описують енергоспоживання побутової техніки, отриманих від різних інтелектуальних лічильників, встановлених у тестовому розумному будинку [35]. Набори даних склалися з кількох даних інтелектуального лічильника, однак набір даних для навчання та тестування, отриманий від інтелектуальних лічильників будинку номер GMC12357. Набори даних GMC12357 складаються із запису енергетичних значень 19 431 випадків за період з 8.12.2021 по 1.02.2023. Набір даних представляв значення енергії для 30-хвилинної частоти вибірки протягом приблизно 2 років. У тестуванні виділених ознак і класифікації було вибрано перші 4000 екземплярів зібраних даних. З цих 4000 екземплярів 80% даних використовується для тестування, а 20% - для навчання. Крім того, споживання енергії наводиться в одиниці кВт-год, яка є стандартною одиницею вимірювання споживання енергії.

4.2 Оцінка енергоефективності.

4.2.1 Аналіз моделі 1D-CNN для вилучення ознак і класифікації

Ефективність першої частини методу, тобто виділення ознак і класифікація на основі 1D-CNN, було досліджено за допомогою метрик: точності, відклику, F-міри та достовірності. Ці показники обчислюються відповідно до наступних формул:

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)}. \quad (4.1)$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (4.2)$$

$$Fscore = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{(Precision + Recall)} \quad (4.3)$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{(TP + FP + FN + TN)} \quad (4.4)$$

де TP, FP, TN і FN представляють істинно позитивний, хибно позитивний, істинно негативний і хибно негативний відповідно.

Проведення експерименту по виділенню ознак і класифікації здійснюється на основі даних, отриманих від інтелектуального лічильника номер GMC12357. Експерименти порівнюються з 1D-CNN, як показано в таблиці 4.1. 1D-DCNN працює краще, коли кількість зразків у вікні більша.

Однак глибока згортка перевершує 1D-CNN, оскільки містить більше шарів і менше вибірок набору даних. Крім того, наявні наразі набори енергетичних даних містять записи споживання енергії за годину або день.

Тому було запропоновано 1D-DCNN для досягнення високої точності порівняно з 1D-CNN.

Таблиця 4.1 - Аналіз 1D-DCNN порівняно з 1D-CNN

Модель	Точність (%)	Відклик (%)	F-міра (%)	Правильність(%)
1D-CNN	75	75	74,780	75,02
1D-DCNN	91	91	90,540	90,55

4.2.2 Аналіз прогнозування за допомогою BLSTM

Ефективність прогнозування навантаження за допомогою моделі BLSTM, було оцінено за допомогою середньоквадратичної помилки (MSE), MSE є однією з найпоширеніших регресійних функцій втрат. У середній квадратичній помилці, також відомій як втрата L2, похибка обчислюється, зводячи в квадрат різницю між прогнозованим і фактичним значенням і усереднюючи її для набору даних.

MSE також відомий як квадратична втрата, оскільки штраф пропорційний не помилці, а квадрату помилки. Зведення помилки в квадрат дає більшу вагу викидам, що призводить до плавного градієнта для малих помилок.

Алгоритми оптимізації виграють від цього штрафу за великі помилки, оскільки це корисно для пошуку оптимальних значень для параметрів. MSE ніколи не буде від'ємним, оскільки помилки є квадратичними.

Значення похибки коливається від нуля до нескінченності. MSE експоненціально зростає зі збільшенням похибки. Хороша модель матиме значення MSE ближче до нуля. Середньоквадратичної помилки (RMSE), RMSE обчислюється шляхом вилучення квадратного кореня з MSE. RMSE також називають середньоквадратичним відхиленням. Він вимірює середню величину помилок і розглядає відхилення від фактичного значення.

Значення RMSE з нулем означає, що модель ідеально підходить. Чим нижче RMSE, тим краща модель і її прогнози. Вищий RMSE вказує на те, що існує велике відхилення від залишкової істинності до базової. RMSE можна використовувати з різними функціями, оскільки це допомагає з'ясувати, чи функція покращує прогноз моделі чи ні.

Середня абсолютна похибка (MAE), також відома як втрати L1, є однією з найпростіших функцій втрат і простим для розуміння показником оцінки. L1 обчислюється шляхом усереднення абсолютної різниці між прогнозованими та фактичними значеннями для набору даних, це середнє арифметичне абсолютних помилок. MAE вимірює лише величину помилок і не направляє їх.

Чим нижче MAE, тим вища точність моделі. Середня помилка зміщення (MBE), Зсув у «середній похибці зміщення» - це тенденція процесу вимірювання де переоцінюється або занижується значення параметра.

Зазвичай є лише один напрямок, який може бути як позитивним, так і негативним. Позитивне зміщення означає, що помилка даних переоцінена, а негативне зміщення означає, що помилка занижена. Середня похибка зміщення (MBE) - це середнє значення різниці між прогнозованими та фактичними значеннями.

Цей показник оцінки кількісно визначає загальне зміщення та фіксує середнє зміщення в прогнозі. Це майже схоже на MAE, єдина відмінність полягає в тому, що тут не береться абсолютне значення, оскільки позитивні та негативні помилки можуть компенсувати одна одну.

Як показано у таблиці 4.2, останні показники, тобто MAPE та MBE, дають кращі результати порівняння фактичних і прогнозованих значень. Крім того, перші три методи широко застосовуються у випадку регресійних моделей.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2. \quad (4.5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}. \quad (4.6)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - x_i|. \quad (4.7)$$

$$MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i). \quad (4.8)$$

Таблиця 4.2 - Аналіз BLSTM з LSTM для прогнозування енергетичних даних часових рядів.

Модель	MSE	RMSE	MAE	MBE
LSTM	0.3123	0.5689	0.3145	0.03710
BLSTM	0.2814	0.5273	0.2910	0.03345

Під час моделювання було помічено, що на продуктивність моделі BLSTM впливають наявні в даних гіперпараметри. Тому ці параметри оптимізуються та налаштовуються за допомогою процедури послідовного налаштування. Експерименти проводились на протязі 100 епох на даних 7000 екземплярів із набору даних смарт-лічильника номер GMC12357, як показано на рисунку 4.1. Однак під час експериментів помічено, що після 70 епох результати змінюються з досить незначними значеннями. Як видно на графіку, по осі ординат точність прогнозу значно зростає.

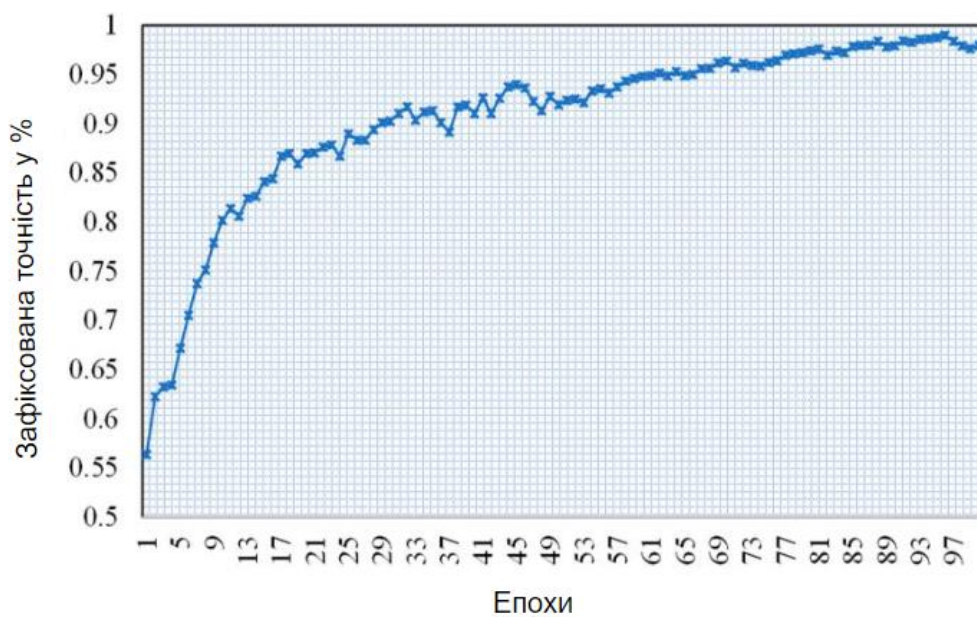


Рисунок 4.1 - Точність передбачення BLSTM для 100 епох

Енергоспоживання прогнозованого виходу порівнюється з фактичними значеннями за 1-місячний період із частотою вибірки 1 значення витрат енергії на весь день. Причиною порівняння значень за 1 місяць є забезпечення чіткого візуального розуміння результатів. На рисунку 4.2 видно як, прогнозоване споживання енергії досить схоже на фактичне споживання енергії. У випадку запропонованої схеми MAE та MAPE значно менші порівняно з моделлю LSTM. На основі цих результатів можна зробити висновок, що алгоритм BLSTM працює краще у випадку прогнозування даних часових рядів. Тут варто згадати, що продуктивність BLSTM можна покращити, додавши більше шарів. Однак у цьому випадку вартість обчислень може зрости. Прогнозоване та фактичне енергоспоживання даних інтелектуального лічильника за один день з лічильника GMC12357 показано на рисунку 4.2.



Рисунок 4.2 - Порівняння прогнозованого та фактичного енергоспоживання смарт-лічильника GMC12357

Отже, запропонований метод ефективно планує роботу приладів, приєднуючи агентів до кожного пристрою розумного дому, що дозволило зменшити та оптимізувати енергоспоживання

4.3 Архітектура програмно-технічного засобу для прогнозування та оптимізації споживання електроенергії у системі «Розумний будинок»

Для реалізації прототипу системи було використано середовище qToggle. qToggle працює на базі класичної локальної мережі Ethernet та/або Wi-Fi. Пристрої, які використовує qToggle, зазвичай є датчиками або приводами з підключенням до мережі. qToggle полегшує це завдання керування пристроями, дозволяючи оновлювати мікропрограму для пристроїв різних типів і моделей. qToggle API – це інтуїтивно зрозумілий HTTP API, який дозволяє дистанційно керувати основними апаратними портами, такими як GPIO або аналого-цифрові перетворювачі (ADC).

Функції API згрупуємо в такі категорії:

1. Керування пристроєм – загальний стан і конфігурація пристрою.
2. Управління портом – інформація про порт і конфігурація.
3. Значення портів – читання та запис значень з і до портів.
4. Повідомлення – повідомлення про події.
5. Зворотні виклики API — виклики API через зворотні запити HTTP.

Обладнання, що використовується в системі, включає плати Raspberry Pi 4, модулі Wi-Fi ESP 8266 і розумні пристрої. Комп'ютерна система Raspberry Pi виконує такі три функції в налаштуваннях qToggle:

1. Комп'ютерна система може діяти як пристрій qToggle, якщо вона оснащена периферійними пристроями (датчиками або релейними платами).
2. Плата виступає як головний концентратор для інших пристроїв.
3. Це допомагає встановити мікропрограму ESP на деяких пристроях під час запуску TuYa Convert OS (TuYa — це платформа інтелектуальних пристроїв, яка пропонує хмарні служби для пристроїв на основі ESP8266/ESP8285).

Система qToggle складається з qToggleServer, qToggleOS, espQToggle, доповнень та інших інструментів і пакетів, які є специфічними для певних налаштувань і випадків використання. Основним компонентом є qToggleServer - він діє як центр і забезпечує зручний веб-додаток. qToggleOS - це операційна система (ОС), готова до використання з платами Raspberry Pi і запускає qToggleServer. espQToggle - це спеціальне програмне забезпечення для пристроїв ESP8266/ESP8285, яке реалізує API qToggle. Доповнення - це додаткові частини програмного забезпечення, які покращують функціональність qToggleServer. Пристрій, який використовує qToggle, описує себе, вказуючи його конфігурацію, підтримувані додаткові функції та порти, які він відкриває. Кожен порт, у свою чергу, описує себе із зазначенням ідентифікатора, типу, конфігурації. Відносини головний-підлеглий між простими пристроями та концентраторами в мережі, виходить складна топологія дерева. Таким чином, можна легко керувати великою кількістю розумних пристроїв, як показано на рисунку 4.4. Споживачі можуть працювати на будь-якому рівні в ієрархії, таким чином маючи доступ всередині мережі до будь-якого бажаного піддерева.

