

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Національний університет «Запорізька політехніка»

Факультет комп'ютерних наук і технологій
(повне найменування факультету)

Кафедра програмних засобів
(повне найменування кафедри)

Пояснювальна записка

до дипломного проекту (роботи)

магістр

(ступінь вищої освіти)

на тему ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДІВ ТА
МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ ГЕНЕРАЦІЇ ТА
СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ
RESEARCH AND SOFTWARE IMPLEMENTATION OF METHODS AND
MODELS FOR FORECASTING ELECTRICITY GENERATION AND
CONSUMPTION

Виконав: студент 2 курсу, групи КНТ-222м
Спеціальності 122 Комп'ютерні науки
(код і найменування спеціальності)

Освітня програма (спеціалізація):
Системи штучного інтелекту

ГОРІЧЕНКО Ю. Є.
(ПРИЗВИЩЕ та ініціали)

Керівник ПАРХОМЕНКО А. В.
(ПРИЗВИЩЕ та ініціали)

Рецензент ЗЕЛЕНЬОВА І. Я.
(ПРИЗВИЩЕ та ініціали)

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Національний університет «Запорізька політехніка»

Факультет КНТ
Кафедра програмних засобів
Ступінь вищої освіти магістр
Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і найменування)
Освітня програма (спеціалізація) Системи штучного інтелекту
(назва освітньої програми (спеціалізації))

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри ПЗ, д.т.н, проф.
Сергій СУББОТІН
« » 2023 року

З А В Д А Н Н Я

НА ДИПЛОМНИЙ ПРОЄКТ (РОБОТУ) СТУДЕНТА

ГОРІЧЕНКА Юлія Євгеновича

(ПРИЗВИЩЕ, ім'я, по батькові)

1. Тема проєкту (роботи): Дослідження та програмна реалізація методів та моделей прогнозування генерації та споживання електроенергії. Research and Software Implementation of Methods and Models for Forecasting Electricity Generation and Consumption

керівник проєкту (роботи): ПАРХОМЕНКО Анжеліка Володимирівна, к.т.н., доц.
(науковий ступінь, вчене звання, ПРИЗВИЩЕ, ім'я, по батькові)

затверджені наказом закладу вищої освіти від «14» листопада 2023 р. № 437

2. Строк подання студентом проєкту (роботи): 1 грудня 2023 року

3. Вихідні дані до проєкту (роботи): завдання, література

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити): 1 Дослідження в галузі інтелектуальних систем управління енергоспоживанням. 2 Аналіз структурних та функціональних особливостей інтелектуальних систем управління енергоспоживанням. 3 Дослідження та розробка методу прямого керування на основі сценаріїв автоматизації. 4 Дослідження та практична реалізація моделі прогнозування генерації електроенергії. 5 Модернізація підсистеми інтелектуальної підтримки користувачів.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень): Слайди презентації

6. Консультанти розділів проєкту (роботи):

Розділ	ПРИЗВИЩЕ, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	прийняв виконане завдання
1-5 Основна частина	ПАРХОМЕНКО А. В., доцент		
Нормоконтроль	БЄЛОВА А. В., асистент		

7. Дата видачі завдання «08» вересня 2023 року.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломного проєкту (роботи)	Строк виконання етапів проєкту (роботи)	Примітка
1	Постановка завдання роботи	1 тиждень	Аналіз завдання
2	Дослідження в галузі інтелектуальних систем управління енергоспоживанням	2-3 тижні	Розділ 1
3	Аналіз структурних та функціональних особливостей інтелектуальних систем управління енергоспоживанням	4-5 тижні	Розділ 2
4	Дослідження та розробка методу прямого керування на основі сценаріїв автоматизації	6 тиждень	Розділ 3
5	Дослідження та практична реалізація моделі прогнозування генерації електроенергії	7-8 тижні	Розділ 4
6	Модернізація підсистеми інтелектуальної підтримки користувачів	9-10 тижні	Розділ 5
7	Оформлення пояснювальної записки та документів до неї. Нормоконтроль та рецензування	11 тиждень	ПЗ, Додатки
8	Захист роботи	12 тиждень	

Студент(ка)

(підпис) Юлій ГОРІЧЕНКО
(Ім'я ПРИЗВИЩЕ)

Керівник проєкту (роботи)

(підпис) Анжеліка ПАРХОМЕНКО
(Ім'я ПРИЗВИЩЕ)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка до дипломної кваліфікаційної роботи магістра:
127 с., 4 табл., 69 рис., 4 дод., 87 джерел.

СИСТЕМА ДОМАШНЬОЇ АВТОМАТИЗАЦІЇ, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА
СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯМ, НЕЙРОМЕРЕЖЕВА
МОДЕЛЬ, ПРОГНОЗУВАННЯ, ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ.

Об'єкт дослідження – процес управління енергоспоживанням в системах домашньої автоматизації.

Предмет дослідження – методи та моделі управління енергоспоживанням в системах домашньої автоматизації.

Мета роботи – дослідження та розробка комплексного інтелектуального методу на основі прямого та непрямого контролю для удосконалення процесу управління енергоспоживанням.

Матеріали, методи та технічні засоби: платформа OpenHAB, мови програмування Java, Python та Rules DSL, бібліотека машинного навчання Keras, MQTT брокер, інструмент візуального програмування Node-RED.

Результати. Розроблено метод прямого керування на основі сценаріїв автоматизації та моделі прогнозування генерації електроенергії для комплексного інтелектуального методу управління енергоспоживанням.

Висновки. Впровадження модифікованої та вдосконаленої підсистеми інтелектуальної підтримки сприяє підвищенню загальної енергоефективності системи домашньої автоматизації, більш ефективному управлінню електроенергією та зменшенню енергоспоживання від зовнішніх джерел електропостачання.

Галузь використання – системи домашньої автоматизації, що працюють на платформі OpenHAB та використовують альтернативні джерела електроенергії.

ABSTRACT

Explanatory note to the diploma qualifying work of the master: 127 pages, 4 tables, 69 figures, 4 appendixes, 87 sources.

HOME AUTOMATION SYSTEM, INTELLIGENT ENERGY MANAGEMENT SYSTEM, NEURAL NETWORK MODEL, FORECASTING, ENERGY CONSUMPTION.

The object of study is the process of managing energy consumption in home automation systems.

The subject of study is the methods and models for managing energy consumption in home automation systems.

The purpose of the work is to research and develop a hybrid intelligent method based on direct and indirect control to improve the process of energy consumption management.

Materials, methods, and tools: OpenHAB platform, programming languages Java, Python and Rules DSL, machine learning library Keras, MQTT broker, visual programming tool Node-RED.

Results. A direct control method based on automation scenarios and a model for forecasting electricity generation have been developed for the hybrid intelligent method of energy consumption management.

Conclusions. The implementation of the modified and improved subsystem of intelligent support contributes to increasing the overall energy efficiency of the home automation system, more efficient management of electrical energy and reducing energy consumption from external power sources.

The field of use is home automation systems operating on the OpenHAB platform and utilizing alternative sources of electrical energy.

ЗМІСТ

	С.
Перелік скорочень та умовних познач.....	9
Вступ.....	10
1 Дослідження в галузі інтелектуальних систем управління енергоспоживанням	12
1.1 Аналіз основних аспектів інтелектуальних систем управління енергоспоживанням	12
1.2 Дослідження сучасних підходів для управління енергоспоживанням..	13
1.3 Основні фактори впливу на енергоспоживання	16
1.4 Способи підвищення енергоефективності.....	17
1.5 Висновки до розділу	19
2 Аналіз структурних та функціональних особливостей інтелектуальних систем управління енергоспоживанням	21
2.1 Архітектура інтелектуальних систем управління енергоспоживанням	21
2.2 Датчики та вимірювальні прилади	24
2.2.1 Власноруч створені прилади.....	24
2.2.2 Комерційні прилади.....	26
2.3 Актуатори.....	26
2.3.1 Пряме керування пристроями та приладами.....	26
2.3.2 Непряме керування пристроями та приладами.....	27
2.3.3 Порівняння способів керування пристроями та приладами.....	29
2.4 Модуль обробки інформації.....	31
2.4.1 Механізми правил	32
2.4.2 Машинне навчання та добування даних.....	32
2.4.3 Глибоке навчання.....	33
2.5 Інтерфейс користувача	34
2.5.1 Комп'ютерні застосунки для моніторингу та управління	35
2.5.2 Мобільні застосунки для моніторингу та управління.....	36

2.5.3 Застосунки з елементами гри.....	37
2.6 Підсистема інтелектуальної підтримки користувачів.....	38
2.7 Постановка завдань магістерської роботи.....	39
3 Дослідження та розробка методу прямого керування на основі сценаріїв автоматизації.....	42
3.1 Дослідження особливостей системи домашньої автоматизації	42
3.2 Дослідження можливостей розробки користувацьких сценаріїв автоматизації.....	45
3.2.1 Вбудована мова програмування Rules DSL	46
3.2.2 Інструмент візуального програмування Node-RED	47
3.3 Методика розробки користувацьких сценаріїв автоматизації	50
3.4 Приклад розробки користувацького сценарію автоматизації	51
3.4.1 Розробка сценарію автоматизації на мові програмування Rules DSL	53
3.4.2 Розробка сценарію автоматизації за допомогою інструменту Node-RED	53
3.5 Висновки до розділу	57
4 Дослідження та практична реалізація моделі прогнозування генерації електроенергії	59
4.1 Дослідження інтелектуальних методів прогнозування в сфері ефективного енергоспоживання	59
4.2 Аналіз накопичених даних.....	64
4.3 Розробка моделі прогнозування генерації електроенергії.....	70
4.3.1 Алгоритм «Випадковий ліс».....	70
4.3.2 Алгоритм «Гرادієнтний бустинг».....	73
4.3.3 Алгоритм «k-найближчих сусідів»	75
4.3.4 Алгоритм «Екстра-дерева»	77
4.3.5 Нейромережева модель ВРВ.....	79
4.3.6 Нейромережева модель ВРВ з випадаючими шарами	81
4.3.7 Нейромережева модель ДКЧП	82
4.3.8 Нейромережева модель ДКЧП з випадаючими шарами.....	84

4.4 Висновки до розділу	85
5 Модернізація підсистеми інтелектуальної підтримки користувачів	87
5.1 Спрощення процесу тестування та розгортання підсистеми інтелектуальної підтримки	87
5.2 Реалізація можливості збереження історичних даних щодо використання побутових приладів та фактичної генерації електроенергії.....	89
5.2.1 Основні рішення щодо представлення даних	89
5.2.2 Вибір інструментарію розробки	91
5.2.3 Особливості реалізації графічного інтерфейсу	91
5.3 Висновки до розділу	94
Висновки	95
Перелік джерел посилань	97
ДОДАТОК А Текст розробленого сценарію автоматизації.....	107
ДОДАТОК Б Архітектура розроблених нейромережових моделей	109
ДОДАТОК В Текст програми	114
ДОДАТОК Г Слайди презентації	121

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА УМОВНИХ ПОЗНАК

MAE	– Mean Absolute Error;
MAPE	– Mean Absolute Percentage Error;
MSE	– Mean Squared Error;
OpenHAB	– Open Home Automation Bus;
P2P	– Peer-to-Peer;
RMSE	– Root Mean Squared Error;
АРКС	– модель авторегресії-ковзного середнього;
BPB	– вентильний рекурентний вузол;
ДКЧП	– довга короткочасна пам'ять;
ICUE	– інтелектуальна система управління енергоспоживанням;
MAC	– мультиагентна система;
НМПП	– нейронна мережа прямого поширення;
OI	– оточуючий інтелект;
СДА	– система домашньої автоматизації;
ШНМ	– штучні нейронні мережі.

ВСТУП

На сьогоднішній день, оптимізація користування ресурсами, зокрема, електроенергією, вважається надзвичайно актуальною задачею, особливо в умовах нестабільної економічної та політичної ситуації в Україні.

Одним із способів є використання нічного тарифу на електроенергію, що може допомогти значно зекономити кошти на комунальні послуги. Проте важливо враховувати, що це може призвести до зменшення комфорту мешканців будинку, оскільки побутові прилади з високою потужністю, такі як пральні машини або посудомийні машини, часто доведеться використовувати саме вночі. Підключення до нічного тарифу вимагає витрат на придбання та встановлення додаткового обладнання, а також оформлення юридичних документів, що може бути трудомістким завданням [1]. Крім того, цей підхід не дозволить повністю стати незалежним від зовнішньої електромережі та тарифів на електроенергію.

Саме тому спостерігається активний розвиток використання альтернативних джерел енергії, що стає одним з ключових рішень для розв'язання цієї проблеми. Така тенденція поширюється як на системи промислової, так і домашньої автоматизації [2]. Інтеграція альтернативних джерел енергії у такі системи надає дві важливі переваги: використання екологічно чистої енергії та зменшення витрат на комунальні послуги з електроенергії. Зокрема, інтеграція альтернативних джерел в системи домашньої автоматизації (СДА) дозволяє зменшити використання електроенергії із зовнішньої мережі, однак такий підхід вимагає комплексної стратегії для ефективного прогнозування та моніторингу процесів генерації та споживання електроенергії з цих альтернативних джерел.

Використання «зеленого тарифу» в домогосподарствах, хоча і може здаватися привабливою ідеєю, але не завжди гарантує стабільний прибуток, оскільки на генерацію електроенергії впливає багато чинників. Це означає, що альтернативні джерела не завжди можуть забезпечувати виробництво

достатньої кількості електроенергії, яка може бути продана у зовнішню електромережу. Також для реалізації цього підходу необхідно придбати спеціальне обладнання та отримати певні дозволи. Крім того, держава може виплачувати кошти за придбану у такого домогосподарства електроенергію частинами або виплачувати їх з затримкою у разі надзвичайних ситуацій в країні, що робить такий прибуток нестабільним [3].

Для вирішення задач домашньої автоматизації існує велика кількість платформ, включаючи популярне програмне забезпечення з відкритим вихідним кодом, таке як: OpenHAB, Home Assistant, Domoticz, OpenMotics, HomeGenie та інші. Ці платформи спрощують процес побудови СДА, дозволяючи власникам будинків керувати процесами та контролювати різні пристрої. Таким чином, будинок, оснащений такою системою, забезпечує більший комфорт, гнучкість та безпеку. Загальним недоліком існуючих СДА є неможливість прогнозувати генерацію електроенергії, яка не є постійною та залежить від різних чинників, а також оптимізувати споживання електроенергії з альтернативних джерел для мінімізації використання електроенергії із зовнішньої електромережі, тому тема роботи є актуальною.

Метою роботи є дослідження та розробка комплексного інтелектуального методу на основі прямого та непрямого контролю для удосконалення процесу управління енергоспоживанням.