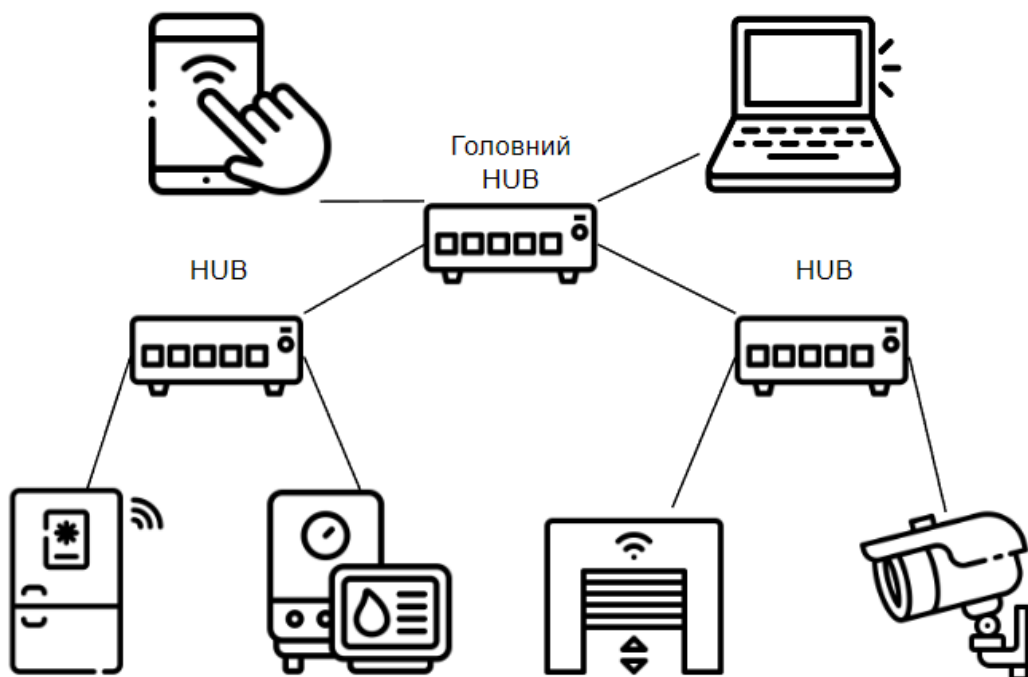


Рисунок 4.4 - Топологія qToggle

Хаб дозволить централізоване адміністрування пристроїв, які використовує qToggle. Концентратори діють як споживачі під час спілкування з іншими пристроями, але вони також надають інтерфейс API, який дозволяє іншим споживачам бачити їх як пристрої. Це дозволяє створювати складні ієрархії пристроїв і концентраторів, які перебувають у відносинах головний-підлеглий. Ведучий керує підлеглими пристроями та дозволяє отримати до них доступ через власні функції API.

Таким чином, можуть бути отримані складні ланцюгові конфігурації головний-підлеглий. Головний пристрій підтримує спеціальні функції API для перерахування, додавання та видалення підлеглих. Підлегли пристрої ідентифікуються на головному за їх іменами. qToggle реалізує три ролі, які визначають рівень доступу: роль адміністратора, маючи можливість переглядати та змінювати конфігурацію; звичайна роль, яка не має доступу до конфігурації, але може читати записувати в порти, і роль лише для перегляду, яка може лише читати значення порту.

Для полегшення автоматизації qToggle дозволяє додавати правила, які диктують значення портів на основі різних умов. Це означає, що порт можна навчити використовувати вираз на основі інших портів і функцій у спосіб, який нагадує формули електронної таблиці.

Вирази можна встановити на рівні пристрою або на рівні концентратора. Під час встановлення виразу на рівні концентратора можна включити порти будь-якого пристрою, відомого концентратору. Це дозволить ефективно реалізовувати відносини між різними пристроями.

Якщо споживачам потрібно сповістити про події, які відбуваються на пристрої, qToggle пропонує три методи сповіщення: прослуховування подій за допомогою довгих запитів HTTP (довге опитування), веб-перехоплення та опитування (найменш ефективний, але найпростіший в реалізації).

Налаштування qToggle зазвичай розгортаються в приватних мережах, де неможливо отримати прямий доступ до пристроїв з Інтернету. Рішення часто залежать від переадресації портів, де доступні публічні IP-адреси.

Якщо перенаправлення портів небажане/неможливе, пристрої можна налаштувати на відкриття з'єднання із зовнішнім загальнодоступним сервером і очікування запитів API.

Цей механізм називається зворотним HTTP і дозволяє надсилати HTTP-запити до пристрою всередині приватної мережі без перенаправлення жодного порту. qToggle пропонує доповнення, які є простим і зручним способом упаковки додаткових функцій, які зазвичай прив'язані до певного пристрою чи служби. Додатки можна опублікувати або залишити приватними, залежно від потреб. Весь вихідний код є повністю відкритим кодом, тому можна легко зрозуміти, як це працює, можна запропонувати зміни. Крім того, надається документація щодо використання та подальшого розвитку qToggle для нових пристроїв або випадків використання.

Що стосується безпеки, qToggle використовує ряд найкращих практик, які часто можна знайти в сучасних веб-додатках. HTTPS використовується, коли зовнішній клієнт (Інтернет) спілкується з концентратором. Він забезпечує шифрування, автентичність концентратора та цілісність повідомлень HTTP.

Сертифікат TLS використовується в поєднанні з HTTPS для забезпечення цілей безпеки, згаданих вище. Let's Encrypt використовується для створення та оновлення сертифікатів TLS.

Віддалений (адміністративний) доступ до концентратора здійснюється через SSH. Протокол SSH використовує пари закритих/відкритих ключів ECDSA (або подібні) для автентифікації та шифрування. Крім того, пароль адміністратора, визначений на хабі, можна використовувати для віддаленого входу за допомогою імені користувача та пароля.

API визначає три ролі, які визначають дозволи для запиту:

1. Адміністратор.
2. Звичайний користувач і користувач лише для перегляду.

Запити API використовують веб-токен JSON (JWT), визначений RFC 7519, для надання даних автентифікації. Спільний секрет (так званий пароль) забезпечує автентичність абонента.

Секрет хешується перед використанням для підпису маркера JWT, щоб запобігти компрометації вихідного пароля. Відповідним атакам запобігають, використовуючи поточну позначку часу як nonce, включену в JWT. Крім того, можливо використати базову автентифікацію HTTP, дайджест-автентифікацію HTTP або керування сеансом на основі файлів cookie за допомогою звичайної форми входу.

Модуль Wi-Fi ESP 8266 являє собою набір високоінтегрованих бездротових систем на чіпі (SoC), який забезпечує повне та автономне мережеве рішення Wi-Fi.

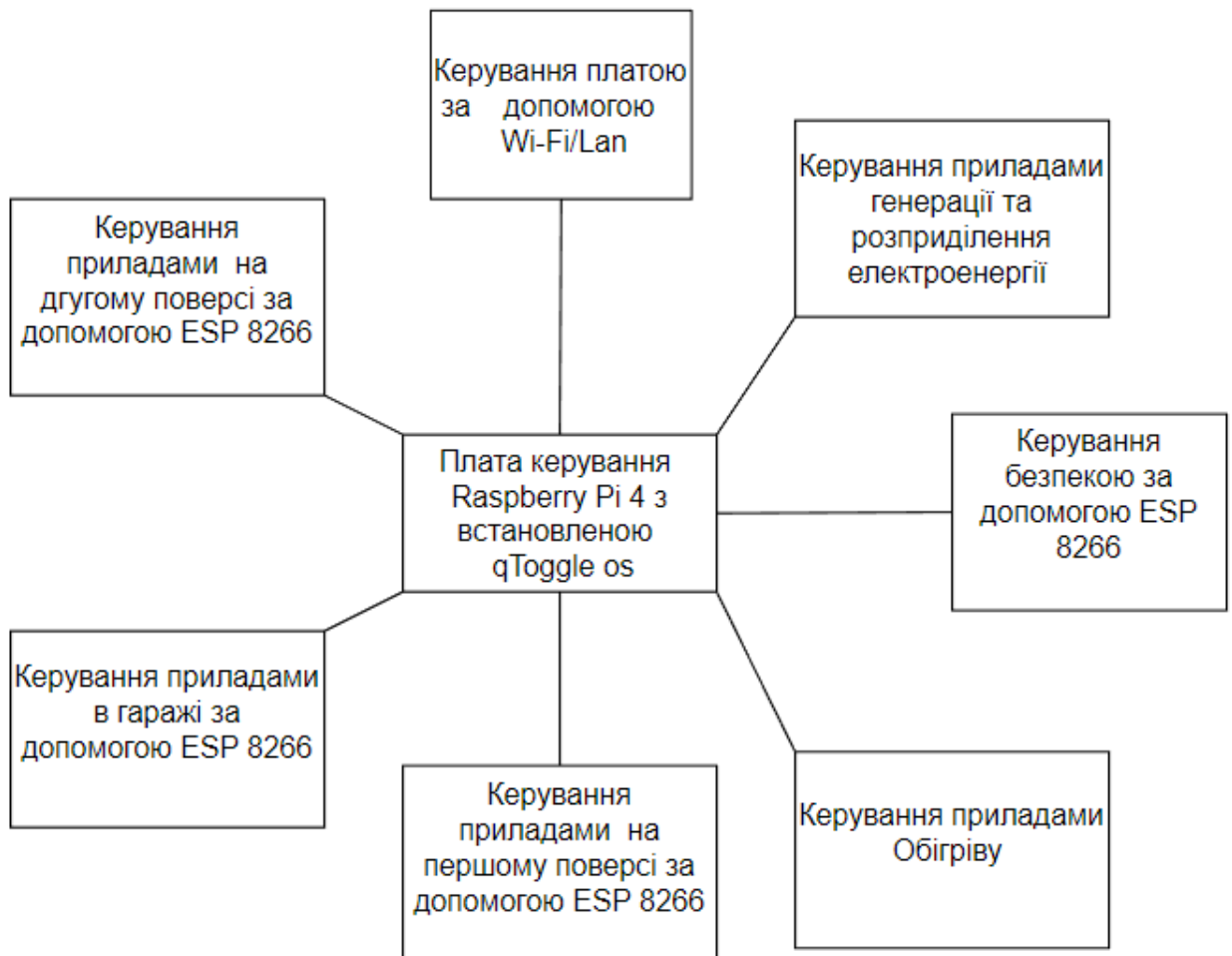


Рисунок 4.3- Запропонована архітектура qToggle для розумного будинку
4.3.1 Практична імплементація прототипу апаратно-програмного засобу

Представлено сценарій використання qToggle у реальній системі «Розумний будинок» для керування IoT приладами та енергоспоживанням цих приладів на рисунку 4.5 .

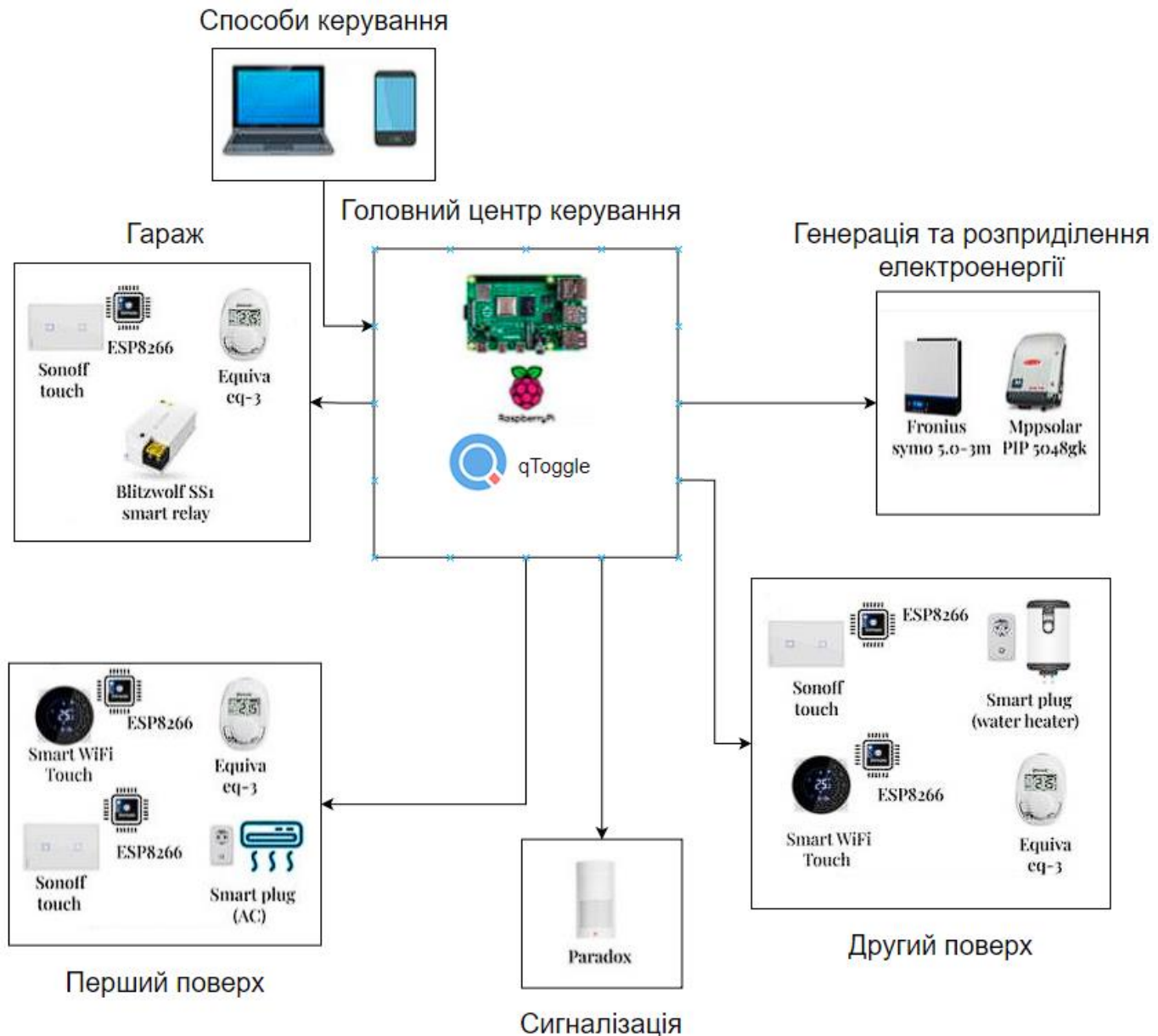


Рисунок 4.5 - Приклад реалізації qToggle архітектура з IoT приладами

Представлено сценарій використання qToggle у реальній системі «Розумний будинок» для керування IoT приладами та енергоспоживанням цих приладів. Сценарій складається з двоповерхового будинку з п'ятьма кімнатами,

двома ванними кімнатами, кухнею, коморою, сараєм, гаражем і садом. У цьому випадку qToggle використовується для різних цілей, таких як:

1. Контроль температури в приміщенні (термостати та кондиціонер (A/C));
2. Керування освітленням (вмикання-вимкнення);
3. Моніторинг потужності та енергії;
4. Контроль дверей – воріт, гаражних воріт або обох одночасно (відкрити–закрити);
5. Безпека – сигналізація;
6. Спринклери для саду.

На базі цього сценарію, для реалізації системи обрано середовище qToggle що базується на платі Raspberry Pi 4. Розумні пристрої підключаються до модулів Wi-Fi ESP 8266 що в свою чергу з'язуваються з платою керування Raspberry Pi 4 яка контролюється комп'ютером або телефоном за допомогою qToggle os яка в свою чергу саїлкується з користувачем та IoT приладами за допомогою підключення Lan, Wi-Fi.

4.4 Висновки до розділу 4

Таким чином запропоновано прототип програмно-технічного засобу реалізації методу прогнозування споживання енергії у системі "Розумний будинок". На основі зібраних даних [36], були зроблені розрахунки прогнозування навантаження за допомогою моделі BLSTM. Під час моделювання було помічено, що на продуктивність моделі BLSTM впливають наявні в даних гіпер-параметри. Тому ці параметри оптимізувались та налаштовувались за допомогою процедури послідовного налаштування. Експерименти проводились на протязі 100 епох на даних 7000 екземплярів із набору даних смарт-лічильника номер GMC12357. На базі проведених досліджень було запропоновано реалізацію системи. Реалізація відбувається на середовищі qToggle що встановлюється на плату Raspberry Pi 4. Зв'язок між пристроями забезпечували модулі Wi-Fi ESP 8266 які були підключені

до приладів в домі що в свою чергу з'язувались через даний Wi-Fi модуль з платою керування Raspberry Pi 4. Контроль та керування відбувались завдяки смартфону або комп'ютера які за допомогою додатку qToggle підключались до плати Raspberry Pi 4 на якій встановлено qToggle os, і з самого додатку переглядали інформацію про прилади та вказували необхідний режим роботи, що дозволило зменшити загальне споживання електроенергії в будинку, що позитивно сказалося на екології та фінансових затратах.

ВИСНОВКИ

В першому розділі проведено огляд існуючих методів та засобів збереження електроенергії в серидовиці «Розумний будинок» показав, що відомі рішення не дозволяють в повному обсязі здійснювати оптимізацію споживання електроенергії.

В другому запропоновано архітектуру підсистеми прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок». Запропонована підсистема складається з таких модулів як агенти та модулі курування на базі нейронної мережі з можливістю глибокого навчання для вибору оптимального сценарію використання енергії в системі «Розумний будинок».

Представлено модель розподілу електроенергії у підсистемі прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок», що дозволило формалізувати процес збереження, розподілу, оптимізації використання енергетичних ресурсів у системі «Розумний будинок».

Також запропоновано топології: топологія постійного струму та топологія змінного струму, що дозволяє створити систему яка буде взаємодіяти з власними джерелами видобутку енергії, так із джерелами які надаються за купівлю їх у держави.

Реалізація запропонованої підсистеми є основою для методу розподілу електроенергії у підсистемі прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок»

В третьому розділі запропоновано метод прогнозування споживання енергії у системі "Розумний будинок". В основі методу закладено процес класифікації історичних даних про споживання електричної енергії на різні групи за часом доби. Такі кроки дозволили зменшити обробку даних на всіх етапах. Енергетичні дані – це дані часових рядів з одним виміром, тому було включено та запропоновано підхід на основі BLSTM. Інші підходи в основному використовували ANN та інші методи глибокого навчання, які потребували величезної кількості даних для навчання. Планування роботи побутової техніки здійснюється за допомогою алгоритму підкріплення Q-навчання на прогнозованих даних. Це дозволяє

користувачеві планувати майбутній розпорядок роботи побутової техніки на основі результатів запропонованого розкладу. Енергія споживання побутової техніки значно знижується, і досягається автономність та автоматизованість в домашній системі курування побутовими приладами, що включає різні моделі глибокого навчання та штучного інтелекту. Запропонований метод працює в три фази:

1. Виділення ознак і класифікація на основі 1D-DCNN.
2. Прогнозування електричного навантаження на основі BLSTM з рядом параметрів з автентичних наборів даних .
3. Планування робочого часу техніка на базі QL.

В четвертому розділі запропоновано прототип програмно-технічного засобу реалізації методу прогнозування споживання енергії у системі "Розумний будинок". Було зібрано дані, і на основі зібраних даних були зроблені розрахунки прогнозування навантаження за допомогою моделі BLSTM. Під час моделювання було помічено, що на продуктивність моделі BLSTM впливають наявні в даних гіперпараметри.

Тому ці параметри оптимізувались та налаштовувались за допомогою процедури послідовного налаштування. Експерименти проводились на протязі 100 епох на даних 7000 екземплярів із набору даних смарт-лічильника номер GMC12357. На базі проведених досліджень було запропоновано прототип системи. Реалізація заснована на середовищі qToggle, що базується на одноплатній комп'ютерній системі Raspberry Pi 4.

Зв'язок між пристроями забезпечували модулі Wi-Fi ESP 8266, які були підключені до мережі Інтернету речей, що в свою чергу з'язувались через даний Wi-Fi модуль з платою керування Raspberry Pi 4.

Контроль та керування відбувались завдяки смартфону або комп'ютера які за допомогою додатку qToggle підключались до плати Raspberry Pi 4 на якій встановлено qToggle os, і з самого додатку переглядали інформацію про прилади та вказували необхідний режим роботи, що дозволило зменшити загальне споживання електроенергії в будинку, що позитивно сказалось на екології та фінансових затратах.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Eia U. Monthly Energy Review. 2020 Oct 27. URL: <https://www.eia.gov/totalenergy/data/monthly/pdf/mer.pdf>.
2. Anguita D., Ghio A., Oneto L., Arra X., Yes-Ortiz J.L. International Workshop on Ambient Assisted Living. Springer: *Human activity recognition on smartphones using a multiclass hardware-friendly support vector machine*. 2012. Berlin/Heidelberg, Germany.
3. Peterek T., Penhaker M., Gajdoš P., Dohnálek P.. Innovations in Bio-Inspired Computing and Applications: *Comparison of classification algorithms for physical activity recognition*. 2014. Springer; Berlin/Heidelberg, Germany.
4. Mnih V., Heess N., Graves A. Recurrent models of visual attention: *Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems*. 8-13 December 2014. Montreal, QC, Canada.
5. Lin J., Keogh E., Lonardi S., Chiu B. A symbolic representation of time series, with implications for streaming algorithms: *Proceedings of the 8th ACM SIGMOD Workshop on Research Issues in Data Mining and Knowledge Discovery*. 13 June 2003. San Diego, CA, USA.
6. Huynh T., Schiele B. Analyzing features for activity recognition: *Proceedings of the 2005 Joint Conference on Smart Objects and Ambient Intelligence: Innovative Context-Aware Services: Usages and Technologies*. 12–14 October 2005. Grenoble, France.
7. Galván I.M., Valls J.M., Cervantes A., Aler R. Multi-objective evolutionary optimization of prediction intervals for solar energy forecasting with neural networks. *Inf. Sci.* 2017;418:363–382. doi: 10.1016/j.ins.2017.08.039.
8. Cheng Y., Xu C., Mashima D., Thing V.L., Wu Y. Proceedings of the international Conference on Advanced Data Mining and Applications: *PowerLSTM: Power demand forecasting using long short-term memory neural network*. 21–23 November 2017. Dalian, China.

9. Choi E., Cho S., Kim D.K. Power Demand Forecasting using Long Short-Term Memory (LSTM) Deep-Learning Model for Monitoring Energy Sustainability. *Sustainability*. 2020;12:1109. doi: 10.3390/su12031109.
10. Bose A., Shyjith M.B. Energy Efficient Multiple Target Prediction and Sleep Scheduling in WSNs. *Int. J. Sci. Technol.* 2014.
11. Magno M., Boyle D., Brunelli D., Popovici E., Benini L. Ensuring survivability of resource-intensive sensor networks through ultra-low power overlays. *IEEE Trans. Ind. Inform.* 2013;10:946–956. doi: 10.1109/TII.2013.2295198.
12. Park H., Hwang S., Won M., Park T. Activity-Aware Sensor Cycling for Human Activity Monitoring in Smart Homes. *IEEE Commun. Lett.* 2016;21:757–760. doi: 10.1109/LCOMM.2016.2619700.
13. Mostafa S.A., Gunasekaran S.S., Mustapha A., Mohammed M.A., Abdullallah W.M. Modelling an Adjustable Autonomous Multi-agent Internet of Things System for Elderly Smart Home. *Proceedings of the International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics 2019*. 24–28 July 2019 Washington, DC, USA. pp. 301–311.
14. Akbari-Dibavar A., Nojavan S., Mohammadi-Ivatloo B., Zare K. Smart home energy management using hybrid robust-stochastic optimization. *Comput. Ind. Eng.* 2020;143:1–11. doi: 10.1016/j.cie.2020.106425.
15. Mbungu N.T., Bansal R.C., Naidoo R.M. Smart energy coordination of autonomous residential home. *IET Smart Grid*. 2019;2:336–346. doi: 10.1049/iet-stg.2019.0109.
16. Kong X., Sun B., Kong D., Li B. Home energy management optimization method considering potential risk cost. *Sustain. Cities Soc.* 2020;62:1–14. doi: 10.1016/j.scs.2020.102378.
17. Paudyal P., Ni Z. Smart home energy optimization with incentives compensation from inconvenience for shifting electric appliances. *J. Electr. Power Energy Syst.* 2019;109:1–9. doi: 10.1016/j.ijepes.2019.02.016.
18. Javadi M.S., Gough M., Lotfi M., Nezhad A.E., Santos S.F., Catalão J.P. Optimal self-scheduling of home energy management system in the presence of

photovoltaic power generation and batteries. *Energy*. 2020;210:1–13. doi: 10.1016/j.energy.2020.118568.

19. Divina F., Torres M.G., Vela F.A.G., Noguera J.L.V. A comparative study of time series forecasting methods for short term electric energy consumption prediction in smart buildings. *Energies*. 2019;12:1934. doi: 10.3390/en12101934.

20. Lu R., Hong S.H., Yu M. Demand response for home energy management using reinforcement learning and artificial neural network. *IEEE Trans. Smart Grid*. 2019;10:6629–6639. doi: 10.1109/TSG.2019.2909266.

21. Ahmad T., Chen H. Deep learning for multi-scale smart energy forecasting. *Energy*. 2019;175:98–112. doi: 10.1016/j.energy.2019.03.080.

22. Sun X., Luh P.B., Cheung K.W., Guan W., Michel L.D., Venkata S.S., Miller M.T. An Efficient Approach to Short-Term Load Forecasting at the Distribution Level. *IEEE Trans. Power Syst*. 2016;31:2526–2537. doi: 10.1109/TPWRS.2015.2489679.

23. Dong X., Qian L., Huang L. Short-term load forecasting in smart grid: A combined CNN and K-means clustering approach. *IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp)*. 13–16 February 2017. Jeju, Korea.

24. Bouktif S., Fiaz A., Ouni A., Serhani M.A. Optimal deep learning lstm model for electric load forecasting using feature selection and genetic algorithm: Comparison with machine learning approaches. *Energies*. 2018;11:1636. doi: 10.3390/en11071636.

25. Grawal R.K., Muchahary F., Tripathi M.M. Long term load forecasting with hourly predictions based on long-short-term-memory networks; *Proceedings of the IEEE Texas Power and Energy Conference*. 8–9 February 2018. College Station, TX, USA.