1 ДОСЛІДЖЕННЯ В ГАЛУЗІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ

УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯМ

1.1 Аналіз основних аспектів інтелектуальних систем управління енергоспоживанням

У роботі [4] представлено загальні підходи щодо енергоефективності, а також основні архітектурні, технологічні та алгоритмічні аспекти інтелектуальних систем управління енергоспоживанням (ІСУЕ).

Автори [5] запропонували архітектуру, яка також включає розумні прилади, тоді як дослідники у роботі [6] представили більш абстрактну архітектуру для систем на основі Інтернету речей, яка складається з трьох рівнів:

- рівень сприйняття, на якому встановлені датчики та вимірювальні прилади, призначені для збору інформації про навколишнє середовище;
- мережевий рівень, на якому виконується передача та обробка даних датчиків і вимірювальних приладів;
- прикладний рівень, який відповідає за фактичне надання користувачеві послуг, специфічних для програми.

Автори [7] виконали огляд сучасних систем управління енергоспоживанням будівель, зосереджуючись на трьох модельних підходах: білий ящик, чорний ящик та сірий ящик. Вони також провели порівняльний аналіз факторів, які мають найбільший вплив на споживання електроенергії.

Розгортання ІСУЕ надає середовище з оточуючим інтелектом (ОІ). Так, у роботі [8] представлено різні визначення для ОІ, залежно від доданих функцій та такі середовища пропонують екологічні, комфортні, безпечні та фінансові переваги. Також ОІ виступає загальним терміном, який застосовується до технологій, вбудованих у фізичний простір для створення невидимого інтерфейсу користувача, підсиленого штучним інтелектом. Так, концепція невидимого інтерфейсу користувача базується не лише на розпізнаванні фізичних дій, а й на голосових командах [9]. Також автори

представили всебічний огляд ОІ, посилаючись на передові методи штучного інтелекту для впровадження цих систем.

1.2 Дослідження сучасних підходів для управління енергоспоживанням

В дослідженні, що провели автори [10], розглянуто контролери планування навантаження, які інтегрують штучні нейронні мережі (ШНМ), адаптивні системи нечіткого виведення, методи нечіткої логіки та евристичної оптимізації. У роботі [5] досліджено питання управління з боку попиту, тобто сукупність методів, застосованих для зменшення споживання енергії та покращення енергоефективності. Крім того, ці автори виконали огляд домінуючих методологій планування, які групуються в п'ять категорій, а саме: математична оптимізація, евристичні та метаевристичні методи, управління з прогнозуючими моделями, машинне навчання, підходи на основі теорії ігор. Додаткові методи щодо економії електроенергії представлені у роботі [11], включаючи статистичні моделі, рішення на основі хмарних обчислень, туманні обчислення, архітектури на основі смарт-вимірювань, а також деякі рішення з використанням Інтернету речей. Автори [12] розглянули методи, застосовані для моделювання різних аспектів систем управління енергоспоживанням для житлових будівель. Крім того, вони розглянули складність таких систем та надали огляд методів для підходів до планування, а також зробили їхню класифікацію: математичне програмування, метаевристичний пошук та евристичні методи планування. Робота [13] узагальнює дослідницькі можливості, створені відкритими питаннями в цій галузі, та пропонує різні архітектурні рішення, наприклад, платформи для розподіленого управління енергоспоживанням на основі блокчейну та Інтернету речей, глибоке навчання для аналізу великих об'ємів даних про електроенергію, Peer-to-peer (P2P) архітектура для торгівлі «зеленою» електроенергією та управління енергоспоживанням на стороні

попиту, різноманітні моделі прогнозування, а також управління енергоспоживанням на основі Інтернету Енергії.

Виходячи з проведених досліджень, всі підходи, спрямовані на зменшення споживання енергії та покращення енергоефективності, можна розділити на дві основні групи: алгоритми та інтелектуальні методи, а також різноманітні архітектурні рішення (рис. 1.1).

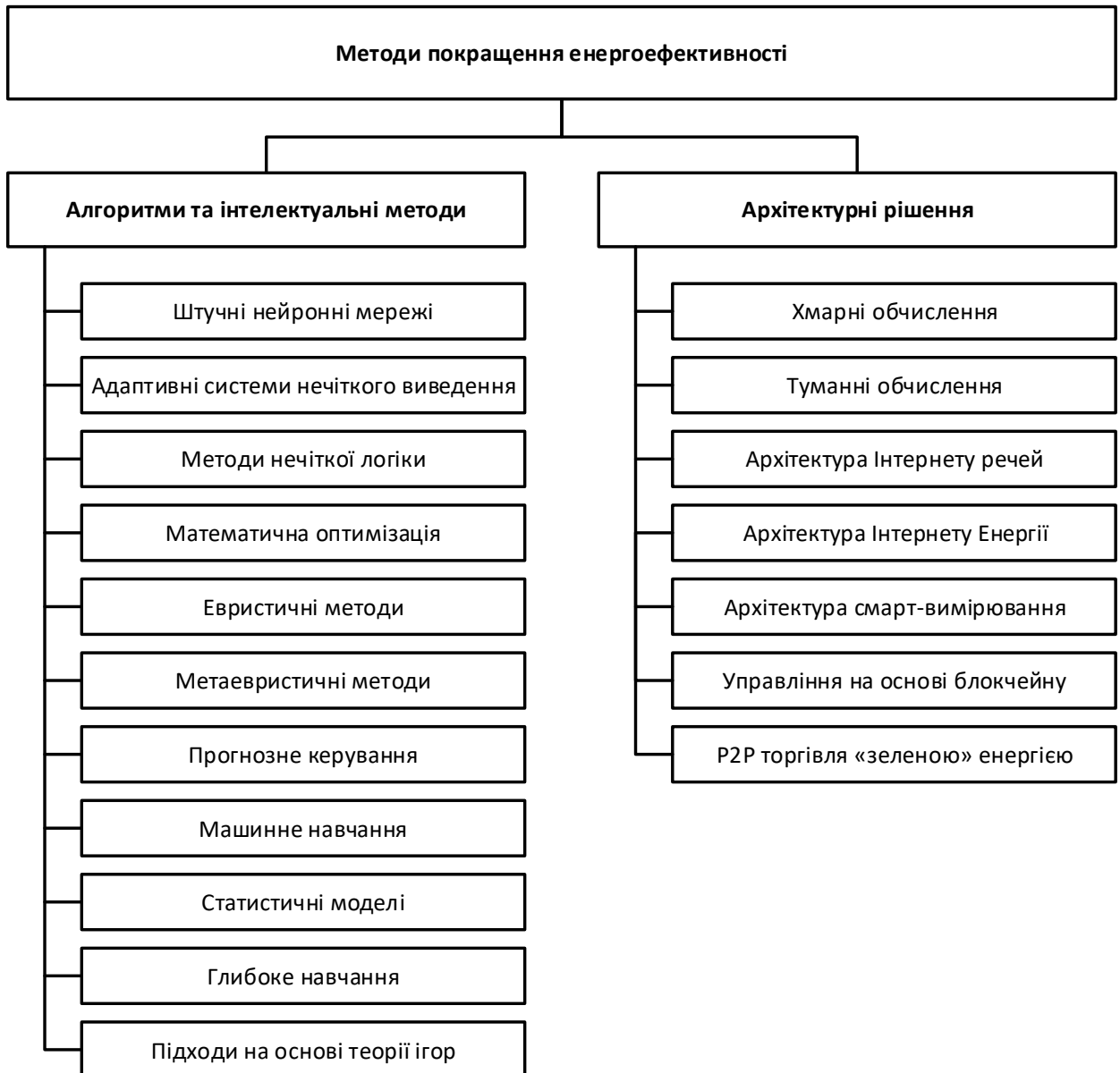


Рисунок 1.1 – Методи для зменшення споживання енергії та покращення енергоефективності [5], [10], [11], [12], [13]

Мультіагентні системи (МАС) – це підхід, який використовується для моделювання компонентів ICYE. У статті [14] було проведено огляд останніх досягнень в галузі МАС та того, як їх використовують для вирішення проблем зменшення витрат енергії та покращення енергоефективності. Автори представили різновиди архітектур МАС та причини, чому їх необхідно використовувати як засоби моделювання. Дослідники у роботі [15] запропонували використовувати мультіагентну архітектуру розподіленого інтелекту для вирішення складного та динамічного процесу прийняття оптимальних рішень з управління енергоспоживанням. Запропонована архітектура базується на чотирьох групах агентів: контролю і моніторингу; інформаційних; прикладних і управління; агентів оптимізації.

Рекомендаційні системи є важливим напрямком досліджень з середини 90-х років. Їх головною метою є допомога користувачам знаходити потрібну інформацію в мережі Інтернеті на основі персоналізованих уподобань за допомогою колективного або контент-фільтрування, а також методів штучного інтелекту, таких як асоціативні правила, кластеризація, дерева рішень, метод k-найближчих сусідів, нейронні мережі, регресія тощо [16]. Протягом останнього десятиріччя наукова спільнота почала інтегрувати модулі рекомендацій в компоненти систем розумних середовищ з метою переконання користувачів приймати більш екологічно спрямовану поведінку.

Широкий огляд літератури був проведений у роботі [17] щодо систем рекомендацій енергозбереження в будівлях, де було обговорено їхні зміни та надано класифікацію на основі природи механізму рекомендацій, їх цілей, обчислювальних платформ та метрик оцінки. Крім того, був проведений критичний аналіз для розуміння обмежень цих систем, в той час як вони спрямовані на енергоефективність. Також додатково було досліджено набір рекомендацій [18], які були опубліковані різними компаніями і агентствами, та були розроблені моделі для оцінки того, як популярні рекомендації впливають на енергозбереження, а також провівши додаткове дослідження

для розуміння того, які типи рекомендацій обираються та частіше використовуються.

Автори [19] проаналізували теоретичні бар'єри для впровадження технологій ефективного використання електроенергії та запропонували способи їх подолання. Крім того, автори [20] зауважили в своєму дослідженні, що технології автоматизації та контролю – це лише «одна з частин у всій головоломці». Інша частина – це системи, які залучають людей до зниження надмірного споживання електроенергії за допомогою методів зміни поведінки, використовуючи рекомендації та зворотний зв'язок. Вони також припустили, що інтеграція між техноцентричним та орієнтованим на користувача підходами в цілісних реалізаціях може бути більш ефективним рішенням.

1.3 Основні фактори впливу на енергоспоживання

Першим кроком досягнення зменшення витрат електроенергії виступає аналіз основних джерел споживання електроенергії. Згідно з дослідженням [21], можна виділити чотири основні впливові фактори цього явища, які представлено на рисунку 1.2.



Рисунок 1.2 – Основні фактори впливу на енергоспоживання [21]

Першим фактором впливу на енергоспоживання виступають особливості будівлі. Так, будівельні матеріали та рівень теплоізоляції є

очевидними факторами, які збільшують витрати електроенергії у будь-яких типах будівель. Автори [22] провели дослідження щодо відмінностей у споживанні електроенергії, та виявили, що нові будівлі з сучасними матеріалами споживають менше електроенергії, ніж нещодавно реконструйовані старі будівлі.

Другим важливим фактором виступає поведінка мешканців, оскільки саме мешканці будинку впливають на загальне споживання енергії [23]. Навіть у будівлях із однаковим класом енергоефективності можуть виникати відмінності у споживанні, залежно від температури нагрівання і охолодження, витрат гарячої води, вимог до якості умов проживання, використання освітлення тощо.

Третім фактором виступає ефективність та функціонування систем. Багато будівель або домогосподарств оснащені або низькоефективними, або застарілими побутовими приладами. Таким чином, ефективність систем сильно впливає на загальне споживання енергії, а також на потужні електроприлади, такі як піч, мікрохвильова піч, пральна та сушильна машини.

Останнім фактором виступають кліматичні умови. Таким чином, зовнішня температура, сонячне випромінювання, вологість та швидкість вітру можуть впливати на споживання енергії, особливо в поєднанні з вищезазначеними факторами. Навіть якщо ці умови не можуть бути контрольованими, важливо усвідомлювати, як вони збільшують витрати електроенергії для того, щоб знайти ефективні рішення.

1.4 Способи підвищення енергоефективності

Для того щоб протистояти кліматичним змінам, суспільство повинно прийняти більш енергоефективне мислення. Автори [24] визначили чотири підходи для підвищення енергоефективності, а саме: інформованість

користувачів про споживання електроенергії, зменшення споживання в режимі очікування, планування дій, а також адаптивне управління (рис. 1.3).

По-перше, інформованість користувача є прямим шляхом до зменшення витрат електроенергії [4]. Надання відповідного зворотного зв'язку, порад та рекомендацій разом із детальною інформацією про щоденне споживання електроенергії та загальні витрати може підтримати користувачів у виборі більш екологічної поведінки [25]. Однак агреговані дані про споживання електроенергії ускладнюють розуміння того, який пристрій або яка поведінка спричиняє найбільше витрат [4]. Крім того, різноманітні дослідження у роботі [17] демонструють, що зміна поведінки все ще є неефективною стратегією в довгостроковій перспективі, тому необхідно шукати нові рішення.



Рисунок 1.3 – Підходи для підвищення енергоефективності [24]

По-друге, пристрої в режимі очікування та побутові прилади – це приховані джерела витрат енергії. На цю проблему вперше було звернуто увагу на початку 90-х років [26], коли аналітики почали вивчати кількість побутових приладів, які спричиняли «витік» електроенергії. Згідно з [27] будь-який підключений пристрій в режимі очікування може споживати певну кількість електроенергії, але збільшена кількість таких пристроїв у домогосподарствах та будівлях призводить до значних збільшень загального споживання. Телевізори, комп'ютери, кавоварки та принтери – це деякі з пристроїв, які є в кожному будинку та витрачають електроенергію без

використання самого приладу протягом довгих періодів часу [4]. Дослідження [28] показало, що наявність освіти у мешканців позитивно корелює зі зменшенням споживання електроенергії в режимі очікування. Крім того, домогосподарства з дітьми були менше схильні витрачати енергію в режимі очікування, в той час як домогосподарства з високим рівнем доходів були пов'язані зі збільшеним споживанням електроенергії.

По-третє, планування дій за допомогою сучасних систем автоматизації може запропонувати зменшення споживання електроенергії під час великого попиту на електроенергію [4]. Планування дозволяє зменшити фінансові витрати, коли тарифи на енергію відрізняються вдень та вночі. Крім того, як було запропоновано у роботі [29], користувачі також можуть заощаджувати енергію, коли будинок підключено через гібридну енергетичну систему до акумуляторних батарей.

Нарешті, ще одним підходом до зменшення витрат на електроенергію є використання адаптивних систем керування. Системи опалення, вентиляції та освітлення витрачають енергію для забезпечення комфорту мешканців. Однак впровадження методів штучного інтелекту, таких як визначення присутності людини, передбачення поведінки чи керування за допомогою навчання з підкріпленням, може регулювати часи активації цих приладів для уникнення непотрібного споживання [30].