26. Somu N., Gauthama Raman M.R., Ramamritham K. A hybrid model for building energy consumption forecasting using long short term memory networks. *Appl. Energy*. 2020;261:1–20. doi: 10.1016/j.apenergy.2019.114131.

27. Wang K., Qi X., Liu H. Photovoltaic power forecasting based LSTM-Convolutional Network. *Energy*. 2019;189:1–11. doi: 10.1016/j.energy.2019.116225.

28. Alimi O.A., Ouahada K. Smart Home Appliances Scheduling to Manage Energy Usage. *Proceedings of the IEEE 7th International Conference on Adaptive Science & Technology (ICAST)*. 22–24 August 2018. Accra, Ghana.

29. Waseem M., Lin Z., Liu S., Sajjad I.A., Aziz T. Optimal GWCSO-based home appliances scheduling for demand response considering end-users comfort. *Electr. Power Syst. Res.* 2020;187:1–15. doi: 10.1016/j.epsr.2020.106477.
30. Liu L., Liu Y., Wang L., Zomaya A., Hu S. Economical and balanced energy usage in the smart home infrastructure: A tutorial and new results. *IEEE Trans. Emerg. Top. Comput.* 2015;3:556–570. doi: 10.1109/TETC.2015.2484839.
31. Li H., Wan Z., He H. Real-Time Residential Demand Response. *IEEE Trans. Smart Grid.* 2020;11:4144–4154. doi: 10.1109/TSG.2020.2978061.
32. Ullah I., Ahmad R., Kim D., Ullah I., Ahmad R., Kim D. A prediction mechanism of energy consumption in residential buildings using hidden markov model. *Energies.* 2018;11:358. doi: 10.3390/en11020358.
33. Schuster M., Paliwal K.K. Bidirectional recurrent neural networks. *IEEE Trans. Signal Process.* 1997;45:2673–2681. doi: 10.1109/78.650093.
34. Panapakidis I.P., Dagoumas A.S. Day-ahead electricity price forecasting via the application of artificial neural network based models. *Appl. Energy.* 2016;172:132–151. doi: 10.1016/j.apenergy.2016.03.089.
35. Lu R., Hong S.H. Incentive-based demand response for smart grid with reinforcement learning and deep neural network. *Appl. Energy.* 2019;236:937–949. doi: 10.1016/j.apenergy.2018.12.061.
36. Jean-Michel D. Smart Meters in London. 2019 Feb 22. URL: <https://www.kaggle.com/jeanmidev/smart-meters-in-london>.
37. Lissere M., Sauter T., Hung J. Y. Future energy systems: integrating renewable energy sources into the smart power grid through industrial electronics. *IEEE Industrial Electronics Magazine.* 2010. vol. 4, no. 1, pp. 18–37.
38. Cecati C., Citro C., and Siano P. Combined operations of renewable energy systems and responsive demand in a smart grid. *IEEE Transactions on Sustainable Energy.* 2011. vol. 2, no. 4, p. 468476.
39. Guo Y., Pan M., and Fang Y. Optimal power management of residential customers in the smart grid. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems.* 2012. vol. 23, no. 9, pp. 1593–1606.

40. Wu H., Shahidehpour M., and Al-Abdulwahab A. Hourly demand response in day-ahead scheduling for managing the variability of renewable energy. *IET Generation Transmission and Distribution*. 2013. vol. 7, no. 3, pp. 226–234.
41. Guo Y., Pan M., Fang Y., and Khargonekar P. P. Decentralized coordination of energy utilization for residential households in the smart grid. *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2013. vol. 4, no. 3, pp. 1341–1350.
42. Liu X., Ivanescu L., Kang R., and Maier M. Real-time household load priority scheduling algorithm based on prediction of renewable source availability. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*. 2012. vol. 58, no. 2, pp. 318–326.
43. Chen S., Shroff N. B., and Sinha P. Heterogeneous delay tolerant task scheduling and energy management in the smart grid with renewable energy. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*. 2013. vol. 31, no. 7, pp. 1258–1267.
44. Byun J., Hong I., and Park S. Intelligent cloud home energy management system using household appliance priority-based scheduling based on prediction of renewable energy capability. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*. 2012. vol. 58, no. 4, p. 11941201.
45. Kumar P. T. V. B. N., Suryateja S., Naveen G., Singh M., and Kumar P. Smart home energy management with integration of PV and storage facilities providing grid support. *IEEE Power & Energy Society General Meeting*. July 2013. pp. 1–5.
46. Choi C.-S., Lee J. I., and Lee I.-W. Complex home energy management system architecture and implementation for green home with Built-in Photovoltaic and motorized blinders. *International Conference on ICT Convergence (ICTC)*. Oct 2012. pp. 295-296, Jeju, Korea (South).
47. Pipattanasomporn M., Kuzlu M., and Rahman S. An algorithm for intelligent home energy management and demand response analysis. *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2012. vol. 3, no. 4, p. 21662173.
48. Kuzlu M., Pipattanasomporn M., and Rahman S. Hardware demonstration of a home energy management system for demand response applications. *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2012. vol. 3, no. 4, pp. 1704–1711.

49. Badar Q. H. and Anvari-Moghaddam A. Smart home energy management system – a review. *Advances in Building Energy Research*. 2020. vol. 16, no. 1, pp. 1–26.
50. Xu L., Cheng R., and Yang J. A new MPPT technique for fast and efficient tracking under fast varying solar irradiation and load resistance. *International Journal of Photoenergy*. 2020. vol. 2020, Article ID 6535372, 18 pages.
51. Tremblay O. and Dessaint L.-A. Experimental validation of a battery dynamic model for EV applications. *World Electric Vehicle Journal*. 2009. vol. 3,
52. Hussain M. and Gao Y. A review of demand response in an efficient smart grid environment. *The Electricity Journal*. 2018. vol. 31, no. 5, pp. 55–63.
53. Zhu H., Gao Y., and Hou Y., “Real-time pricing for demand response in smart grid based on alternating direction method of multipliers,” *Mathematical Problem in Engineering*. 2018. vol. 2018, Article ID 8760575, 10 pages.
54. Kharrazi, Mishra Y., and Sreeram V. Discrete-event systems supervisory control for a custom power park. *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2019. vol. 10, no. 1, pp. 483–492.
55. Dai Y., Gao Y., Gao H., and Zhu H. Real-time pricing scheme based on Stackelberg game in smart grid with multiple power retailers. *Neurocomputing*. 2017. vol. 260, pp. 149–156.
56. Sharifi R., Anvari-Moghaddam A., Hamid Fathi S., Guerrero J. M., and Vahidinasab V. An optimal market-oriented demand response model for price-responsive residential consumers. *Energy Efficiency*. 2019. vol. 12, no. 3, pp. 803–815.
57. Liu H., Wang W., Cui J., and Tang F. Optimal power factor regulation of dispersed wind farms under diverse load and stochastic wind conditions based on improved firefly algorithm. *Mathematical Problem in Engineering*. 2018. vol. 2018, Article ID 6203278, 11 pages.
58. Huang C.-J. and Kuo P.-H. A short-term wind speed forecasting model by using artificial neural networks with stochastic optimization for renewable energy systems. *Energies*. 2018. vol. 11, no. 10, p. 2777.

59. Emmanuel M. and Rayudu R. Evolution of dispatchable photovoltaic system integration with the electric power network for smart grid applications: a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2017. vol. 67, pp. 207–224.
60. Kyritsis, Voglitsis D., Papanikolaou et al. N. Evolution of PV systems in Greece and review of applicable solutions for higher penetration levels. *Renewable Energy*. 2017. vol. 109, pp. 487–499.
61. Rahbari O., Omar N., Firouz et al. Y. A novel state of charge and capacity estimation technique for electric vehicles connected to a smart grid based on inverse theory and a metaheuristic algorithm. *Energy*. 2018. vol. 155, pp. 1047–1058.
62. Clairand J.-M., Rodríguez-García J., and Álvarez-Bel C. Electric vehicle charging strategy for isolated systems with high penetration of renewable generation. *Energies*. 2018. vol. 11, no. 11, p. 3188.
63. Appino R. R., González Ordiano J. Á., Mikut R., Faulwasser T., and Hagenmeyer V. On the use of probabilistic forecasts in scheduling of renewable energy sources coupled to storages. *Applied Energy*. 2018. vol. 210, pp. 1207–1218.
64. Wang K., Ciucu F., Lin C., and Low S. H. A stochastic power network calculus for integrating renewable energy sources into the power grid. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*. 2012. vol. 30, no. 6, pp. 1037–1048.
65. Shahbazitabar M. and Abdi H. A novel priority-based stochastic unit commitment considering renewable energy sources and parking lot cooperation. *Energy*. 2018. vol. 161, pp. 308–324.
66. Wolinetz M., Axsen J., Peters J., and Crawford C. Simulating the value of electric-vehicle-grid integration using a behaviourally realistic model. *Nature Energy*. 2018. vol. 3, no. 2, pp. 132–139.
67. Chaudhary P. and Rizwan M. Energy management supporting high penetration of solar photovoltaic generation for smart grid using solar forecasts and pumped hydro storage system. *Renewable Energy*. 2018. vol. 118, pp. 928–946.
68. Nimma K., Al-Falahi M., Nguyen H. D., Jayasinghe S. D. G., Mahmoud T., and Negnevitsky M. Grey wolf optimization-based optimum energy-management and

battery-sizing method for grid-connected microgrids. *Energies*. 2018. vol. 11, no. 4, p. 847.

69. Wang Q., Lei Y., and Cao H. Wind power prediction based on nonlinear partial least square. *Mathematical Problem in Engineering*. 2018. vol. 2018, Article ID 6829274, 9 pages.

70. Chen X., Wei T., and Hu S. Uncertainty-aware household appliance scheduling considering dynamic electricity pricing in smart home. *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2013. vol. 4, no. 2, pp. 932–941.

71. Wang Y., Wang B., Chu C.-C., Pota H., and Gadh R. Energy management for a commercial building microgrid with stationary and mobile battery storage. *Energy and Buildings*. 2016. vol. 116, pp. 141–150.

72. Hosseini S. M., Carli R., and Dotoli M. Robust day-ahead energy scheduling of a smart residential user under uncertainty. *in Proceedings of the 2019 18th European Control Conference (ECC)*. Napoli, Italy. June 2019. pp. 935–940,

73. Tao L. and Gao Y. Real-time pricing for smart grid with distributed energy and storage: a noncooperative game method considering spatially and temporally coupled constraints. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 2020. vol. 115, Article ID 105487.

74. Zheng Y., Zhao J., Song et al. Y. Optimal operation of battery energy storage system considering distribution system uncertainty. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*. 2018. vol. 9, no. 3, pp. 1051–1060, 2018.

75. Venzke, Halilbasic L., Markovic U., Hug G., and Chatzivasileiadis S. Convex relaxations of chance constrained AC optimal power flow. *IEEE Transactions on Power Systems*. 2018. vol. 33, no. 3, pp. 2829–2841.

ДОДАТОК А

Копія наукової публікації

Google Cloud Vision) та проведено експерименти з їх використання для розпізнавання автомобіля на цільовому зображенні з камери зовнішнього спостереження [2]. Результати аналізу представлені в таблиці 1.

Таблиця 1 – Результати експериментів із розпізнавання автомобіля на цільовому зображенні

Технологія	Точність розпізнавання
OpenCV	58.9%
Google Cloud Vision API	77,08%

Отже, за результатами табл. 1 можна зробити висновок, що технологія Google Cloud Vision дозволяє розпізнавати зображення з більшою точністю. Тому вона буде використовуватись для подальшої роботи, а саме навчання ШНМ на реальних наборах даних, зібраних з камер зовнішнього спостереження з видом на паркомайданчик Хмельницького національного університету.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Pavlova O., Kovalenko V., Novorushchenko T., Avsiyevych V. Neural network based image recognition method for smart parking. Comput. Syst. Inf. Technol. 3, 2021. pp. 49–55
2. Авсієвич В., Коваленко В. Аналіз інформаційних технологій для розумної парковки на основі штучних нейронних мереж. Актуальні Проблеми Комп'ютерних Наук (АПКН-2021), Хмельницький, Україна, 15-16 жовтня 2021. Хмельницький: ХНУ, 2021. С. 12-14.

УДК 004.92

*Нічепорук А. А., Данчук С. В., Коротков Ю. В., Нічепорук А. О.
Хмельницький національний університет,
Хмельницький, Україна*

МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ ШКІДЛИВОГО ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ В ОПЕРАЦІЙНІЙ СИСТЕМІ ANDROID

Запропонований метод виявлення шкідливого програмного забезпечення Android на основі використання змішаних даних для ЗНМ (згорткової нейронної мережі) складається з двох основних кроків: створення або навчання моделі ЗНМ та застосування моделі для виявлення шкідливого програмного забезпечення Android.

Фаза навчання передбачає створення моделі ЗНМ на множині

навчальних даних та передбачає виконання трьох послідовних етапів: попередня обробка даних, векторизація даних та навчання ЗНМ:

- попередня обробка передбачає отримання з dex файлу множини smali файлів в яких містяться API виклики методів, а з AndroidManifest.xml списку дозволів для Android застосунка;

- процес векторизації даних використовує технологію word2vec для представлення API викликів у векторній формі. Для векторизації набору дозволів кожний унікальний дозвіл кодується як бінарна ознака, що визначає присутність/відсутність дозволу у вхідній послідовності. Далі здійснюється розбиття послідовності на тетради та застосовується код “8421” з подальшою нормалізацією результату. Обидва типи даних у векторизованій формі є входом для згорткової нейронної мережі;

- навчання згорткової нейронної мережі передбачає послідовний перегляд всієї множини навчальних даних, що представлені у векторній формі, та формування для кожного вхідного об'єкту узагальнення у вигляді імовірності його приналежності до одного із двох класів. Архітектура нейронної мережі складається з двох окремих паралельних гілок кожна з яких здійснює опрацювання API викликів або дозволів, та повнозв'язного шару. Структура обох гілок є однаковою, та передбачає розміщення в кожній гілці двох послідовних шарів згортки, де перший шар здійснює виокремлення простих ознак, які будуть використані другим шаром для представлення шаблонів поведінки вищого рівня. Після шарів згортки розташовується шар для зменшення розмірності даних. Виходи з обох гілок мережі об'єднуються утворюючи вхідні дані для повнозв'язних шарів.

Фаза розгортання передбачає попередню обробку для підозрілого застосунку Android, векторизацію його API викликів та набору дозволів та проведення класифікації із залученням створеної моделі нейронної мережі. Узагальнену структуру методу наведено на рис. 1.

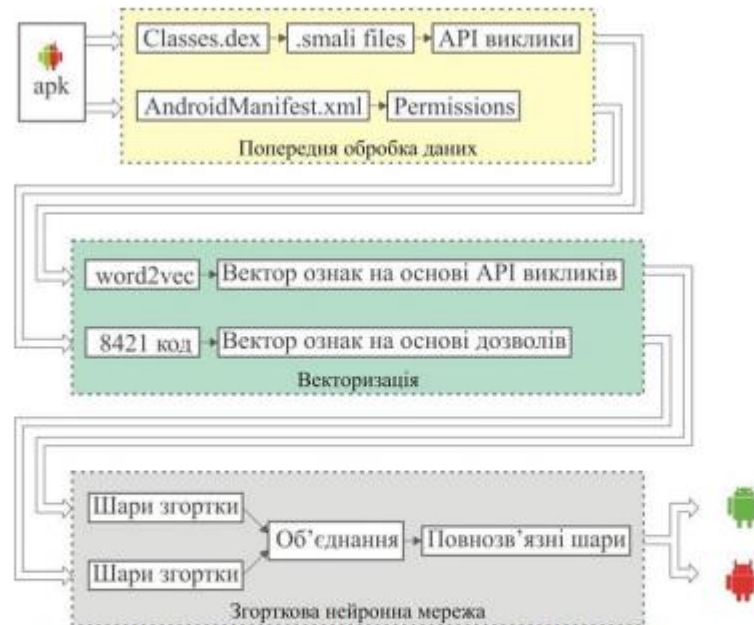


Рисунок 1 – Узагальнена структура методу виявлення шкідливого програмного забезпечення в операційній системі Android

За результатами проведених експериментів середнє значення достовірності виявлення склало 0,9332 (на даних колекції AndroZoo).

УДК 681.51:004.896

Проворний О. В., Козлов О. В.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
Миколаїв, Україна*

СИНТЕЗ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ СПІВРОБІТНИКІВ ПІДПРИЄМСТВА

В доповіді розглядаються питання створення нейромережевої системи для розпізнавання облич співробітників підприємства на базі згорткових нейронних мереж. Зокрема, представлено результати створення системи контролю та управління доступом на підприємстві за допомогою розробки програмного забезпечення, що використовує навчену модель нейронної мережі для розпізнавання обличчя людини та порівняння з обличчями співробітників підприємства.

На сьогоднішній день більшість підприємств уже почали використовувати у своїх охоронних системах системи контролю та управління доступом (СКУД) [1-3]. Адже завдяки таким біометричним

УДК 621.391 160164

DOI:

Андрій Нічепорук

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0002-7230-9475>

e-mail: andrey.nicheporuk@gmail.com

Анастасія Нічепорук

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0001-5366-5792>

e-mail: eldess06@gmail.com

Сергій Данчук

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0001-7854-4556>

e-mail: sergey.danchuk.p@gmail.com

Андрій Казанцев

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0000-1454-4558>

e-mail: andreykaololo@gmail.com

Юрій Коротков

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0000-4544-4588>

e-mail: qazswe707@gmail.com

СИСТЕМА ЗБОРУ ДАНИХ ТА ВИЯВЛЕННЯ РОЗПОДІЛЕНИХ АТАК ВІДМОВА В ОБСЛУГОВУВАННІ У МЕРЕЖАХ НА ОСНОВІ ПРОТОКОЛУ RPL

В роботі представлено систему збору даних та виявлення розподілених атак відмова в обслуговуванні у мережах на основі протоколу RPL. Система складається із трьох модулів: модуль збору даних, модуль класифікації та модуль виявлення. Головною особливістю модуля збору даних було те, що збір даних забезпечувався декількома сніферами, що встановлені у мережі, і з подальшою агрегацією зібраних даних. Для реалізації модуля класифікації проведено дослідження методу опорних векторів та багатосарового перцептрона. Модуль виявлення використовувався для трансляції повідомлення про аномальну поведінку на решту вузлів IoT мережі, що містять ідентифікатор скопроментованого вузла та шлях до нього.

Ключові слова: розподілена атака відмова в обслуговуванні, сніфер, RPL мережа.

Andrii NICHEPORUK, Anastasiia NICHEPORUK, Serhii DANCHUK, Andrii KAZANTSEV, Yurii KOROTKOV

Khmelnitskyi National University

SYSTEM FOR DATA COLLECTION AND DETECTION OF DISTRIBUTED DENIAL OF SERVICE ATTACKS IN THE RPL-BASED NETWORKS

Denial of Service (DoS) or Distributed Denial of Service (DDoS) attacks are among the main security threats to Internet of Things (IoT) networks today. This type of attack leads to the loss of access to the device or the resources it offers. Therefore, with the aim of countering such cyber threats, it is proposed, a system for data collection and detection of distributed denial of service in the RPL-based networks is presented. The system consists of three modules: a data gathering module, a classification module and a detection module. The main purpose of the data collection module is that data collection was provided by several sniffers installed in the RPL network and with subsequent aggregation of the collected data. For the implementation of the classification module, research was carried out on the

method of support vector machines (SVM) and a multilayer perceptron (MLP). The detection module was used to broadcast a message about the abnormal behaviour to the rest of the RPL network nodes, containing the ID of the compromised node and the path to it.

To evaluate the efficiency of the proposed system that is based on the data collected by the data gathering module, a number of experiments are conducted. To obtain the data set for the experiments, an infrastructure based on the Ubuntu operating system and the Cooja simulator are deployed, which allowed to simulate the RPL network. Based on the operation of the deployed network, network traffic was collected that corresponded to both legitimate traffic and traffic during a black hole attack. The total number of test data was 24,023 samples. According to the research results, it is established that the SVM-based model demonstrated better performance level, in particular, the accuracy of detecting denial-of-service attacks was 89.6%, while the rate of false positives was 6%.

Keywords: distributed denial of service attack, sniffer, RPL network.

Вступ

Інтернет речей (IoT) об'єднує пристрої у комп'ютерну мережу й дозволяє їм збирати, аналізувати, обробляти та передавати дані іншим об'єктам (речам), що поєднані між собою через програмне забезпечення, програми або технічні пристрої. Проте гетерогенність середовища та безпроводний спосіб обміну даними робить мережі Інтернету речей потенційними цілями для зловмисників. Серед одних із основних загроз безпеці мережам IoT є атаки типу відмова в обслуговуванні (DoS) або розподілені атаки відмова в обслуговуванні (DDoS). Даний тип атак призводить до втрати доступу до пристрою або ресурсів, які він пропонує. Зловмисники реалізують велике коло різних способів атаки, але найпоширеніші з них полягають у бомбардуванні системи величезною кількістю непотрібних даних, щоб заповнити доступну пропускну здатність мережі цілі або її обчислювальну потужність [1]. Іншим варіантом впливу IoT мережу є перенаправлення пакетів або їх відкидання [2]. Даний види атак особливо гостро проявляється у IoT мережах з огляду на характер реалізації алгоритмів маршрутизації, що передбачають використання повнозв'язних топологій та передачу даних від джерела до приймача через ланцюжок проміжних вузлів [3]. В загальному даний вид атак призводить до того, що легітимні користувачі втрачають доступ до ресурсів або пристроїв. Ще більше погіршує ситуацію для антивірусних засобів використання різних технік обфускації, які до прикладу використовуються у метаморфних вірусах [4-6]. Щодо мети реалізації таких атак, то вона може бути різною, починаючи від створення бот-мереж [7] для отримання грошової винагороди, і закінчуючи задоволенням власних амбіцій. На сьогоднішній день традиційні підходи виявлення атак відмова в обслуговуванні не відповідають поточним вимогам безпеки [8-10]. Існуючі методи та засоби не дозволяють у повному обсязі протистояти постійно зростаючим загрозам. Тому розробка нових методів виявлення атак відмова в обслуговуванні на інфраструктуру Інтернету речей є актуальним завданням.

Архітектура системи збору даних та виявлення розподілених атак відмова в обслуговуванні у мережах на основі RPL протоколу

Завдання збору даних у мережах Інтернету речей є одним напрямків процесу зворотної розробки та може бути імплементоване з метою виконання двох основних функцій: аналізу зібраних даних з метою підвищення ефективності взаємодії між пристроями в мережі або з метою здійснення діагностики мережі на предмет пошуку несправностей. В свою чергу одним із основних напрямків діагностики мереж є аналіз даних мережевого трафіку на предмет виявлення зловмисної активності або впливу кібератак. Це дозволяє реалізувати одну із головних вимог що ставиться до інфраструктури Інтернету речей – забезпечення її безпеки функціонування з точки зору здатності протидії впливу зловмисного програмного забезпечення та кібератак. В даній роботі представлено систему збору даних із протоколу маршрутизації RPL для виявлення розподілених атак відмова в обслуговуванні у мережах Інтернету речей, що функціонують на основі протоколів 6LoWPAN та RPL. Основу запропонованої системи складають три основних модулі (рис. 1): модуль збору даних (МЗД), модуль класифікації (МК), модуль виявлення (МВ).

Модуль збору даних (МЗД) можна розглядати як міжфазний модуль, оскільки він залучається у двох фазах функціонування системи: попереднього навчання та після навчання. Модуль виявлення та модуль агента вузла є частиною фази після навчання та відповідають за виявлення атак і формування реакції протидії. Крім того, на цьому етапі відбувається моніторинг трафіку, класифікація даних та ізоляція зловмисних вузлів. Узагальнену схему системи збору даних та виявлення розподілених атак відмова в обслуговуванні у мережах на основі RPL протоколу наведено на рис. 1.



Рис. 1. Архітектура системи збору даних та виявлення розподілених атак відмова в обслуговуванні у мережах на основі RPL протоколу

Модуль збору даних

Перш ніж здійснити виявлення будь-якої зловмисної активності, слід отримати ознаки (features) із мережі, що дозволили б ідентифікувати появу аномалій. З цією метою у системі запропоновано модуль збору даних. Основною метою цього модуля є збір даних у реальній мережі Інтернету речей (або у модельованій мережі), що функціонує на основі протоколів 6LoWPAN і RPL. Слід відзначити, що запропонована архітектура системи збору даних і виявлення розподілених атак відмова в обслуговуванні не обмежується даними протоколами і у майбутньому може бути узагальнена та масштабована й для інших протоколів обміну даними в мережах Інтернету речей.

У даній системі пропонується використати ознаки із трьох логічних рівнів: фізичного, мережевого та прикладного рівнів. Опрацювання ознак фізичного рівня, зокрема таких як прийняті та передані dBm сигнали на рівні MAC, пов'язано із атаками глушіння фізичного рівня (jamming attacks), що переслідують мету порушення фізичного з'єднання між вузлами у мережі. В результаті опрацювання пакетів фізичного рівня отримуємо ознаки показник рівня приймаючого сигналу RSSI (f_{RSSI}^P), значення отриманого сигналу dBm (f_{dBm}^P), значення переданого сигналу dBm (f_{dBm}^P).

Отримання ознак мережевого рівня є важливим з огляду на специфіку функціонування багатьох відомих атак відмова в обслуговуванні (наприклад атаки вибіркового пересилання пакетів та black hole атака). Із пакетів цього рівня отримуються такі ознаки, як значення якості зв'язку (f_{LQI}^n), середнє значення очікуваної кількості передач ETX (f_{ETX}^n), кількість повідомлень DIO (f_{NDIO}^n), кількість повідомлень DIS (f_{NDIS}^n) та зміна рівня RPL (ранг) вузла (f_{LRPL}^n).