1.5 Висновки до розділу

Було проведено аналіз основних аспектів ICUE. Дослідження включає підходи щодо зменшення споживання енергії та покращення енергоефективності. Так, було досліджено алгоритми та інтелектуальні методи, а також різноманітні архітектурні рішення, такі як мультиагентні системи, рекомендаційні системи, використання методів штучного інтелекту та різноманітних алгоритмів (рис. 1.1).

Проведений аналіз виявив чотири основні фактори впливу на енергоспоживання: особливості будівлі, поведінка мешканців, ефективність та функціонування систем, а також кліматичні умови (рис. 1.2). Відзначено, що ефективне управління цими факторами може суттєво зменшити витрати електроенергії в будівлях.

Також зазначено чотири підходи до підвищення енергоефективності: інформованість користувачів, зменшення споживання в режимі очікування, планування дій та адаптивне управління (рис. 1.3).

Таким чином, для досягнення більшої енергоефективності у будівлях та системах управління необхідно поєднувати технічні інновації, інформаційні технології та зміну поведінки користувачів. Розробка та впровадження ІСУЕ відкриває перспективи для створення більш стійких, ефективних та екологічно збалансованих середовищ.

2 АНАЛІЗ СТРУКТУРНИХ ТА ФУНКЦІОНАЛЬНИХ ОСОБЛИВОСТЕЙ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯМ

2.1 Архітектура інтелектуальних систем управління енергоспоживанням

Протягом останнього десятиріччя було запропоновано низку комп'ютерних інструментів та технологій з метою зменшення витрат енергії та покращення енергоефективності в щоденному житті. Згідно з дослідженням [4], кожна система чи модель, яка була розроблена, повинна задовольняти основні функціональні та нефункціональні вимоги. Така система повинна враховувати екологічні умови місця, де вона буде встановлена, використовувати вхідні дані для вивчення звичок, поведінки, уподобань мешканців, споживання енергії для кожного побутового приладу, а також виявляти або передбачати важливі зміни. Крім того, така система повинна надавати користувачам можливість моніторити споживання електроенергії та взаємодіяти з ними за допомогою повідомлень. До того ж, вона повинна мати здатність модифікувати своє середовище після планування та оптимізації майбутніх дій, які одночасно зменшать витрати електроенергії та задовольняють рівень комфорту.

Щодо нефункціональних вимог, ці системи повинні підтримувати низький рівень втручання взаємодії з користувачем та фізичною інфраструктурою. Крім того, в таких випадках бажана масштабованість та розширюваність, що означає високий рівень абстракції під час проєктування. Також інтелектуальна система повинна легко впроваджуватись користувачами та не вимагати встановлення та налаштування від фахівця. Також вона повинна бути сумісною з різноманітними фізичними пристроями та іншими компонентами програмного забезпечення.

Виходячи з проведених досліджень, можна навести загальну архітектуру ІСУЕ, яка складається з наступних компонентів (рис. 2.1):

- датчики та вимірювальні прилади;
- актуатори;
- модуль обробки інформації;
- інтерфейс користувача [4], [5].

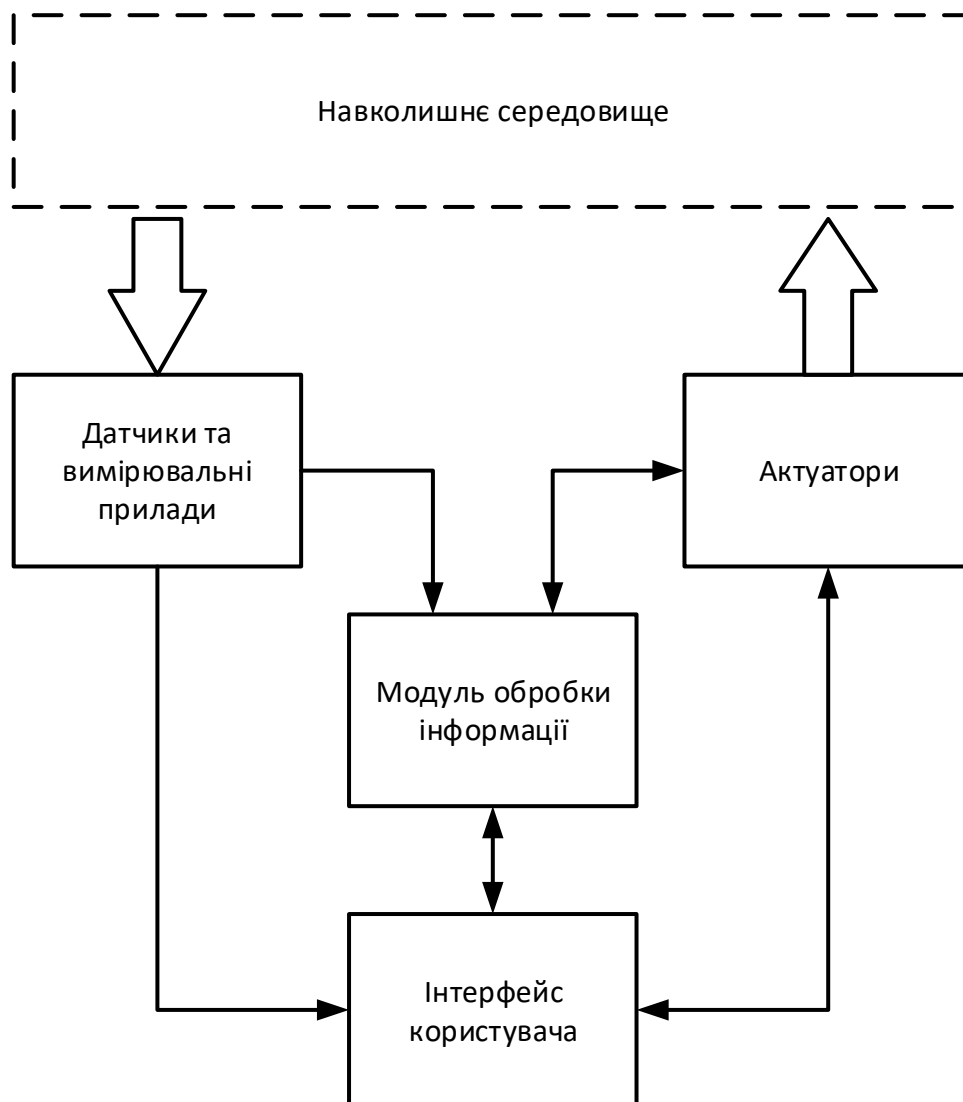


Рисунок 2.1 – Загальна архітектура ІСУЕ [4], [5]

Інформація, що надходить від датчиків, зберігається та опрацьовується модулем обробки інформації, який в свою чергу виступає спеціалізованою підсистемою з компонентами, відповідальними за обробку

всіх отриманих даних і виконання завдань оптимізації на основі вподобань кінцевих користувачів. Ця підсистема також повинна навчатися та визначати звички активності мешканців, взаємодіяти з механізмами активації. Коли приймаються рішення, вони передаються актуаторам для зміни статусу кожного приладу чи пристрою. Разом із командами на виконання, іноді модуль обробки інформації надає рекомендації користувачам через інтерфейс користувача для зміни поведінки мешканців, яка впливає на загальне споживання електроенергії. Усі ці модифікації спрямовані на збільшення енергоефективності всього суспільства [31]. Крім того, через інтерфейс користувача мешканці мають доступ до графіків, що демонструють щоденне споживання електроенергії. Найпоширенішою формою інтерфейсу користувача є застосунок для комп'ютера або смартфона.

Широко використовуваним підходом для моделювання передових систем управління енергоспоживанням є МАС. Архітектура МАС часто використовується як інструмент для моделювання підсистем ІСУЕ та складається з кількох взаємодіючих інтелектуальних агентів [32]. Кожен агент може вважатися «інтелектуальним», оскільки він включає методи штучного інтелекту, такі як прийняття рішень або алгоритми машинного навчання.

Згідно з дослідженням [33], у кожного агента в МАС є наступні важливі характеристики:

- автономність (здатність бути щонайменше частково незалежними);
- обмеженість уявлення (у агента є межі сприйняття, і жоден агент не має уявлення про всю систему, в іншому випадку агент не зможе обробити таку велику кількість інформації);
- децентралізація (у МАС не існує ніяких контролюючих органів).

Автор [33] назвав можливість агента діяти на локальному рівні «сферою впливу». У кожного агента в МАС є здатність взаємодіяти в межах певної області. Однак є «сфери», які співпадають з іншими, що підвищує

відносини залежності та створюють єдину модель. Через це архітектури MAC вважаються актуальними для моделювання ІСУЕ. Автори [14] аргументували, що MAC часто використовуються як моделі через можливості комунікації, координації та співпраці агентів, а також через те, що цей дизайн надає стійкість системі, коли різні завдання призначаються кожному агенту окремо.

2.2 Датчики та вимірювальні прилади

У кожному розумному середовищі встановлюються вимірювальні прилади, які надають дані про температуру, вологість та рівень освітленості, в той час як різні датчики відстежують присутність людей. Існують два типи пристроїв Інтернету речей, використовуваних для цих завдань: власноруч створені та комерційні. Найпоширенішими є використання мікроконтролерів Arduino або Raspberry Pi для створення власних модулів, які відповідають конкретним вимогам, але в масштабних застосуваннях комерційні пристрої є більш використовуваними, оскільки зазвичай вони мають стандартні протоколи зв'язку.

2.2.1 Власноруч створені прилади

Найбільш поширеними приладами для таких застосувань є вимірювачі споживаної потужності. У роботі [34] автори використовували компоненти SEN-11005 на мікроконтролері NodeMCU для створення власного пристрою моніторингу енергоспоживання. Дослідники [35] створили з нуля власну схему для електронного датчика, що складається з кількох схем для вимірювання напруги та струму, а також регулювання напруги. Такий вимірювач був під'єднано до мікроконтролера Arduino UNO, що обробляв вхідні дані, які в свою чергу передавалися через мікросхему ESP8266 до застосунка. Автори [36] створили систему для моніторингу потужності

споживання електроенергії, розроблену з використанням універсального цифрового реєстратора енергії. У роботі [37] автори також розробили свою власну смарт-розетку за допомогою протоколу Zigbee. Дослідники [38] використовували датчики ACS712 та ZMPT101B для вимірювання струму та напруги відповідно.

Датчики температури та вологості також широко використовуються в системах управління енергоспоживанням. Дослідники [31], [34], [39] використовували сенсори DHT-22 для отримання інформації в реальному часі з навколишнього середовища. Сенсор DHT-22 може вимірювати як температуру, так і рівень вологості. А у роботі [40] автори використовували тільки температурний сенсор LM35. Він має аналоговий протокол зв'язку, тоді як DHT-22 використовує OneWire. Таким чином, LM35 швидший для передачі даних, але він більш чутливий до шуму.

Датчики світла та руху є надзвичайно важливими компонентами для систем, які спрямовані на зменшення втрат електроенергії. Кімнати та приміщення, які залишаються без людей, мають тенденцію до збільшеного споживання через увімкнені світильники. Так, автори [34], [41] використовували датчик світла TSL2561 від Adafruit для моніторингу освітленості в приміщеннях та HC-SR501 для виявлення руху. Дослідники [39] також використовували фоторезисторні датчики та датчики руху з пасивним інфрачервоним випромінюванням в свою власноруч створену плату датчиків.

Автори [42] представили власну розробку «EnAPlug», яка виступає багатосенсорною смарт-розеткою з можливістю вмикання і вимикання пристроїв, а також моніторингу потужності, напруги і струму. Також ця розробка включала чотири сенсори для вимірювання температури, вологості, зовнішньої температури та виявлення відкривання дверей.

2.2.2 Комерційні прилади

Багато компаній розробляють смарт-розетки, які використовуються в системах управління енергоспоживанням для вимірювання параметрів навколишнього середовища та, зазвичай, містять кілька сенсорів на одному приладі. Ці пристрої використовуються в розумних будинках і будівлях та їх легко використовувати звичайним мешканцям. Зазвичай більшість дослідників обирають ці пристрої, коли проводять експерименти великого масштабу, щоб зекономити час на створенні власних пристроїв.

У своїй роботі автори [43] використовували такі смарт-розетки з можливістю вимірювання та увімкнення і вимикання: DSP-W125 від D-Link, SP-2101W від Edimax та TP-Link HS110. Автори [44] використовували датчик Fibaro 4-in-1 в своїх експериментах для отримання даних про температуру, вологість, освітленість, рух та присутність людей. Дослідники [45] використовували системи digitalSTROM, які діяли як вимірювачі потужності та спілкувалися з іншими вузлами в розумному середовищі.

У роботі [46] автори використовували багатосенсорний пристрій Aeon Gen5 для виявлення руху, вимірювання температури, освітленості та вологості повітря. Крім того, вони використовували смарт-розетку Aeon Smart Switch 6 для керування побутовими приладами та вимірювання поточної споживаної потужності, а також надавали графіки споживання потужності для використовуваних пристроїв.

2.3 Актуатори

2.3.1 Пряме керування пристроями та приладами

Актуатори – це компоненти ІСУЕ, які виконують певні команди, взаємодіючи з приладами, з метою зменшення витрат енергії та покращення енергоефективності. Є два можливих способи взаємодії з пристроями та приладами. Перший – це набір електронних актуаторів, які взаємодіють з

побутовою технікою відповідно до рішень модулю обробки інформації. Всі системи, що здатні змінювати свій стан за допомогою актуаторів називаються системами прямого управління ІСУЕ. Цей термін охоплює кожен систему, здатну обробляти дані, приймати рішення та виконувати їх самостійно, без втручання людини.

Так, «Elettra» виступає системою, запропонованою у роботі [47], що дозволяє користувачам моніторити своє споживання електроенергії. Вона включає методи ОІ та алгоритми для успішного вимірювання та прогнозування споживання електроенергії пристроями, а також надавала пряме керування за допомогою смарт-розеток та сенсорів. Автори [48] запропонували розробку під назвою «Smart IHU», яка виступає у ролі застосунку із двома компонентами: менеджером та редактором правил автоматизації. Для роботи актуаторів автори розробили власні сенсорні плати та пристрої з використанням технології Z-Wave, які реалізовували автоматизацію на основі обраних користувачем даних.

Ще одну платформу із прямим управлінням реалізували у роботі [49]. Їхня система була призначена для мінімізації витрат електроенергії у будинку за допомогою оптимального планування користування побутовими приладами. Для досягнення цієї мети в систему були включені керовані побутові прилади (смарт-пристрої), такі як насос для басейну, посудомийна машина, пральна машина, праска, кавоварка, осушувач повітря та хлібопічка. Таким чином, користувачі обирали бажаний час для роботи приладу та надавали інформацію про свій образ життя.