На прикладному рівні даний модуль збирає специфічну для програми інформацію, таку як рівень потужності вузла та температура. Ознаки прикладного рівня, можна отримати шляхом програмування вузлів

для розрахунку споживаної потужності електроенергії та інших пов'язаних функцій. Прикладний рівень є зв'язком між мережею та прикладним програмним забезпеченням. В даному дослідженні із пакетів прикладного рівня отримуються такі ознаки як середнє (f_{MeCP}^a) та модальне значення споживаної потужності (f_{MoCP}^a) та ідентифікатор вузла (f_{NID}^a).

Процес вилучення ознак передбачає послідовне отримання ознак із кожного рівня та збереження їх до бази даних з метою їх подальшого опрацювання. Окремо слід відзначити, що перед вилученням ознак слід визначити часове вікно для агрегування даних у записи. Це часове вікно буде використано пізніше для отримання кількісних показників та середніх значень.

Таким чином в результаті опрацювання мережевого трафіку модулем збору даних буде отримано набір даних на основі протоколів RPL та LoWPAN, який буде використано для навчання та тестування алгоритму машинного навчання та створення моделі виявлення (фаза попереднього навчання). Також слід відзначити, що ідентичні кроки по відборі ознак проводяться і для фази післянавчання, коли буде використана створена модель машинного навчання для аналізу невідомої активності в режимі реального часу.

Модуль класифікації

Набір даних, згенерований модулем збору даних, використовуватиметься для навчання та тестування алгоритмів машинного навчання. На цьому рівні виконується аналіз різних методів машинного навчання, а також здійснюється вибір того алгоритму, який має найкращі результати з точки зору ефективності та достовірності виявлення атак. В даній роботі в якості методів машинного навчання використаємо два найбільш поширені методи для даної області дослідження, а саме метод опорних векторів та багатосаровий перцептрон.

Модуль виявлення

Цей модуль працює як точка з'єднання між локальною мережею та системою виявлення розподілених атак відмова в обслуговуванні на інфраструктуру Інтернету речей. Він побудований на вершині базової станції мережі (sink node), оскільки всі вузли підключені до базової станції або безпосередньо, або на відстані кількох переходів (hop). Основна функція цього модуля полягає в трансляції повідомлення про аномальну поведінку на решту вузлів IoT мережі, що містять ідентифікатор зловмисника та шлях до зловмисника. Це дозволить іншому незачепленому вузлу додати вузол зловмисника до чорного списку та уникнути будь-якого зв'язку зі зловмисним вузлом [11]. Крім того, агент виявлення змінює маршрут вузла-жертви та створює новий альтернативний шлях до вузла-приймача. Потім агент виявлення ініціює реконфігурацію топології мережі, щоб ізольовати зловмисний вузол шляхом встановлення нового маршруту до приймача від вузла-жертви. Усі вузлиносять у чорний список шкідливий вузол, а весь мережевий трафік від нього ігнорується та відкидається.

Функціонування системи: фаза попереднього навчання та фаза після навчання

Функціонування запропонованої системи збору даних протоколу маршрутизації RPL для виявлення розподілених атак відмова в обслуговуванні на інфраструктуру Інтернету речей включає дві фази: фазу попереднього навчання та фазу після навчання.

У фазі попереднього навчання модель машинного навчання навчається та тестується на основі зібраних даних МЗД. У даній роботі буде досліджено два алгоритми машинного навчання та проведено набір тестів для визначення найефективнішої моделі. Слід відзначити, що опрацювання моделей машинного навчання здійснюється на основі отриманих даних МЗД.

Процес вибору найкращого методу машинного навчання можна описати наступними кроками:

1. Вибір алгоритму: перед навчанням моделі необхідно вибрати тип машинного навчання. Загальну базу алгоритмів складають метод опорних векторів та штучна нейронна мережа. Слід відзначити, що даний набір може бути розширений, шляхом додавання інших алгоритмів машинного навчання.

2. Навчання/тестування: це фаза навчання для моделі машинного навчання, на якій дані передаються в

обраний алгоритм для створення моделі машинного навчання.

3. Перевірка: на цьому етапі модель перевіряється за допомогою набору атрибутів і оцінок.

4. Оптимізація: на цьому кроці задана модель повторюється кілька ітерацій із іншим набором гіперпараметрів. Зазначені кроки повторюються доки не буде отримано найоптимальніший модель для заданого алгоритму машинного навчання.

Наприкінці цих кроків генеруються дві оптимізовані моделі машинного навчання. На основі результатів на етапі верифікації буде обрано найкращу модель, яка і буде розгорнута в інтелектуальній системі виявлення розподілених атак відмова в обслуговуванні на інфраструктуру Інтернету речей.

Фаза після навчання відповідає за обробку даних і виконання активностей у режимі реальному часі. Роботу системи збору даних протоколу маршрутизації RPL для виявлення розподілених атак відмова в обслуговуванні у фазі післянавчання подамо у вигляді наступної послідовності етапів:

1. Агрегація трафіку. Даний крок передбачає збір даних з декількох сніферів, що функціонують у мережі Інтернету речей. Підтримка кількох сніферів у мережі має важливе значення для забезпечення масштабованості мережі та покриття виявлення атак, особливо, якщо мова йде про розподілені атаки, що націлені на декілька вузлів.

З метою перевірки унікальності пакетів, здійснюється порівняння пакетів за часовою міткою. Далі якщо відбулось співпадіння, здійснюється перевірка по значенню ідентифікатора вузла. Таким чином сигнатура даних визначимо як пару значень <часова мітка, ідентифікатор вузла>. Якщо підпис пакета дорівнює будь-яким пакетам, отриманим від будь-якого іншого сніфера, один із пакетів буде проігноровано, і лише одну версію пакета буде додано до черги. В іншому випадку додаткова процедура не потрібна, і пакети пересилаються до наступного набору. Цей процес забезпечує відсутність дублювання даних у режимі реальному часі. Слід відзначити, що процес отримання даних здійснюється на протязі часового вікна w . Таким чином, мережевий трафік розбивається на k інтервалів, довжиною w .

2. Вилучення ознак. Даний крок передбачає виконання тієї самої послідовності дії, що й для фази попереднього навчання (в режимі офлайн), за тим лиш виключенням, що цей процес виконується в режимі реального часу для мереж Інтернету речей.

3. Класифікація атак. На основі отриманої у фазі попереднього навчання оптимальної моделі машинного навчання здійснюється класифікація аномалій у мережевому трафіку.

4. Формування результатів. На цьому кроці здійснюється генерація результату виявлення та створення й надсилання UDP пакету агенту виявлення. Пакет містить такі параметри як ідентифікатор вузла, часова мітка, батьки вузла, ранг і результат виявлення. Результат виявлення є змінною, яка може приймати два значення – 0 або 1. Якщо результат дорівнює 0, то це вказує на те, що жодної атаки не виявлено, і подальші пакети не будуть надіслані агенту виявлення. В іншому випадку, якщо результат виявлення дорівнює 1, пакет із результатом виявлення надсилається агенту виявлення.

Окремо слід відзначити про аномальну поведінку у мережі при якій здійснюється активація фази післянавчання. Загалом аномалією вважається зміна параметрів мережі у порівнянні із усталеними показниками цих показників більше ніж заданий поріг чутливості. Значення порогу чутливості є емпіричним числом, що специфічне для кожної мережі. У даній роботі показниками, що є тригерами для активації фази після навчання є:

Зміна кількості інформаційних повідомлень DIO. Заданий вузол у дереві DODAG може розсилати це повідомлення, яке дозволяє іншим вузлам дізнатись про нього. Це повідомлення використовується з метою отримати інформацію про те, чи є вузли, які хочуть приєднатись до дерева.

Зміна кількості інформаційних повідомлень DIS. Якщо відсутнє повідомлення DIO, і якщо вузол хоче приєднатися до дерева DODAG, він надсилає дане контрольне повідомлення. Таким чином DIS дозволяє згенерувати запит на пошук будь-яких DODAG.

Зміна кількості інформаційних повідомлень DAO. Тобто запитів, надісланих дочірнім вузлом батьківському або кореневому. У цьому повідомленні (від нащадка до батьківського вузла) батьківському вузлу пропонується дозволити нащадку приєднатися до дерева DODAG.

Отримання даних та перевірка достовірності виявлення розподілених атак відмова в обслуговуванні

Для отримання набору даних для проведення експериментів було розгорнуто інфраструктуру на основі операційної системи Ubuntu та симулятора Cooja [12]. При моделюванні мережі на основі протоколу RPL усі давачі (звичайні вузли і вузли, що представляють базові станції) використано один і той самий тип мота – Zolertia Z1. Для отримання тестових даних розгорнуто гомогенну мережу, що складалась із двох типів вузлів – базової станції та клієнтських вузлів. Основне завдання, що вирішувалось у модельованій мережі було вимірювання температури. Це завдання виконувалось клієнтськими вузлами, що виконували вимірювання та надсилання базовій станції температури з інтервалом у 20 секунд. Разом із цими даними у пакетах UDP, що відправлялись на базову станцію, отримувалась інша службова інформація, така як рівень RSSI, LQI (індикатор якості зв'язку) та значення ETX. Базова станція представляла кореневий вузол, що виконував функцію не тільки організуючу (підтримує ієрархію зв'язків між вузлами у мережі IoT), а й працював як сервер, на який надходили дані від клієнтських вузлів. Окрім того даний вузол був містком між IoT мережею та граничним маршрутизатором. Організація базової станції та її функціональність реалізована за допомогою компонентів у Contiki OS.

Усі вузли у модельованій мережі працюють під керуванням модифікованої операційної системи Contiki 3.0, включаючи вузли-сніфери. З точки зору маршрутизації було використано стандартний мережевий стек в Contiki OS на основі протоколу RPL. Граничний маршрутизатор реалізовано на основі операційної системи Ubuntu 22.04, яка обробляє всі з'єднання, що надходять від сніферів і базових станцій. Для реалізації сніферів було використано засіб WireShark. На рисунку 3 приведено результати процесу моделювання розгорнутої IoT мережі в Cooja.

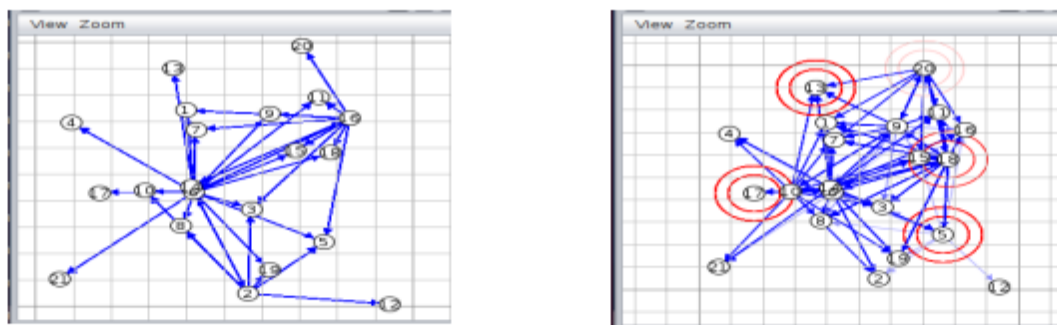


Рис. 3. 6LoWPAN-RPL мережа для моделювання в Cooja

В якості розподіленої атаки відмова в обслуговуванні, яка використовувалась для тестування запропонованої системи, було обрано атака скидання пакетів, у якій маршрутизатор, за принципом роботи повинен ретранслювати пакети, проте натомість відкидає їх. В даному дослідженні для реалізації атаки скидання пакетів було використано RPL Attacks Framework [13].

В результаті моделювання бездротової сенсорної мережі було отримано 24 023 векторів ознак, що отримані із IEEE 802.15.4, 6LoWPAN, IPv6 та ICMPv6 пакетів. Із отриманих векторів ознак до класу malicious traffic віднесено 14596 зразків, а до класу legitimate traffic 9426 векторів ознак.

Для створення моделі виявлення у системі виявлення розподілених атак відмова в обслуговуванні весь набір даних був поділений на 2 частини: навчальна та тестова вибірка.

Навчальний набір даних це набір векторів ознак, які використовуються для процесу навчання та підгонки параметрів класифікатора. Даний набір складає 80% всіх векторів ознак із обох класів (тобто 7 540 зразків легітимного трафіку та 11 676 зразків, що промарковані як malicious traffic). Таким чином навчальний набір даних використовується для створення моделей, які є кандидатами для розпізнавання шкідливої активності у мережевому трафіку.

Для підбору оптимальних гіперпараметрів для кожної моделі було використано метод K-перехресної

перевірки. Даний метод використовується для пошуку оптимальних гіперпараметрів моделі та нівелювання процесів недонавчання та перенавчання моделі.

Для виконання K-перехресної перевірки вся множина навчальної вибірки була поділена на дві частини: навчальну та вибірку для валідації. В якості K було вибрано значення 8. Це означає, що із 8 частин, навчання моделі проводиться на 7 частинах, а перевірка здійснюється на тій, що залишилась. Даний процес ітеративно продовжувався допоки кожна із 8 частин була використана як тестовий набір. На кожній ітерації проводилось оцінка моделі класифікатора із використанням міри F1. За результатами всі K навчань та перевірок класифікатора було визначено усереднене значення міри F1.

Для моделі штучної нейронної мережі було використано багатошаровий перцептрон із зворотним розповсюдженням помилки. В якості гіперпараметрів для запропонованої ШНМ було досліджено кількість прихованих шарів, значення альфа та функцію активації. Кількість прихованих шарів використовується для визначення кількості шарів між входом мережі та виходом мережі та кількості нейронів у кожному прихованому шарі. Значення альфа використовується для регуляризації, та визначає штрафне значення, яке використовується для визначення розміру ваг, що використовуються для запобігання перенавчанню.

За результатами проведених експериментів по визначенню оптимальних параметрів оптимальне значення кількості прихованих шарів становить (6,4), функція активація ReLU, а значення альфа 0,001.

В якості гіперпараметрів для моделі на основі SVM обрано значення C та Гамма. Параметр C повідомляє у SVM визначає, наскільки потрібно уникнути неправильної класифікації кожного прикладу при навчанні. Для великих значень C оптимізація вибере гіперплощину з меншим запасом, якщо ця гіперплощина краще справляється з правильною класифікацією всіх навчальних точок. І навпаки, дуже мале значення C змусить оптимізатор шукати роздільну гіперплощину з більшим запасом, навіть якщо ця гіперплощина неправильно класифікує більше точок. Ядром SVM обрано радіальну базисну функцію, у якій параметр гама визначає вплив точки на кривизну рішення.

За результатами проведених експериментів оптимальними гіперпараметрами для SVM було визначено значення C на рівні 1 та параметром гамма, що складає 0,001. Як і для ШНМ визначення гіперпараметрів для SVM проводилось на основі K-перехресної перевірки.

Для визначення ефективності запропонованої системи, проведено експеримент, що полягав у оцінці процесу виявлення розподілених атак відмова в обслуговуванні двома моделями класифікаторами, що отримані на попередньому кроці. В якості метрик для оцінки було використано Accuracy:

В якості нульової гіпотези H_0 було визначено твердження, яке можна сформулювати наступним чином: «зразок мережевого трафіку має ознаки аномальності та може бути атакою скидання пакетів».

Таблиця 2

Оцінка достовірності роботи системи виявлення розподілених атак відмова в обслуговуванні на інфраструктуру Інтернету речей для ШНМ та SVM

Модель класифікатора	Спостереження				Метрика
	TP	FP	TN	FN	Accuracy
ШНМ	2546	264	1622	374	0,867
SVM	2686	298	1588	234	0,896

За результатами проведених експериментів можна зробити висновок, що обидві моделі класифікаторів, що представляють ядро модуля виявлення у запропонованій системі, продемонстрували достовірність виявлення більшу за 85%. Кращим отриманні результати у моделі на основі SVM (достовірність виявлення 89,6%) із рівнем хибних позитивних спрацювань (помилки першого роду) 6% та рівнем хибно негативних спрацювань 4,87%. Слід відзначити, що модель на основі штучної нейронної мережі показала результати помилок першого роду на рівні 5,5, що є меншим відповідне значення у моделі SVM. Проте з точки зору критичності для кінцевих користувачів важливішим є помилки другого роду, які є в даному експерименті кращими саме у моделі на основі SVM.

Висновки

В результаті проведеного дослідження представлено систему збору даних із протоколу маршрутизації RPL для виявлення розподілених атак відмова в обслуговуванні у мережах Інтернету речей, що функціонують на основі протоколів 6LoWPAN та RPL. Основу запропонованої системи складають три основні модулі: модуль збору даних, модуль класифікації та модуль виявлення. Особливістю модуля збору даних було те, що збір даних забезпечувався декількома sniffерами, що встановлені у мережі, і з подальшою агрегацією зібраних даних. В основі модуля класифікації було досліджено два алгоритми машинного навчання: метод опорних векторів та багатосаровий перцептрон. Модуль виявлення використовувався для трансляції повідомлення про аномальну поведінку на решту вузлів IoT мережі, що містять ідентифікатор скопроментованого вузла та шлях до нього.

Метою проведення експериментів було оцінка достовірності виявлення розподілених атак відмова в обслуговуванні на наборі даних отриманому модулем збору даних. Для отримання набору даних для проведення експериментів було розгорнуто інфраструктуру на основі операційної системи Ubuntu та симулятора Cooja, що дозволило змоделювати RPL мережу, основним завданням вузлів якої було вимірювання температури та надсилання отриманого значення на базову станцію. Грунтуючись на функціонуванні розгорнутої мережі було зібрано мережевий трафік, що відповідав як легітимному трафіку так і трафіку при впливу атаки відмова в обслуговуванні. Загальна кількість тестових даних склала 24 023 зразків. В якості атаки для дослідження було задіяно атаку скидання пакетів. За результатами проведених експериментів модель на основі SVM показала кращі показники достовірності, із рівнем хибних позитивних спрацювань 6% та рівнем хибно негативних спрацювань 4,87%.

Література

1. Serrano B. A survey on DoS/DDoS attacks mathematical modelling for traditional, SDN and virtual networks / B. Serrano, J. Fernando, W. Song, et al // *Engineering Science and Technology, an International Journal*. – 31(2021). doi:10.1016/j.jestch.2021.09.011.
2. Kafke J. Call Me Maybe: Using Dynamic Protocol Switching to Mitigate Denial-of-Service Attacks on VoIP Systems / J. Kafke, T. Viana // *Network*. – 2(4) 2022. – pp. 545-567;
3. Al-Hadhrami Y. Real time dataset generation framework for intrusion detection systems in IoT / Y. Al-Hadhrami, F. K. Hussain // *Future Generation Computer Systems*. – 108 (2020). – pp. 414-423.
4. Pomorova O. Metamorphic Viruses Detection Technique based on the Modified Emulators / O. Pomorova, O. Savenko, S. Lysenko, et al. // *CEUR Workshop Proceedings*. – 1614 (2016). – pp. 375-383
5. Savenko O. Metamorphic Viruses' Detection Technique Based on the Equivalent Functional Block Search / O. Savenko, S. Lysenko, A. Nicheporuk et al // *CEUR Workshop Proceedings*. – 1844 (2017). – pp. 555-569.
6. Savenko O. Dynamic signature-based malware detection technique based on API call tracing / O. Savenko, A. Nicheporuk, I. Hurman, S. Lysenko // *CEUR Workshop Proceedings*. – 2393 (2019). – pp. 633-643
7. Pomorova O. A Technique for detection of bots which are using polymorphic code / O. Pomorova, O. Savenko, S. Lysenko, A. Kryshchuk, A. Nicheporuk // *Communications in Computer and Information Science*. – 431 (2014). – pp. 265-276.
8. Jing H. Detection of DDoS Attack within Industrial IoT Devices Based on Clustering and Graph Structure Features / H. Jing, J. Wang, C.L. Chen // *Security and Communication Networks*. – 2022 (2022) 1401683 doi: 10.1155/2022/1401683
9. Hussain F. IoT DoS and DDoS Attack Detection using ResNet / F. Hussain, S. G. Abbas, M. Husnain, U. U. Fayyaz, F. Shahzad and G. A. Shah // *Proceedings of 2020 IEEE 23rd International Multitopic Conference (INMIC)*, Bahawalpur, Pakistan, 2020, pp. 1-6. doi: 10.1109/INMIC50486.2020.9318216.
10. Hong L. Hybrid Feature Selection for Efficient Detection of DDoS Attacks in IoT // L. Hong, K. Wehbi and T. H. Alsalah. – *Proceedings of the 2022 6th International Conference on Deep Learning Technologies (ICDLT '22)*, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2022, pp. 120-127. doi: 10.1145/3556677.3556687
11. Al-hadhrami Y. A Machine Learning Architecture Towards Detecting Denial of Service Attack in IoT / Y.

Al-hadhrami F. K. Hussain // *Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems*, Springer, 2019, pp.417-429.

12. Osterlind F. Cross-Level Sensor Network Simulation with COOJA // F. Osterlind, A. Dunkels, J. Eriksson, N. Finne and T. Voigt // *Proceedings. 2006 31st IEEE Conference on Local Computer Networks*, Tampa, FL, USA, 2006, pp. 641-648. doi: 10.1109/LCN.2006.322172

13. RPL Attacks Framework, URL: <https://github.com/dhondta/rpl-attacks>

References

1. Serrano B. A survey on DoS/DDoS attacks mathematical modelling for traditional, SDN and virtual networks / B. Serrano, J. Fernando, W. Song, et al // *Engineering Science and Technology, an International Journal*. – 31(2021). doi:10.1016/j.jestch.2021.09.011.

2. Kafke J. Call Me Maybe: Using Dynamic Protocol Switching to Mitigate Denial-of-Service Attacks on VoIP Systems / J. Kafke, T. Viana // *Network*. – 2(4) 2022. – pp. 545-567;

3. Al-Hadhrami Y. Real time dataset generation framework for intrusion detection systems in IoT / Y. Al-Hadhrami, F. K. Hussain // *Future Generation Computer Systems*. – 108 (2020). – pp. 414-423.

4. Pomorova O. Metamorphic Viruses Detection Technique based on the Modified Emulators / O. Pomorova, O. Savenko, S. Lysenko, et al. // *CEUR Workshop Proceedings*. – 1614 (2016). – pp. 375–383

5. Savenko O. Metamorphic Viruses' Detection Technique Based on the Equivalent Functional Block Search / O. Savenko, S. Lysenko, A. Nicheporuk et al // *CEUR Workshop Proceedings*. – 1844 (2017). – pp. 555-569.

6. Savenko O. Dynamic signature-based malware detection technique based on API call tracing / O. Savenko, A. Nicheporuk, I. Hurman, S. Lysenko // *CEUR Workshop Proceedings*. – 2393 (2019). – pp. 633–643

7. Pomorova O. A Technique for detection of bots which are using polymorphic code / O. Pomorova, O. Savenko, S. Lysenko, A. Kryshchuk, A. Nicheporuk // *Communications in Computer and Information Science*. – 431 (2014). – pp. 265-276.

8. Jing H. Detection of DDoS Attack within Industrial IoT Devices Based on Clustering and Graph Structure Features / H. Jing, J. Wang, C.L. Chen // *Security and Communication Networks*. – 2022 (2022) 1401683 doi: 10.1155/2022/1401683

9. Hussain F. IoT DoS and DDoS Attack Detection using ResNet / F. Hussain, S. G. Abbas, M. Husnain, U. U. Fayyaz, F. Shahzad and G. A. Shah // *Proceedings of 2020 IEEE 23rd International Multitopic Conference (INMIC)*, Bahawalpur, Pakistan, 2020, pp. 1-6. doi: 10.1109/INMIC50486.2020.9318216.

10. Hong L. Hybrid Feature Selection for Efficient Detection of DDoS Attacks in IoT // L. Hong, K. Wehbi and T. H. Alsalah. – *Proceedings of the 2022 6th International Conference on Deep Learning Technologies (ICDLT '22)*, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2022, pp. 120–127. doi: 10.1145/3556677.3556687

11. Al-hadhrami Y. A Machine Learning Architecture Towards Detecting Denial of Service Attack in IoT / Y. Al-hadhrami F. K. Hussain // *Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems*, Springer, 2019, pp.417-429.

12. Osterlind F. Cross-Level Sensor Network Simulation with COOJA // F. Osterlind, A. Dunkels, J. Eriksson, N. Finne and T. Voigt // *Proceedings. 2006 31st IEEE Conference on Local Computer Networks*, Tampa, FL, USA, 2006, pp. 641-648. doi: 10.1109/LCN.2006.322172

13. RPL Attacks Framework, URL: <https://github.com/dhondta/rpl-attacks>

Надійшла / Paper received : заповнюється редакцією

Надрукована/Printed : заповнюється редакцією

ДОДАТОК Б

Презентація до захисту дипломної роботи

Метод та програмно технічний засіб прогнозування споживання енергії у системі «Розумний будинок»

ВИКОНАВ СТУДЕНТ ГРУПИ КІ2М-21-1 КОРОТКОВ Ю.В.

НАУКОВИЙ КЕРІВНИК К.Т.Н., ДОЦЕНТ НІЧЕПОРУК А.О.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ 2023

Об'єкт, предмет та мета дослідження

Метою роботи є підвищення оптимізації споживання електроенергії у «Розумному будинку» за допомогою прогнозування споживання енергії.

Об'єктом дослідження є процес керування роботою IoT приладів за для зменшення споживання електроенергії у розумному будинку .