2.3.2 Непряме керування пристроями та приладами

Деякі нові підходи ставлять мешканців будинку в роль актуатора, формуючи модель «людина-в-циклі». Їхня мета – змінити поведінку кінцевих користувачів для позбавлення звичок витрачати даремно електроенергію. Для досягнення цього, такі підходи використовують системи рекомендацій

для формування та відправлення пропозицій і порад через інтерфейс користувача, що мотивує людей діяти більш оптимально. Ці системи також можуть бути розширені для створення пропозицій заміни неефективних пристроїв та приладів, які витрачають енергію даремно [5]. Їх називають системами непрямого управління ІСУЕ.

Існують різні типи рекомендацій. Найтиповішими з них є рекомендації щодо власних ресурсів, які радять мешканцям вимикати світло або прилади опалення в порожніх кімнатах, а також вимикати невикористовувані пристрої, такі як комп'ютери та принтери. Однак автори [41] запропонували ще три типи рекомендацій. Так, рекомендації на переміщення заохочують мешканців змінювати свій робочий або житловий простір, щоб зменшити вимоги до споживання різних приладів. Рекомендації щодо зміни графіку є розширенням рекомендацій на переміщення, спрямованим на зміну періоду часу, який мешканець проводить у певному просторі. Також рекомендації щодо примусового виходу вказують менеджерам будівель, коли слід змусити людей залишити приміщення, якщо зайнятість невелика порівняно з розміром простору.

Так, автори [46] розробили модульну платформу під назвою «Smart Home Environment». Керування виконувалося за допомогою різноманітних контролерів Z-Wave, ТКВ Home для керування диммерами світла та Aeon Z-Sticks, Gen-5 та S2, кожен з яких був призначений для роботи в певному регіоні (США або Європа) в залежності від дозволеної радіочастоти для таких пристроїв. Платформа «Smart Home Environment» надавала поради мешканцям щодо того, як вони можуть покращити свій спосіб життя та зменшити витрати на споживання енергії. Таким чином, ця платформа надсилала сповіщення на мобільний пристрій, щоб мотивувати їх дистанційно увімкнути або вимкнути певні прилади.

У роботі [50] автори використовували фреймворк CAFCLA під час розробки системи рекомендацій для використання в домівках та для сприяння ефективному використанню електроенергії. Система визначала

поведінкові шаблони та разом із системою локалізації в реальному часі CAFCLA та бездротовою мережею сенсорів використовувалася для надання персоналізованих рекомендацій.

Система «KNOTES» – це розробка від дослідників [51], яка пропонувала користувачам рекомендації, як змінити свій спосіб життя за допомогою сповіщень, щоб економити електроенергію. Така система використовувала їх особисті дані, такі як споживання електроенергії, список побутових приладів, відсоток прийняття порад та історію оцінок, щоб надати відповідні рекомендації.

Підходи з елементами гри є також перспективними з точки зору непрямого управління, особливо в навчальних закладах, через збільшений інтерес користувача за допомогою системи досягнень із винагородами та турнірними таблицями [52].

2.3.3 Порівняння способів керування пристроями та приладами

ІСУЕ з прямим керуванням мають можливість автоматизувати процедури та дії. Їхня основна перевага полягає в тому, що мешканці розумного середовища не зобов'язані змінювати свій розклад. Після встановлення вподобань система отримує вхідні дані, оптимізує їх та відправляє команди на виконання всім необхідним пристроям, без подальшої потреби у взаємодії. Наприклад, коли мешканець залишає кімнату, в такому випадку світло може бути вимкнене. Так само телевізор може автоматично вимикатися, якщо кімната порожня.

Ще одним аргументом на користь прямого керування є можливість планування розкладу роботи електроприладів, який дозволяє користувачам встановлювати цілі щодо економії ресурсів. Крім того, такий підхід може пропонувати зміщення роботи приладів, щоб знайти оптимальні часові рамки для зменшення витрат на електроенергію.

Варто зауважити, що розумні середовища з автоматизацією можуть захищати мешканців від екстрених ситуацій, таких як надмірне енергоспоживання, спричинене «витіканням» електроенергії з несправного приладу. Такий несправний пристрій марно витрачає електроенергію та є небезпечним для мешканців, оскільки може призвести до аварій, таких як пожежа чи ураження електричним струмом. У такий спосіб, актуатори можуть вимикати пристрої у разі необхідності, зменшуючи витрати електроенергії, а також надаючи більше безпеки мешканцям.

Таким чином, повністю автоматизовані ІСУЕ можуть бути використані в домогосподарствах, де живуть літні або з обмеженими можливостями люди. Правильно розроблений інтерфейс користувача, дозволить таким мешканцям легко змінювати параметри комфорту для проживання, а також покращувати енергоефективність будинку.

Використання модулів рекомендацій в ІСУЕ є дуже перспективним напрямком для досліджень. Оскільки поведінка мешканців виступає одним з основних факторів неефективного споживання електроенергії, саме системи рекомендацій є корисними інструментами для вирішення цієї проблеми.

Однією з основних відмінностей від систем прямого керування є відсутність актуаторів, що надає три важливі переваги. По-перше, ці системи дешевші та їх легше придбати. Враховуючи вартість розумних приладів, то такі системи стають більш доступними. По-друге, система з меншою кількістю приладів, підключених до мережі Інтернет, є менш вразливою до кібератак. Крім того, такі системи можуть працювати за допомогою локальної мережі або з використанням Bluetooth, що робить їх більш безпечними. По-третє, архітектура систем непрямого керування дозволяє всім приладам брати участь у процедурах оптимізації без будь-якої модифікації їхнього обладнання.

Порівняння ІСУЕ з прямим та непрямим способами керування подано у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Порівняння систем прямого та непрямого керування

Характеристика	Системи прямого керування	Системи непрямого керування
Вплив на поведінку користувачів	Мало впливають, оскільки всі дії автоматизовані	Сприяють зміні звичок та розкладу
Інфраструктура та вартість	Вимагають складної інфраструктури та високої вартості	Дешевші та більш доступні, оскільки потребують менше обладнання
Вразливість до кібератак	Висока, оскільки є можливість впливу на фізичні пристрої	Нижча, оскільки менше приладів підключено до мережі
Масштабованість та підключення нових побутових приладів	Вимагають модифікації та інтеграції в систему	Дозволяють підключати нові прилади без змін у існуючій інфраструктурі системи
Зручність користувацького інтерфейсу	Більш складний інтерфейс для налаштування правил автоматизації	Зазвичай простий та інтуїтивно зрозумілий інтерфейс
Вплив на небезпечні ситуації	Мають можливість автоматично виявляти небезпеку та втручатися у разі необхідності	Можуть пропонувати рекомендації щодо уникнення небезпеки, але не мають можливості втручатися

2.4 Модуль обробки інформації

Модуль обробки інформації в ICUE є центральним елементом системи та призначений для оптимізації використання електроенергії в розумному середовищі та управління діями, які необхідно для цього виконати. Після років досліджень у цьому напрямку було розроблено різні методи та підходи.

Таким чином, більшість систем нового покоління використовують механізми правил [44], [53], [54]; алгоритми добування даних та шаблонів [45], [55], [56]; а також моделі машинного та глибокого навчання [41], [46], [57], [60].

2.4.1 Механізми правил

Найбільш використовуваним методом в ІСУЕ є механізми правил. Автори [53] представили універсальний механізм правил, який надсилає сповіщення або звіти кінцевим користувачам на основі моделі ресурсного графа. Дослідники у своїй роботі [44] розробили подійно-орієнтований процес на основі правил у гральній формі з метою зменшення енерговитратних звичок, де кожне завдання, призначене кінцевим користувачам, представлено конкретним правилом. У роботі [54] автори розробили систему, яка поєднувала реалізацію, засновану на правилах з алгоритмом нечіткої логіки, вбудовану в розумний лічильник для здійснення прямого контролю.

2.4.2 Машинне навчання та добування даних

Розумні середовища виробляють велику кількість даних за допомогою підключених компонентів Інтернету речей. Навіть якщо ці дані обробляються, то тільки для дистанційного управління середовищем та до недавнього часу вони рідко використовувалися для навчання моделей та досягнення автономності. Так, автори [55] розробили систему, яка використовує дані, які надходять від розумних пристроїв. За допомогою використання різних класифікаторів було поєднано машинне навчання та добування даних. Таким чином, була зменшена розмірність створюваних даних без втрати важливих ознак. Подальше навчання здійснювалося штучною нейронною мережею з можливістю неперервного навчання на основі зворотного зв'язку від кінцевих користувачів.

Методи добування даних також використовуються для моніторингу шаблонів користування пристроями та приладами. Дослідники у роботі [45] запропонували алгоритм добування послідовних шаблонів для розумних середовищ, які можуть прогнозувати майбутні потреби їхніх мешканців.

Таким чином, система могла уникати дій, які призводять до зниження комфорту.

Ще одна система управління енергоспоживанням на основі алгоритмів добування даних була розроблена у роботі [56]. Їхня система надавала персоналізовані рекомендації щодо увімкнення та вимкнення пристроїв у конкретні моменти часу на основі добутих асоціативних правил (з використанням алгоритмів Apriori та FP-Growth), а також підходів до послідовного добування шаблонів (з використанням алгоритмів RuleGrowth, TRuleGrowth, CMRules та ERMiner).

2.4.3 Глибоке навчання

В розумному середовищі, де повинні виконуватися автоматизовані дії, необхідно постійно моніторити активність мешканців. Визначення шаблонів зайнятості у всіх кімнатах зможе надати необхідну інформацію системі, що призведе до більш ефективних прогнозів. Методи глибокого навчання, такі як згорткові та рекурентні нейронні мережі, показали велику ефективність порівняно з іншими під час розпізнаванні людської активності [57]. Вся ця інформація, разом із конкретними вимірюваннями датчиків, також може підвищити продуктивність моделі. Крім того, у більш розвинених системах використання такого підходу допомагає виконувати ідентифікацію мешканців будинку. Таким чином, така система може ініціювати оптимізації та дії на основі інформації про мешканця. Вищезазначені дії вимагають складних обчислень, тому у роботі [46] використовувалися глибокі нейронні мережі.

Проблема ефективного енергоспоживання складається з двох підпроблем, а саме: моніторингу неінтрузивного споживання та прогнозування споживання енергії, які були вирішені за допомогою моделей глибокого навчання [46]. Моніторинг неінтрузивного споживання – це метод моніторингу, що використовується для визначення споживання

електроенергії окремих електричних приладів вдома або в офісі, не потребуючи прямого підключення до цих приладів. Основна ідея полягає в тому, щоб аналізувати та визначати витрати електроенергії, використовуючи тільки загальне споживання електроенергії для всього приміщення [58]. З іншого боку, прогнозування споживання енергії необхідно використовувати для прогнозування шаблонів споживання електроенергії та виявлення дій, які можуть збільшити споживання енергії [46].

Ще одним методом глибокого навчання, використовуваним для енергозбереження, є глибоке навчання з підкріпленням. Автори [41] розробили агента з використанням такого підходу. За кожне успішне зменшення споживання електроенергії агент отримував винагороду. Ідея полягала в тому, щоб агент автоматично навчався приймати рішення, які призводять до заощадження енергії, шляхом максимізації отриманих винагород. У дослідженні [59] автори розробили власну модель на основі процесів прийняття рішень Маркова, щоб контролювати температуру гарячої води вдома. Їхня мета полягала в зменшенні споживання за рахунок оптимізації використання електроенергії, що виробляється сонячними електростанціями. У роботі [60] також була запропонована модель, яка використовує процеси прийняття рішень Маркова для оптимального планування роботи приладів опалення, вентиляції та кондиціонування повітря в розумному будинку.

2.5 Інтерфейс користувача

Сучасні ІСУЕ мають графічний інтерфейс для реалізації взаємодії користувача з системою. По-перше, інтерфейс користувача відображає інформацію про загальне споживання електроенергії або споживання окремих пристроїв. По-друге, він надає можливість для прямого або непрямого керування пристроями в розумному просторі. Крім того, це єдиний спосіб для користувачів змінювати параметри комфорту в системах

прямого керування, планувати дії та встановлювати правила автоматизації. Також така платформа за допомогою інтерфейсу відправляє сповіщення з рекомендаціями та отримує зворотний зв'язок від кінцевого користувача.

На сьогоднішній день інтерфейси варіюються від простих середовищ з командним рядком та SMS-повідомленнями до застосунків для смартфонів та смарт-годинників. Також існують різні підходи до побудови інтерфейсу користувача та це означає, що він може бути простим лише для маніпулювання системою або складним, особливо в системах, спрямованих на зміну поведінки мешканців [31], [45], [48], [52], [61], [62], [63], [64], [65].

2.5.1 Комп'ютерні застосунки для моніторингу та управління

Стандартною характеристикою кожного застосунку є можливість виконувати моніторинг різноманітних показників. Зазвичай така функція наводить різні статистичні графіки щодо споживання електроенергії. Так, автори [61] розробили візуалізований графік продуктивності будівлі, що дозволяв користувачам порівнювати показники з двох різних періодів часу. Крім того, інтерфейс використовувався для відправлення важливих сповіщень. Простий моніторинговий агент також був реалізований у роботі [62], що відображав статистичні дані про щогодинне споживання електроенергії та мав можливість порівняти споживання для різних днів, водночас відображаючи загальні витрати електроенергії, а також кількість викидів CO₂ протягом місяця.

Інший підхід до моніторингу був запропонований авторами [48], де кожна кімната мала свій власний розділ у застосунку, що відображав статистику, таку як поточне споживання електроенергії, температуру, вологість, рівень CO₂, а також інформацію про виявлення руху. Однак їхня реалізація також дозволяла пряме втручання користувачем у ці параметри, щоб агент міг налаштувати рівні комфорту (рис. 2.2).

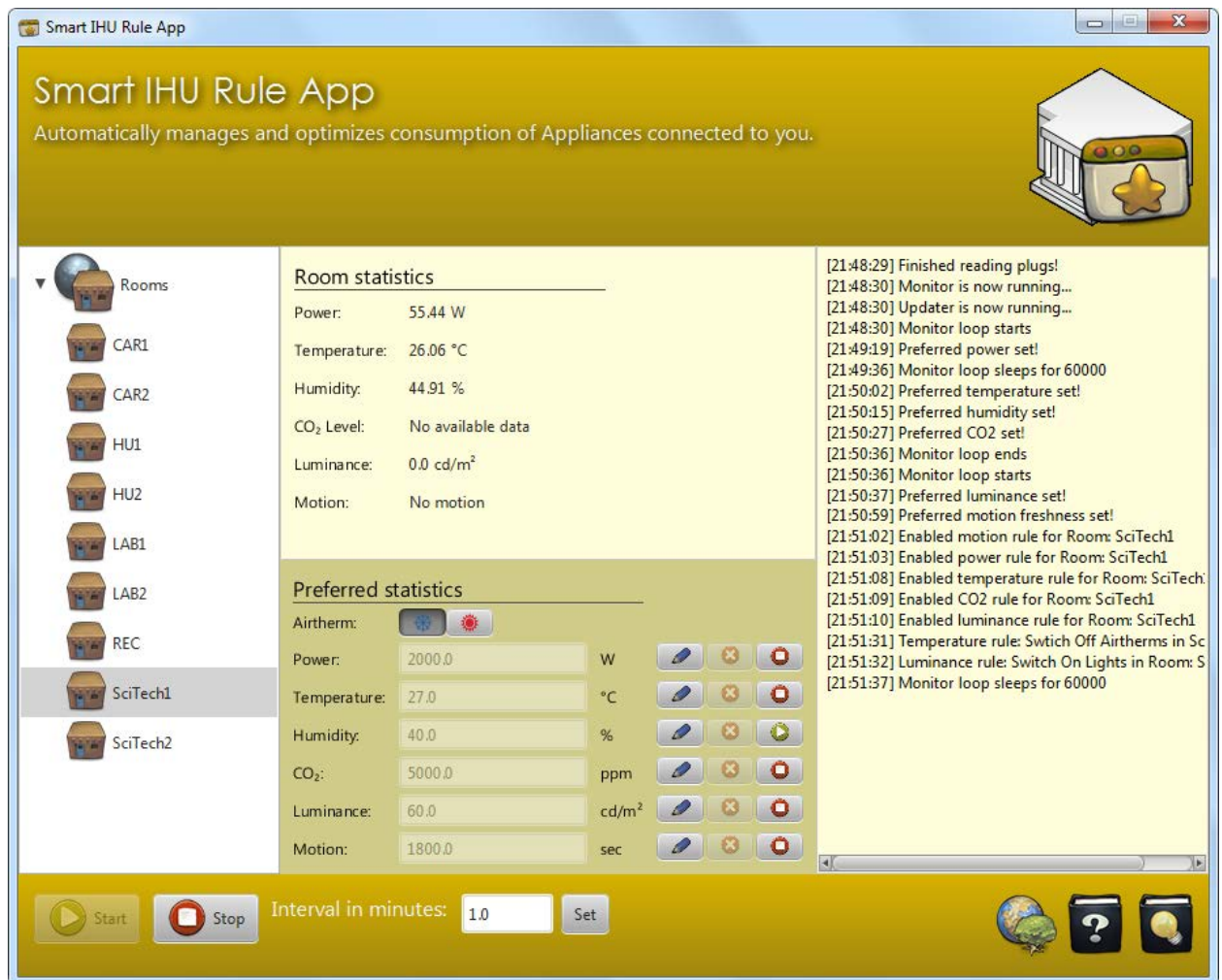


Рисунок 2.2 – Інтерфейс інтелектуального агента «Smart IHU» [48]

У роботі [63] дослідники представили нового агента, який дозволяє управляти правилами автоматизації через зручний інтерфейс користувача. Схожий підхід також було втілено в роботі [64], де графічний інтерфейс дозволяє вручну активувати фізичні пристрої, встановлювати правила автоматизації, дії та сценарії, а також вимірювати споживання електроенергії та відображати дані в реальному часі.

2.5.2 Мобільні застосунки для моніторингу та управління

Багато ІСУЕ використовують смартфони та смарт-годинники як інтерфейс користувача. Мобільні пристрої надають можливість зручного моніторингу та управління енергоспоживанням в реальному часі. Так, автори

у роботах [31], [45] використовували служби текстових повідомлень для надсилання сповіщень з рекомендаціями з очікуванням відгуку від користувача для подальших дій.

Також, автори [65] запропонували програмне забезпечення «ePrints» для відстеження споживання електроенергії в реальному часі, разом із вебзастосунком, двома мобільними застосунками для пристроїв iOS та Android, а також для смарт-годинників на платформі Android (рис. 2.3).

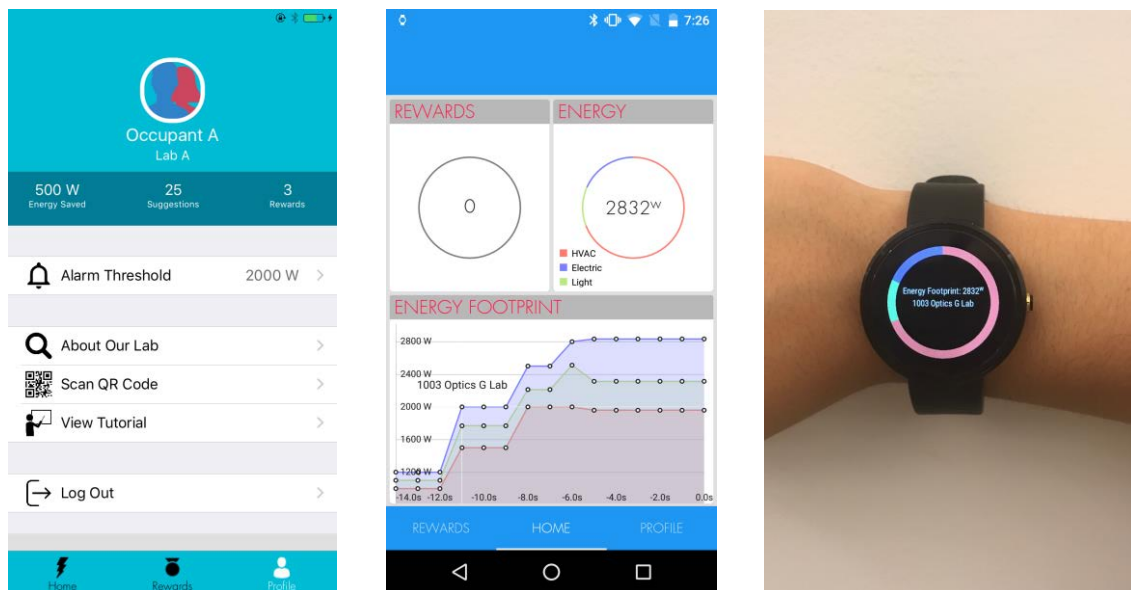


Рисунок 2.3 – Розроблені застосунки для моніторингу енергоспоживання [65]

Таким чином, основна інформаційна панель системи була подана у більш стислій формі у застосунку для смартфона, тоді як застосунок для смарт-годинника відображав лише основну інформацію про споживання, а також використовувався для відображення сповіщень.

2.5.3 Застосунки з елементами гри

Для систем, які спрямовані на зміну поведінки користувачів, інтерфейси з елементами гри мають значні перспективи. Так, автори [52] запропонували підхід з елементами гри «ChArGED», що базується на завданнях для громадських будівель. Кінцеві користувачі використовували

мобільний застосунок, який показував доступні завдання, наприклад, «Використовуйте сходи замість ліфта» чи «Вимикайте комп'ютер перед виходом з офісу», та нагороджував користувача балами у разі виконання завдання. Такий інтерфейс містив таблицю лідерів, де користувачі змагалися між собою.

2.6 Підсистема інтелектуальної підтримки користувачів

Для підвищення ефективності використання електроенергії в СДА, у роботі [66] було запропоновано комплексний інтелектуальний метод контролю енергоспоживання на основі прогнозування генерації електроенергії та оптимізації розкладу використання електроприладів, використовуючи нейронну мережу прямого поширення (НМПП) та алгоритм рою часток. Також було запропоновано модифікувати алгоритм оптимізації та ввести систему пріоритетів.

На основі запропонованого комплексного інтелектуального методу контролю енергоспоживання було розроблено підсистему інтелектуальної підтримки [66], яку було інтегровано в реальне домогосподарство. Ця підсистема призначена для надання рекомендацій кінцевому користувачу для ефективного використання електроприладів з використанням альтернативних джерел енергії та зменшення залежності від зовнішньої електромережі. Використовуючи графічний інтерфейс, користувач може створювати оптимальний графік роботи побутових приладів, який адаптується до його вимог та звичок. Також система виконує цілодобовий контроль за показниками енергоспоживання та у разі високого споживання електроенергії із зовнішньої мережі, відправляє користувачу відповідне сповіщення.

Однак, тестування розробленої підсистеми інтелектуальної підтримки у реальному домогосподарстві дозволило виявити деякі важливі недоліки.

По-перше, розроблена нейромережева модель не дозволяє точно прогнозувати генерацію електроенергії, оскільки корінь з середньоквадратичної помилки для розробленої моделі дорівнює 466,15 Вт. Такий недолік значно впливає на результати створення оптимального розкладу користування побутовими приладами.

По-друге, розроблена підсистема не виконує запис історичних даних щодо використання побутових приладів та фактичної генерації електроенергії. Відсутність цих функцій ускладнює можливість аналізу користувачем роботи побутових приладів протягом дня. Крім того, відсутність можливості порівняти спрогнозовану генерацію електроенергії з фактичними даними обмежує можливості користувача зробити об'єктивні висновки щодо ефективності та точності розробленої підсистеми в умовах реальної експлуатації. Враховуючи ці аспекти, важливо розглянути можливості розширення підсистеми для забезпечення повноцінного збереження та аналізу історичних даних, що підвищить загальну корисність та функціональність системи.

Нарешті, процес тестування та розгортання нової версії підсистеми інтелектуальної підтримки є дещо складним, особливо для кінцевого користувача, тому що кожне оновлення підсистеми вимагає виконання певних налаштувань фахівцем.

2.7 Постановка завдань магістерської роботи

Було розглянуто сучасні підходи щодо реалізації ICUE. Такі системи розглядаються як засіб для зменшення енергоспоживання та мають типову архітектуру, що складається з чотирьох компонентів: датчиків, актуаторів, модулю обробки інформації та інтерфейсу користувача (рис. 2.1).

Виходячи з проведених досліджень, можна виділити два типи датчиків та вимірювальних приладів, а саме: власноруч створені та комерційні. Вибір дослідників залежить від цілей та масштабу застосування.

У великих проєктах комерційним датчикам надають більше переваги, оскільки вони мають єдиний протокол зв'язку, тоді як власноруч створені датчики обирають для невеликих проєктів, оскільки вони можуть включати більше компонентів та задовольняти всім необхідним вимогам під час розробки.

Крім того, в ході досліджень було детально проаналізовано наукові роботи, у яких автори пропонують різні підходи для зменшення енергоспоживання. В результаті, всі ІСУЕ було поділено на дві основні групи: системи прямого та непрямого керування, залежно від того, хто виконує дії для ефективного споживання електроенергії. Системи із вбудованими модулями автоматизації контролюють споживання в автоматичному режимі, тоді як системи, спрямовані на зміну поведінки, надають рекомендації та дозволяють користувачам вирішувати, які дії виконувати. Пряме керування забезпечує зручність завдяки автоматизації та також безпеку в разі небезпечних ситуацій. Однак підвищення енергетичної свідомості через непряме керування може призвести до змін у довгостроковій перспективі. Результати досліджень зведено в таблицю 2.2.

Загальний аналіз ІСУЕ підтверджує широкий спектр підходів до зменшення споживання енергії та покращення енергоефективності. Зокрема, підсистема інтелектуальної підтримки [63], що була інтегрована в реальне домогосподарство, представляє собою значущий крок у напрямку ефективного використання електроприладів та альтернативних джерел енергії. Однак результати використання цієї підсистеми виявили деякі важливі недоліки, які вказують на потребу у подальшому розвитку моделей прогнозування та програмного забезпечення, тому тема дипломної роботи є актуальною.

Таблиця 2.2 – Досліджені ICYE для забезпечення ефективного енергоспоживання [34], [46], [47], [48], [50], [52], [54], [65]

Підхід для вирішення проблеми	Тип системи	Тип використаних датчиків	Назва розробленої системи
Методи, засновані на правилах та рекомендаціях (фреймворк RENAB-C) [34]	Непряме керування	Власноруч створені	(EM) ³
Моделі глибокого навчання [46]	Непряме керування	Комерційні	Smart Home Environment
Методи, засновані на правилах з використанням немонотонної логіки [47]	Пряме керування	Комерційні	Elettra
Методи, засновані на правилах з використанням немонотонної логіки [48]	Пряме керування	Комерційні	Smart IHU
Нейронні мережі та рекомендаційна система (фреймворк CAFCLA) [50]	Непряме керування	Комерційні	—
Методи, засновані на правилах [52]	Непряме керування	Комерційні	ChArGED
Методи, засновані на правилах з використанням нечіткої логіки [54]	Пряме керування	Власноруч створені	—
Глибоке навчання з підкріпленням [65]	Непряме керування	Власноруч створені	ePrints

Метою роботи є дослідження та розробка комплексного інтелектуального методу на основі прямого та непрямого контролю для удосконалення процесу управління енергоспоживанням.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні завдання:

- дослідити процес створення сценаріїв автоматизації для платформ домашньої автоматизації;
- розробити нову прогнозну модель для підвищення точності прогнозування генерації електроенергії в підсистемі інтелектуальної підтримки;
- виконати модифікацію розробленого програмного забезпечення підсистеми інтелектуальної підтримки користувачів, а також спростити процес тестування та розгортання підсистеми інтелектуальної підтримки.

3 ДОСЛІДЖЕННЯ ТА РОЗРОБКА МЕТОДУ ПРЯМОГО КЕРУВАННЯ НА ОСНОВІ СЦЕНАРІЇВ АВТОМАТИЗАЦІЇ

3.1 Дослідження особливостей системи домашньої автоматизації

Для впровадження розробленої підсистеми інтелектуальної підтримки користувачів [66] був використаний приватний будинок, в який інтегровано сонячні електростанції та вітрогенератори для генерації екологічно чистої електроенергії, що дозволяє досягти більшої автономності від зовнішньої електромережі. У випадку недостатньої генерації електроенергії з альтернативних джерел, система автоматично забезпечує перехід на електропостачання із зовнішньої мережі.

Схема підключення альтернативних джерел електроенергії у досліджуваній СДА, відображаючи важливі компоненти та їх взаємодію для забезпечення стабільного електропостачання, зображена на рисунку 3.1.