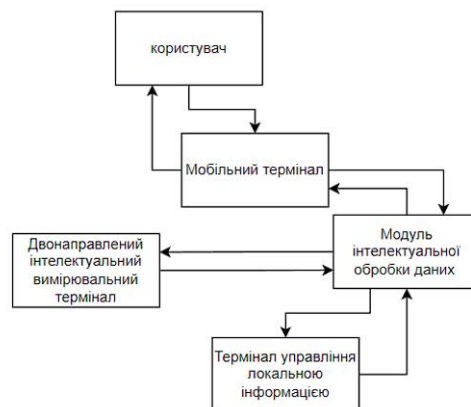
Предметом дослідження є моделі, методи та алгоритми оптимізації енергоспоживання в системі «Розумний будинок»

Наукова новизна

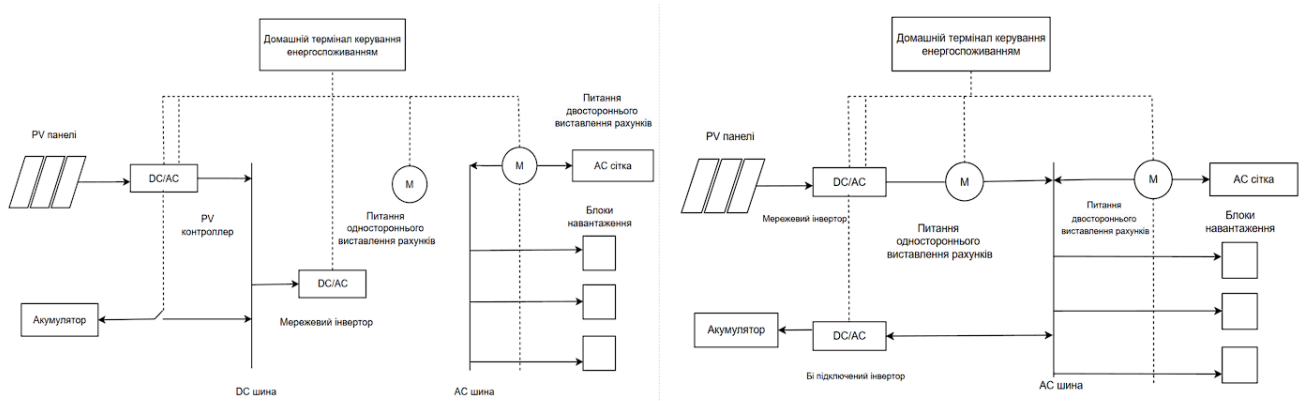
Знайшов подальшого розвитку метод прогнозування споживання енергії у системі «Розумний будинок», що заснований на класифікації і виділені даних про енергію із використанням мережі 1D-DCNN, що дозволило здійснити прогнозування споживання енергії розумними пристроями із використанням BLSTM, а також здійснити планування робочого часу приладів в системі Розумного будинку;

Удосконалено модель розподілу електроенергії у підсистемі прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок», яка на відміну від відомих враховує пропорційну функцію енергії, що дозволило формалізувати процес збереження, розподілу, оптимізації використання енергетичних ресурсів у системі «Розумний будинок».

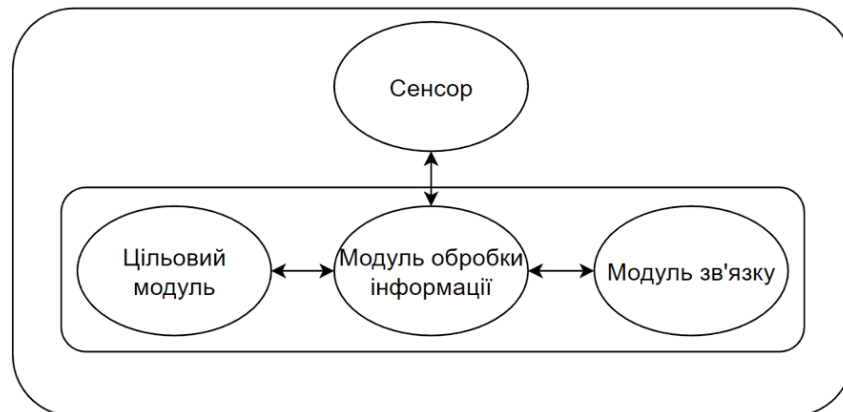
Архітектура підсистеми прогнозування споживання електроенергії у системі «Розумний будинок»



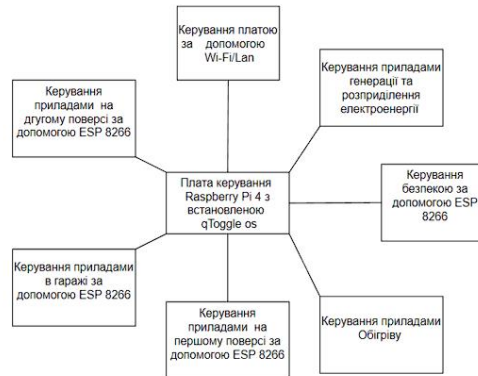
Двонаправлений інтелектуальний вимірвальний термінал



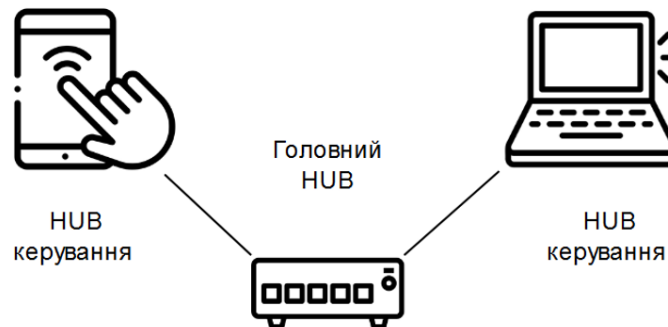
Термінал управління локальною інформацією



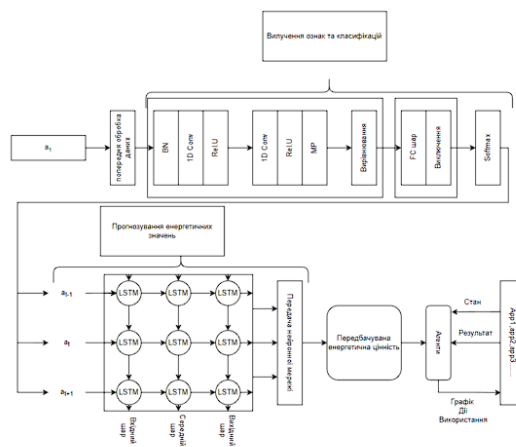
Модуль інтелектуальної обробки даних



Мобільний термінал



Функціонування запропонованого методу



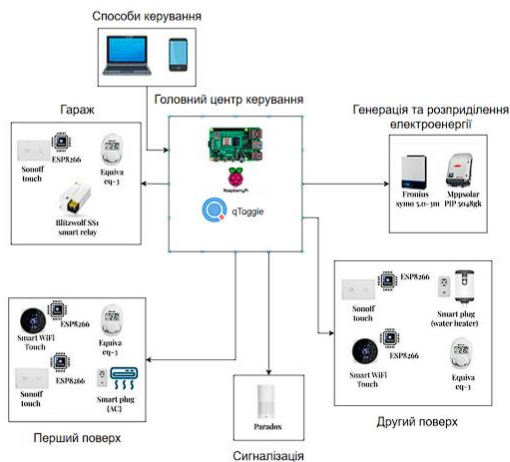
Аналіз моделі 1D-DCNN

Модель	Точність (%)	Відклик (%)	F-міра (%)	Правильність(%)
1D-CNN	75	75	74,780	75,02
1D-DCNN	91	91	90,540	90,55

Аналіз прогнозування за допомогою BLSTM

Модель	MSE	RMSE	MAE	MBE
LSTM	0.3123	0.5689	0.3145	0.03710
BLSTM	0.2814	0.5273	0.2910	0.03345

Архітектура програмно-технічного засобу



ДЯКУЮ ЗА УВАГУ



Anti-Plagiarism v-15.257

Максимальне співпадіння з одним документом 1.0%

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. Помилки в документах: 10%

ID: 112530 Назва: МКР Метод прогнозування споживання енергії для забезпечення енергоефективності у системі «Розумний будинок» Додано в БД: 2023-04-24 Автора: Коротков Ю.В. Керівники: Нічепорук А.О. Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	102155	759	1444 (1%)	23 (3%)

Джерело плагиату

ID	Опис	Наявність плагиату в документі	
		Символи	Лексеми

Ім'я користувача:
Кафедра КІ

ID перевірки:
1014781541

Дата перевірки:
24.04.2023 20:35:46 EEST

Тип перевірки:
Doc vs Internet + Library

Дата звіту:
24.04.2023 20:36:27 EEST

ID користувача:
100005591

Назва документа: **Коротков_Метод прогнозування споживання енергії для забезпечення енергоефективност...**

Кількість сторінок: 82 Кількість слів: 15620 Кількість символів: 120182 Розмір файлу: 2.16 MB ID файлу: 1014487461

7.23% Схожість

Найбільша схожість: 1.71% з Інтернет-джерелом (<https://www.hindawi.com/journals/ijp/2022/9607545>)

6.62% Джерела з Інтернету 267 Сторінка 84

1.14% Джерела з Бібліотеки 82 Сторінка 86

0.39% Цитат

Цитати 2 Сторінка 87

Не знайдено жодних посилань

0% Вилучень

Немає вилучених джерел

Модифікації

Виявлено модифікації тексту. Детальна інформація доступна в онлайн-звіті.

Замінені символи 19

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

РЕЦЕНЗІЯ НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ

Дипломник: Коротков Юрій Володимирович

Тема: Метод та програмно технічний засіб прогнозування споживання енергії у системі «Розумний будинок»

Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

Обсяг дипломної роботи:

Кількість листів креслень —; кількість сторінок записки 102

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень У роботі запропоновано систему керування енергоспоживанням у розумному будинку

2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню Дипломна робота відповідає виданому завданню

3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У першому розділі проведено огляд концепції енергоспоживання розумного будинку та розглянуті готові рішення. У другому розділі запропоновано архітектуру моделі споживання енергії пристроями розумного будинку. У третьому розділі запропоновано метод прогнозування споживання електроенергії у системі розумного будинку. У четвертому розділі запропоновано реалізацію програмно технічного засобу прогнозування споживання енергії у розумному будинку

4. Позитивні сторони роботи: Запропонована система енергоменеджменту в середовищі розумного будинку дозволяє провести оптимізацію роботи приладів та їх енергоспоживання, що в свою чергу зменшить фінансові витрати та підвищить екологічність середовища в якому перебуває дана система.

5. Негативні сторони роботи: В роботі відсутні дослідження по збору даних для перевірки запропонованого методу, також не було реалізовано власної програмної частини керування системою.

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: —

7. Відгук про роботу в цілому: В загальному робота виконана на високому рівні. Весь матеріал кваліфікаційної роботи структурований, чіткий та послідовний. Усі розділи проекту йдуть у вірній послідовності, що дозволяє чітко розуміти викладений матеріал в рамках даної кваліфікаційної роботи.

8. Інші зауваження: —

9. Оцінка дипломної роботи:

Розглянувши позитивні та негативні сторони представленої дипломної роботи вважаю, що робота заслуговує оцінки «відміно» 4,75 (А)

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи) доктор технічних наук, зав. кафедри автоматизації, комп'ютерно-інтегрованих технологій та робототехніки, Мартинюк Валерій Володимирович.

“ 4 ” 05 2023р.



Завідувачу кафедри КІС
д-р.техн.наук, проф. Говорущенко Т. О.

Коротков Юрій Володимирович

ІІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курсу, групи КІ2М-21-1

ЗАЯВА

З правилами чинного Положення «Про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті» від 01.07.2022, згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування заходів дисциплінарної та академічної відповідальності, ознайомлений (а). Про використання програмно-технічних засобів для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на плагіат оповіщений(а) та надаю свою згоду на обробку та збереження університетом моєї роботи в інституційному репозитарії університету.

Також надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних програмно-технічних засобів (Unicheck та Anti-Plagiarism) та використання роботи для виявлення плагіату в інших роботах, які перевіряються програмно-технічними засобами та користувачами, що мають доступ до цих програмно-технічних засобів, виключно в обмежених цілях для виявлення плагіату в текстах робіт.

Робота для перевірки університетом надається в друкованому та електронному варіанті. Електронна версія моєї роботи збігається (ідентична) з друкованою.

22 квітня 2023 року

дата



підпис

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ
КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Метод та програмно технічний засіб прогнозування споживання енергії у системі «Розумний будинок»

Автор: Коротков Юрій Володимирович

Спеціальність: 123 – Компютерна інженерія

Освітня програма: освітньо-наукова

Науковий керівник: Нічепорук Андрій Олександрович, к.т.н, доцент

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	відповідає
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

- 1) запозичення розміщені в розділі аналізу існуючих аналогів та відомих рішень, які не описують безпосередньо авторське дослідження і не стосуються результатів роботи;
- 2) усі запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформленні посилання;
- 3) частину списку використаних джерел було ідентифіковано як плагіат.

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості, складає 7,2 % і адресується до 368 першоджерела, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи

Гарант ОП

Завідувач кафедри КІІС





А.О. Нічепорук

О.С. Савенко

Т. О. Говорущенко