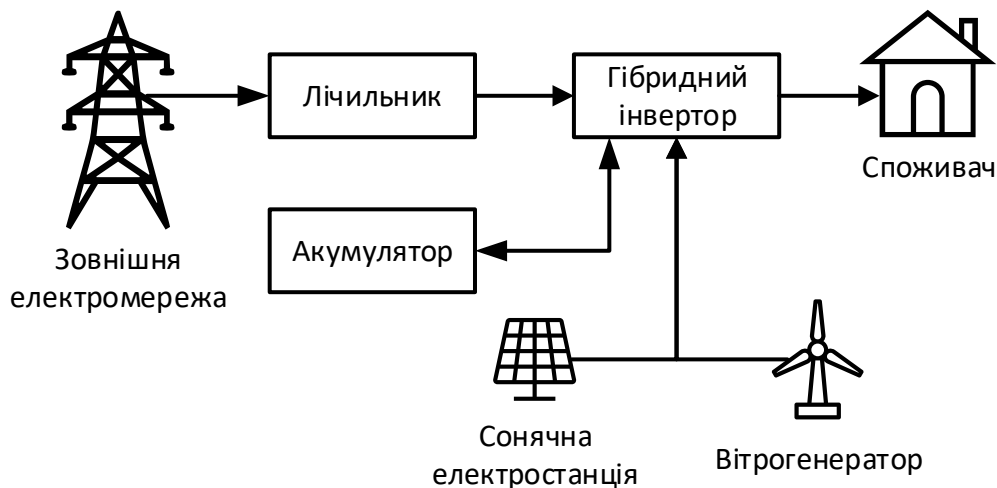


Рисунок 3.1 – Схема підключення досліджуваної СДА до електромережі [66]

Ключовим елементом виступає гібридний інвертор, який використовується для перетворення постійного струму на змінний із можливістю регулювання напруги. Цей пристрій живить будинок електроенергією, що надходить з акумулятора. Акумулятор, у свою чергу, заряджається від альтернативних джерел енергії та працює у буферному

режимі. У разі відсутньої або недостатньої генерації електроенергії для забезпечення роботи всіх необхідних побутових приладів, буде використовуватися електроенергія із зовнішньої мережі, яка спочатку проходить через лічильник, а потім подається у гібридний інвертор. Такий підхід забезпечує надійне джерело електроенергії для всього будинку, використовуючи різні джерела живлення, де головним пріоритетом виступають альтернативні джерела електроенергії [66].

Досліджуване домогосподарство використовує платформу Open Home Automation Bus (OpenHAB) для реалізації домашньої автоматизації. Ця платформа дозволяє об'єднати різноманітні технології домашньої автоматизації у єдину систему, а також легко підключати різні пристрої, датчики та актуатори до єдиної інфраструктури, забезпечуючи можливість дистанційного керування ними та аналізу статистики їх функціонування [67].

OpenHAB володіє інтуїтивно зрозумілим інтерфейсом, що надає можливість користувачеві виконувати моніторинг всіх підключених приладів та датчиків, а також активно керувати ними (рис. 3.2-3.3).

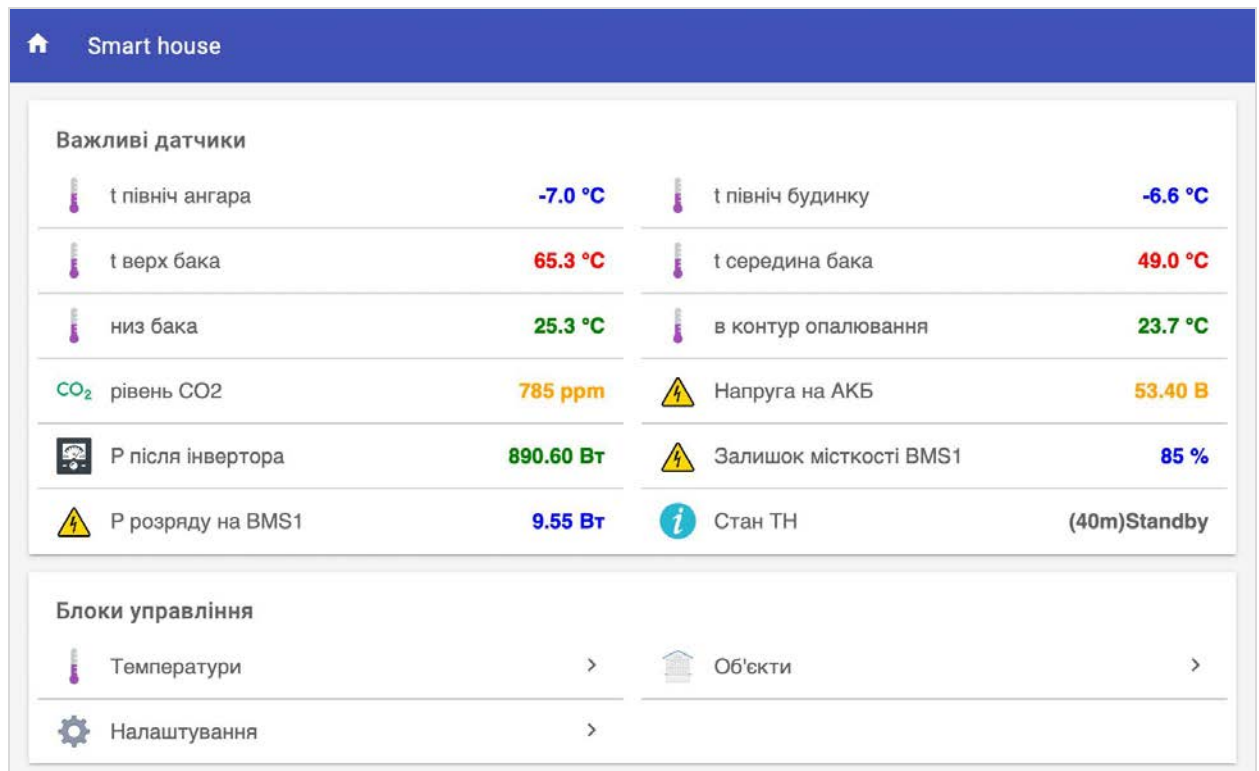


Рисунок 3.2 – Головне меню платформи OpenHAB

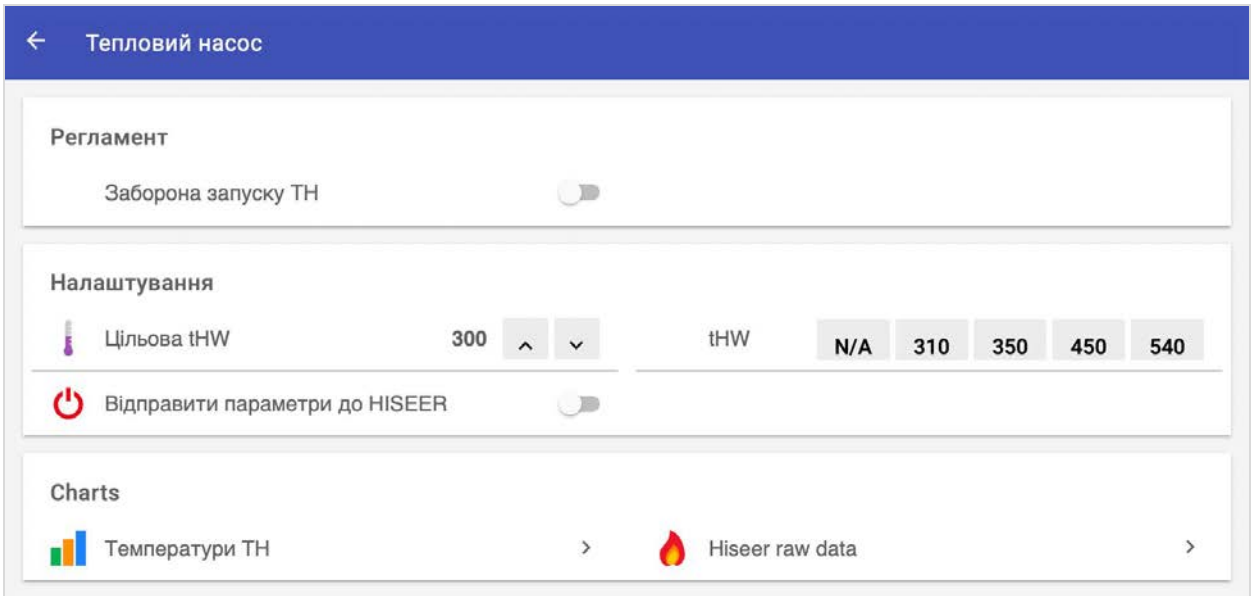


Рисунок 3.3 – Інтерфейс керування тепловим насосом

На рисунках 3.4 – 3.5 зображено інтерфейс OpenHAB, що дозволяє виконувати моніторинг енергоспоживання для всього домогосподарства.

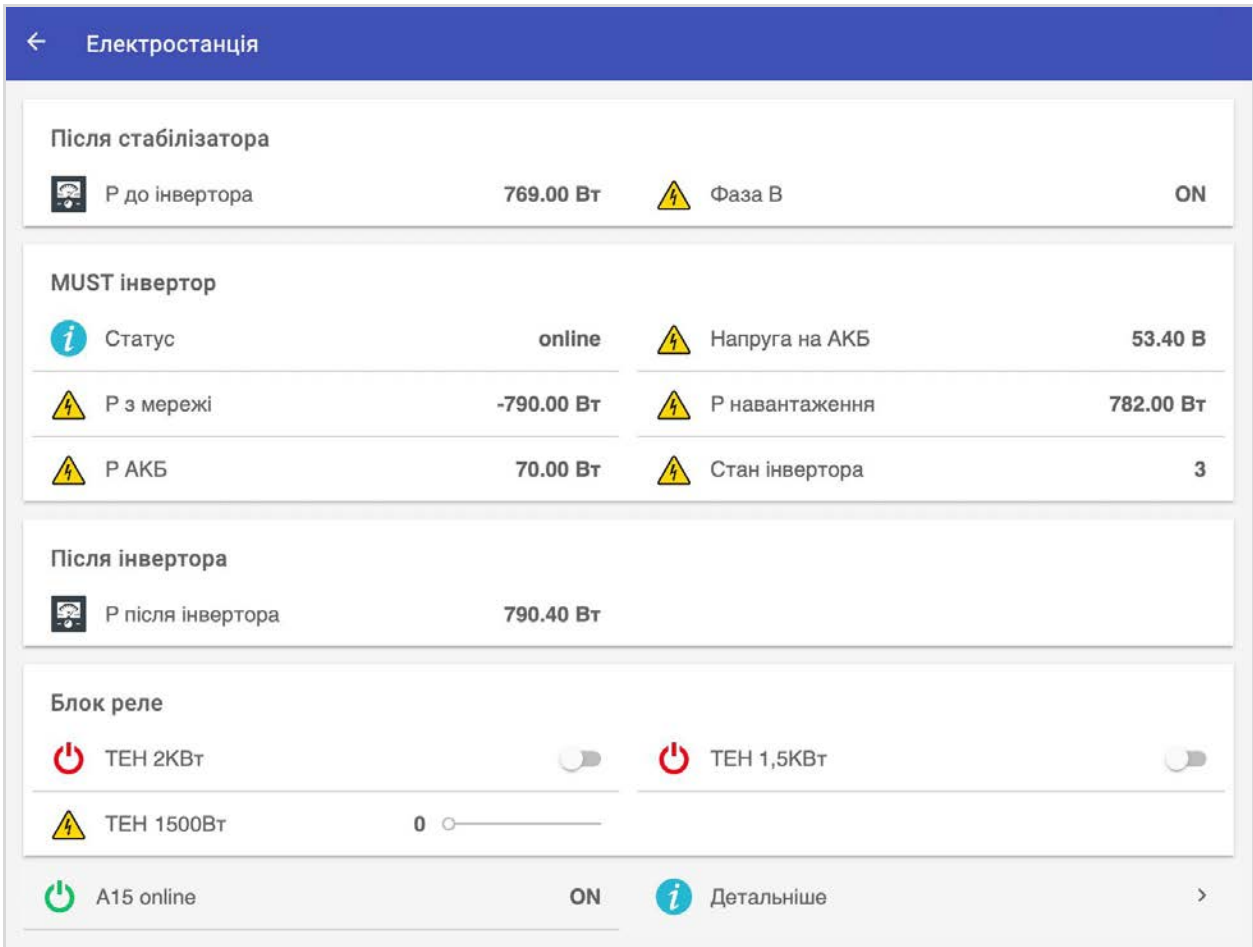


Рисунок 3.4 – Інтерфейс моніторингу енергоспоживання у реальному часі

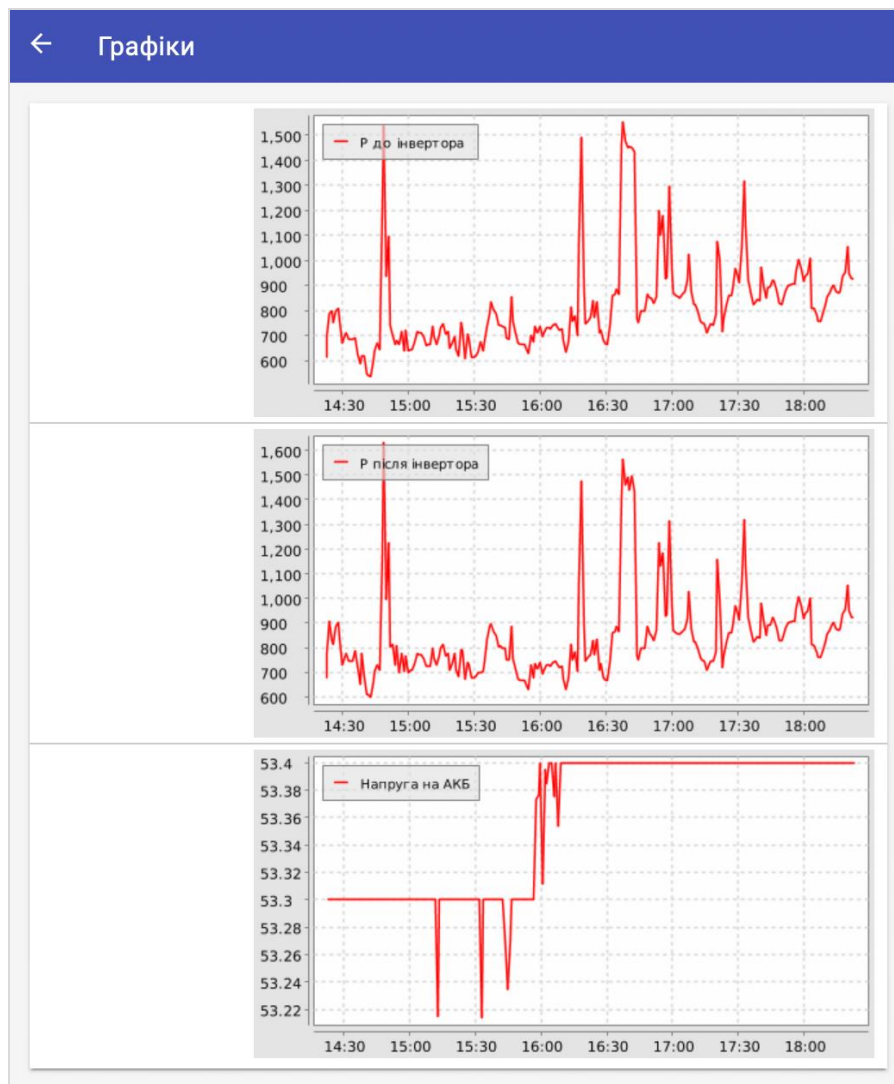


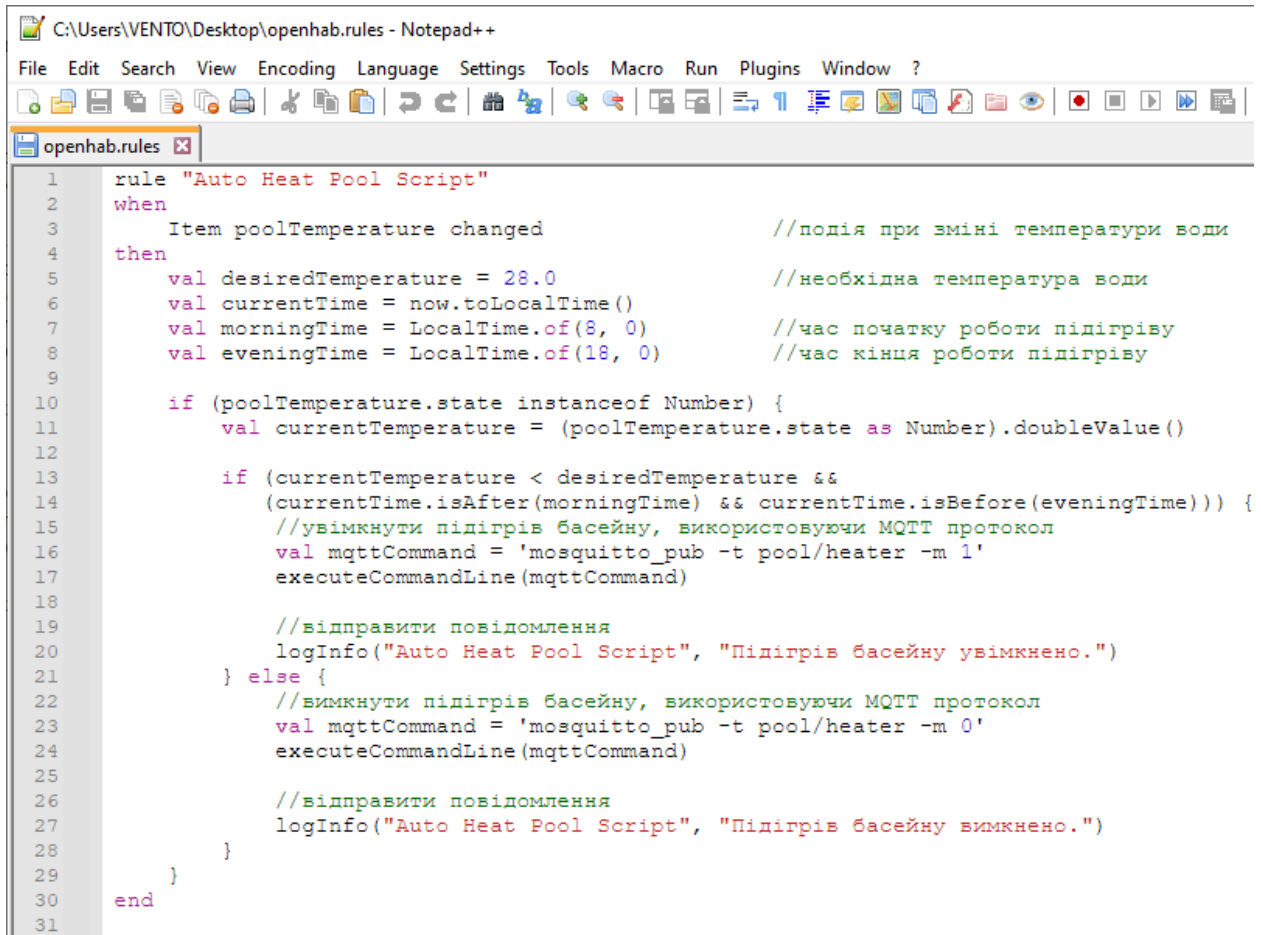
Рисунок 3.5 – Інтерфейс перегляду історичних графіків енергоспоживання

3.2 Дослідження можливостей розробки користувацьких сценаріїв автоматизації

Зважаючи на потужність OpenHAB як платформи для домашньої автоматизації, вона надає гнучкий інструментарій для створення користувацьких сценаріїв, що автоматизують дії на основі заздалегідь визначених умов. Для їх створення зазвичай використовують різні підходи: вбудовану мову програмування Rules DSL, а також інструмент візуального програмування Node-RED, який надає інтуїтивно зрозумілий інтерфейс для створення та налаштування сценаріїв автоматизації без необхідності знання мов програмування [68], [69].

3.2.1 Вбудована мова програмування Rules DSL

Створення користувацьких сценаріїв автоматизації у платформі OpenHAB відбувається з використанням вбудованої мови програмування Rules DSL. Це дозволяє формувати сценарії за допомогою спрощеного та зрозумілого синтаксису (рис. 3.6). Мова спеціально розроблена для сценаріїв домашньої автоматизації, що сприяє легкому вираженню концепцій, таких як тригери, умови та дії, для зручного визначення правил та взаємодії з пристроями, що підключені до платформи OpenHAB [68].



```

1 rule "Auto Heat Pool Script"
2 when
3     Item poolTemperature changed                //подія при зміні температури води
4 then
5     val desiredTemperature = 28.0                //необхідна температура води
6     val currentTime = now.toLocalTime()
7     val morningTime = LocalTime.of(8, 0)         //час початку роботи підігріву
8     val eveningTime = LocalTime.of(18, 0)        //час кінця роботи підігріву
9
10    if (poolTemperature.state instanceof Number) {
11        val currentTemperature = (poolTemperature.state as Number).doubleValue()
12
13        if (currentTemperature < desiredTemperature &&
14            (currentTime.isAfter(morningTime) && currentTime.isBefore(eveningTime))) {
15            //увімкнути підігрів басейну, використовуючи MQTT протокол
16            val mqttCommand = 'mosquitto_pub -t pool/heater -m 1'
17            executeCommandLine(mqttCommand)
18
19            //відправити повідомлення
20            logInfo("Auto Heat Pool Script", "Підігрів басейну увімкнено.")
21        } else {
22            //вимкнути підігрів басейну, використовуючи MQTT протокол
23            val mqttCommand = 'mosquitto_pub -t pool/heater -m 0'
24            executeCommandLine(mqttCommand)
25
26            //відправити повідомлення
27            logInfo("Auto Heat Pool Script", "Підігрів басейну вимкнено.")
28        }
29    }
30 end
31
  
```

Рисунок 3.6 – Приклад створення сценаріїв автоматизації на мові програмування Rules DSL для платформи OpenHAB

Однак процес створення автоматизованих сценаріїв для платформи OpenHAB на мові програмування Rules DSL має деякі особливості.

По-перше, користувач повинен володіти базовими знаннями з програмування, розуміти синтаксис та концепції мови Rules DSL, що може вимагати певних зусиль та часу.

По-друге, усунення помилок у сценаріях іноді може бути непростю задачею, оскільки правила стають складнішими та може бути важче виявити та виправити помилки чи неправильну поведінку.

По-третє, платформа OpenHAB, незважаючи на свою універсальність, може не мати прямої інтеграції чи підтримки для всіх пристроїв Інтернету речей. Це може обмежити здатність керувати певними пристроями або вимагати додаткових зусиль для створення користувацьких інтеграцій.

Таким чином, OpenHAB пропонує широкі можливості для керування домашньою автоматизацією, але основні недоліки ускладнюють роботу з СДА для більшості користувачів, оскільки це вимагає базових знань та навичок в області програмування.

3.2.2 Інструмент візуального програмування Node-RED

Одним із найпопулярніших та часто використовуваним програмним забезпеченням для створення автоматизованих сценаріїв у платформі OpenHAB є Node-RED. Це потужний інструмент візуального програмування, який можна легко інтегрувати з платформою домашньої автоматизації OpenHAB. Такий підхід дає значні переваги та спрощує роботу в СДА, надаючи зручний та інтуїтивно зрозумілий інтерфейс для створення складних робочих процесів автоматизації. Цей інструмент дозволяє користувачам проєктувати та розгортати потоки, які є серією взаємопов'язаних вузлів, що представляють різні пристрої, служби чи операції. Завдяки інтерфейсу перетягування (рис. 3.7) користувачі можуть без особливих зусиль створювати потоки автоматизації, підключаючи вузли та налаштовуючи їх параметри [69].

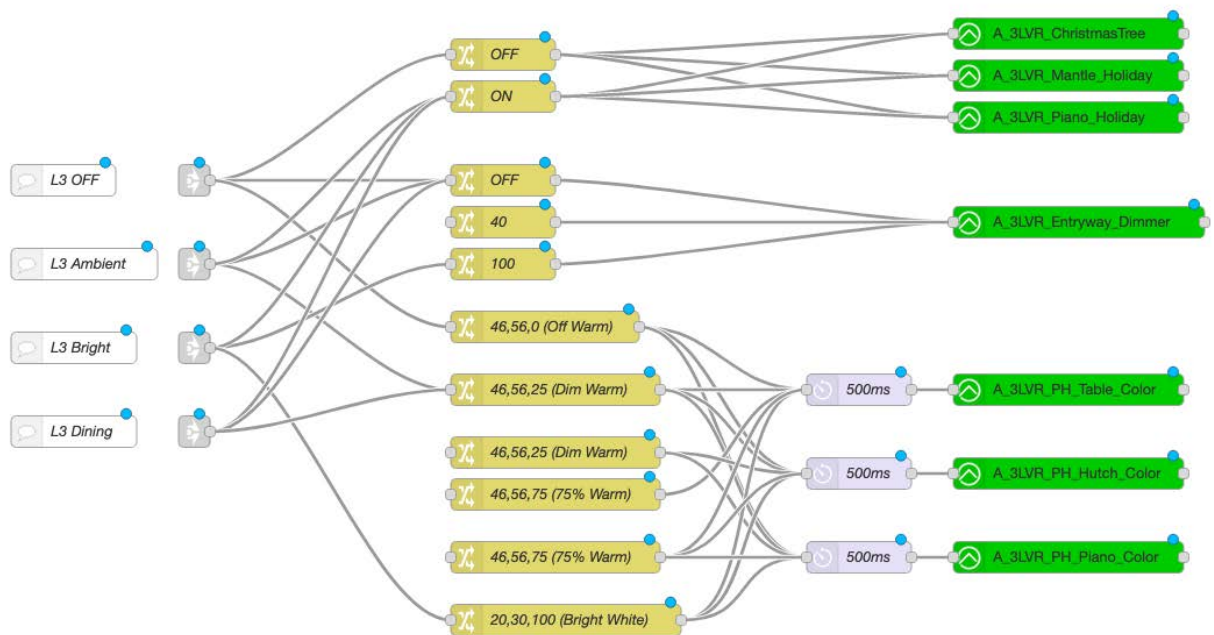


Рисунок 3.7 – Приклад створення сценаріїв автоматизації у Node-RED [70]

Використання інструменту візуального програмування Node-RED для створення автоматизованих сценаріїв у платформі OpenHAB забезпечує ряд переваг.

По-перше, Node-RED дозволяє користувачам візуально створювати робочі процеси автоматизації, усуваючи потребу в складних сценаріях або програмуванні. Такий підхід робить його набагато більш інтуїтивно зрозумілим та доступним навіть для користувачів, які не володіють великими знаннями в області програмування [69].

По-друге, цей інструмент пропонує велику бібліотеку готових вузлів, які можуть взаємодіяти з широким спектром пристроїв, служб та протоколів. Це дозволяє користувачам легко та швидко інтегрувати різні пристрої Інтернету речей, датчики, бази даних тощо з OpenHAB, розширюючи можливості СДА [69].

По-третє, Node-RED надає гнучке та масштабоване рішення для OpenHAB. Користувачі можуть додавати або змінювати вузли у потоці в міру зміни їх вимог до автоматизації, що спрощує адаптацію і розширення функціональності платформи OpenHAB без будь-яких змін коду [69].

Також важливо навести кілька прикладів того, які можливості Node-RED надає, інтегруючись з платформою OpenHAB.

Найбільш розповсюдженою функцією виступає візуалізація даних з датчиків або вимірювальних приладів. Node-RED може отримувати з них дані та створювати візуалізації у реальному часі, використовуючи вбудовані вузли інформаційної панелі. Таким чином, користувачі можуть створювати спеціальні інформаційні панелі для моніторингу та візуалізації температури, вологості, енергоспоживання або будь-яких інших даних у своїй СДА [70].

Також найчастіше зустрічаною функцією виступає автоматичне управління освітленням. За допомогою цього інструменту користувачі можуть створювати потоки автоматизації, які реагують на різні події, такі як датчики руху або певні часові графіки, для управління освітленням. Наприклад, при виявленні руху датчиком, Node-RED може надсилати команду в OpenHAB, щоб увімкнути світло у відповідній кімнаті [70].

Крім того, серед основних функцій виділяється автоматизація на основі погоди. Node-RED може отримувати дані про погоду із зовнішніх датчиків або метеосервісів та використовувати цю інформацію для запуску подій в СДА. Наприклад, згідно з прогнозом погоди, Node-RED може наказати OpenHAB закрити вікна, якщо очікується дощ, або відрегулювати термостат залежно від коливань температури [70].

Нарешті, система сповіщень, яку користувачі можуть створити за допомогою цього інструменту. Наприклад, при спрацьовуванні датчика дверей або вікна, Node-RED може відправити інформаційне повідомлення на мобільний пристрій, включити звукову сигналізацію або відправити сповіщення на будь-який месенджер [70].

Отже, інтеграція інструменту візуального програмування Node-RED з платформою OpenHAB надає значні переваги власникам домашньої автоматизації. Завдяки великій бібліотеці вузлів та підключенню до широкого спектру пристроїв, Node-RED пропонує нескінченні можливості

щодо автоматизації та управління в рамках платформи OpenHAB для користувачів, які не володіють великими знаннями в області програмування.

3.3 Методика розробки користувацьких сценаріїв автоматизації

Створення користувацьких сценаріїв автоматизації для платформи OpenHAB дозволяє визначити конкретні моделі поведінки та логіку автоматизації, адаптовані до налаштувань власної СДА.

Методику розробки користувацьких сценаріїв для платформи OpenHAB представлено на рисунку 3.8 у вигляді UML-діаграми.

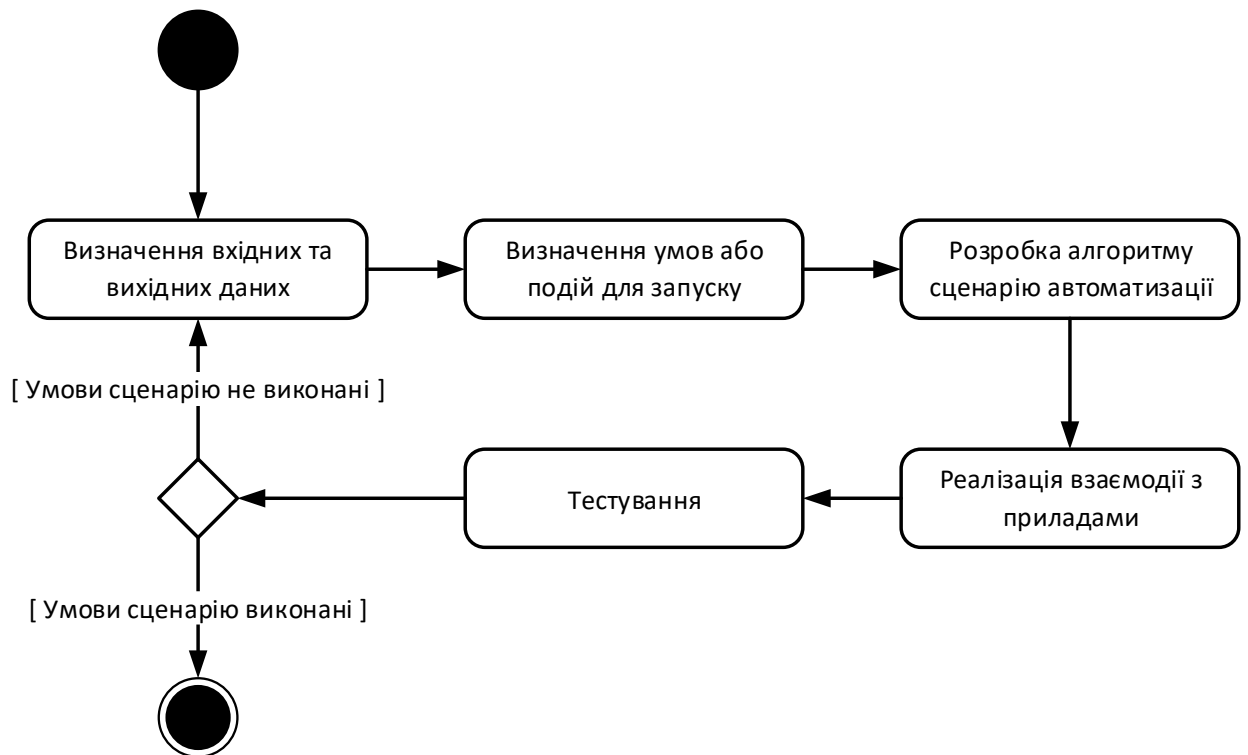


Рисунок 3.8 – Методика створення сценаріїв автоматизації для OpenHAB

Першим етапом є визначення вхідних та вихідних даних, тобто приладів та датчиків, які необхідно інтегрувати та автоматизувати. Наприклад, це може бути управління освітленням, регулювання термостатів, моніторинг датчиків безпеки тощо.

Другим етапом є визначення умов або подій, які будуть запускати сценарій автоматизації. Такі тригери можуть базуватися на часі, показниках датчиків або вимірювальних приладах, взаємодії користувача або інших змінних. Наприклад, можна увімкнути світло при виявленні руху датчиком, або відрегулювати термостат, коли температура досягне певного рівня.

Наступний та найважливіший етап, це розробка алгоритму правил для визначення послідовності дій та умов роботи автоматизованого сценарію.

Після розробки алгоритму необхідно реалізувати взаємодію з пристроями, які повинні запускатися при спрацьовуванні правила. Такі дії можуть включати управління приладами, відправлення повідомлень або ініціювання складних послідовностей. Наприклад, можна приглушити світло, коли прийде час лягати спати або отримати повідомлення, коли двері залишаються відкритими занадто довго.

Останнім етапом є тестування, де необхідно повністю перевірити розроблений сценарій для того, щоб переконатися, що все працює без помилок та як було задумано. При необхідності потрібно вносити зміни для досягнення бажаних результатів автоматизації.

3.4 Приклад розробки користувацького сценарію автоматизації

Було запропоновано розробити власний сценарій автоматизації для автоматичного підігріву басейну. Процес розробки буде виконано з використанням вбудованої мови програмування Rules DSL та інструменту візуального програмування Node-RED для порівняння швидкості та простоти створення користувацьких сценаріїв автоматизації.

Для того, щоб створити власний сценарій автоматизації, необхідно дотримуватися всіх етапів згідно розробленої методики (рис. 3.8).

Етап 1. Необхідно визначити вхідні дані, які потрібно інтегрувати у сценарій автоматичного підігріву басейну. Вхідними даними буде виступати датчик температури води, що встановлено у басейні.

Етап 2. Умовою запуску сценарію буде подія зміни температури води, яка буде отримана за допомогою датчика температури.

Етап 3. Сценарій для автоматичного підігріву басейну повинен підтримувати температуру води у басейні на рівні 28°C впродовж дня, а саме з 8:00 до 18:00. Алгоритм автоматичного підігріву басейну зображено на рисунку 3.9.

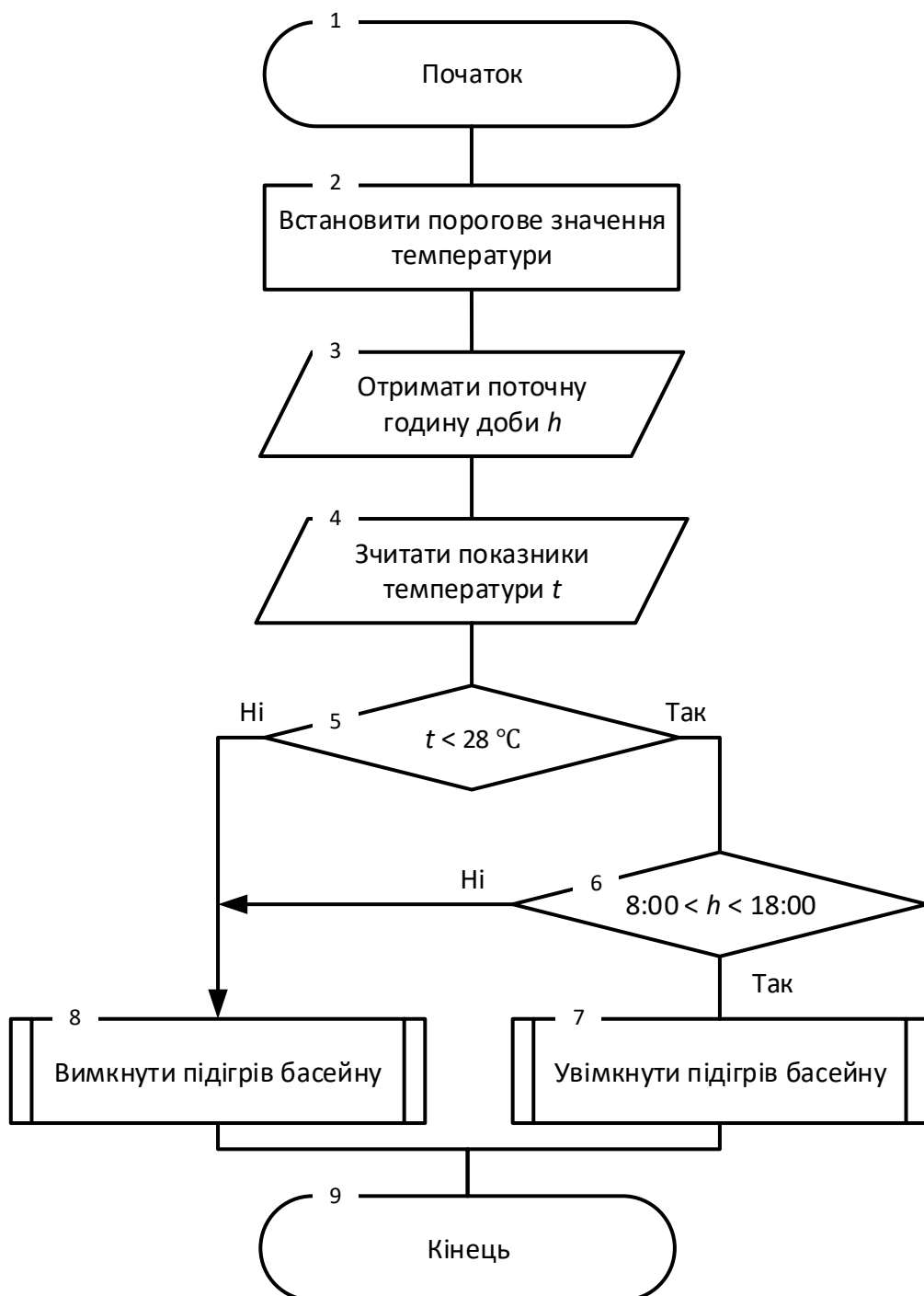


Рисунок 3.9 – Алгоритм автоматичного підігріву басейну

Етап 4. Взаємодія з приладом для підігріву басейну повинна бути реалізована за допомогою відправки сигналу про увімкнення або вимкнення, використовуючи протокол MQTT.

Етап 5. Якщо під час тестування не було виявлено жодних помилок або неправильних дій, то сценарій автоматизації можна вважати розробленим.

3.4.1 Розробка сценарію автоматизації на мові програмування Rules DSL

Використання мови програмування Rules DSL для розробки сценарію автоматизації вимагає знань у написанні коду на цій мові. Також необхідно мати розуміння синтаксису мови програмування, правильно структурувати код та використовувати вбудовані функції для реалізації необхідного функціоналу. Код на мові програмування Rules DSL розробленого сценарію для автоматичного підігріву басейну наведено у додатку А.

3.4.2 Розробка сценарію автоматизації за допомогою інструменту Node-RED

Node-RED є візуальним інструментом програмування та це дозволяє використовувати готові блоки для реалізації певних функціональних можливостей, які необхідно просто з'єднати між собою, щоб створити бажаний сценарій. Для реалізації сценарію автоматичного підігріву басейну, необхідно використати наступні блоки (рис. 3.10):

- блок «MQTT In» дозволяє отримувати повідомлення з датчиків, використовуючи протокол MQTT;
- блок «Switch» дозволяє реалізувати перевірку виконання різних умов, наприклад, часу або заданої температури;

- блок «Function» необхідний для реалізації певної логіки роботи сценарію на мові програмування JavaScript;
- блок «MQTT Out» дозволяє взаємодіяти з приладом для підігріву басейну, використовуючи протокол MQTT.

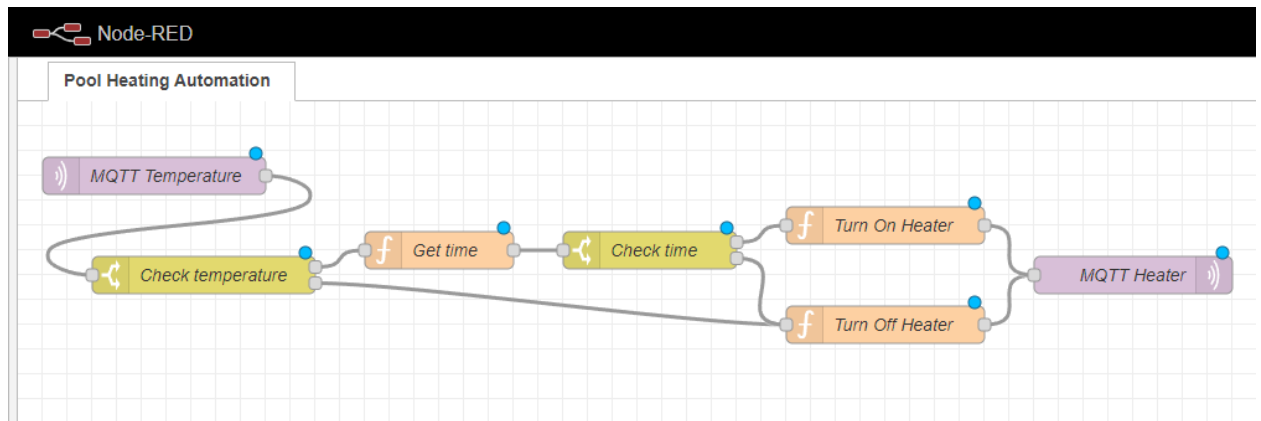


Рисунок 3.10 – Реалізація автоматизованого сценарію підігріву басейну з використанням Node-RED

Для взаємодії з датчиками температури необхідно встановити параметри підключення MQTT. Для цього необхідно налаштувати два параметра, а саме адресу та порт MQTT серверу, а також топік (рис. 3.11).

Properties	
Server	MQTT Broker
Action	Subscribe to single topic
Topic	pool/temp
QoS	2
Output	auto-detect (parsed JSON object, string or buffer)
Name	MQTT Temperature

Рисунок 3.11 – Налаштування вхідних вузлів MQTT у Node-RED

Наступним етапом потрібно виконати перевірку температури води у басейні (рис. 3.12). Таким чином, якщо температура води перевищує 28°C, тоді необхідно вимкнути нагрівач води, оскільки умова нагріву води виконана.

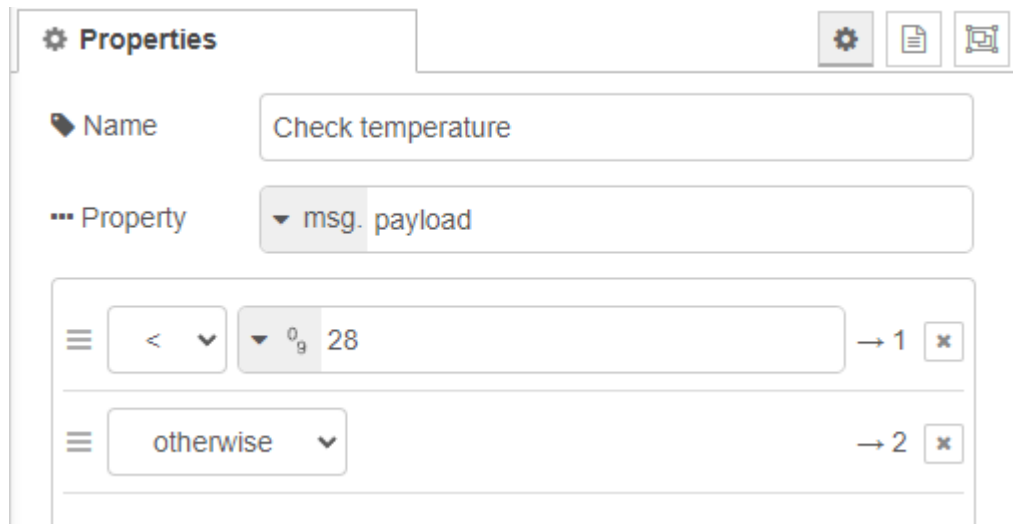


Рисунок 3.12 – Умова перевірки температури води у Node-RED

Після того, як перевірку температури води було виконано, тепер необхідно отримати поточну годину доби за допомогою мови програмування JavaScript, використовуючи блок «Function» (рис. 3.13).

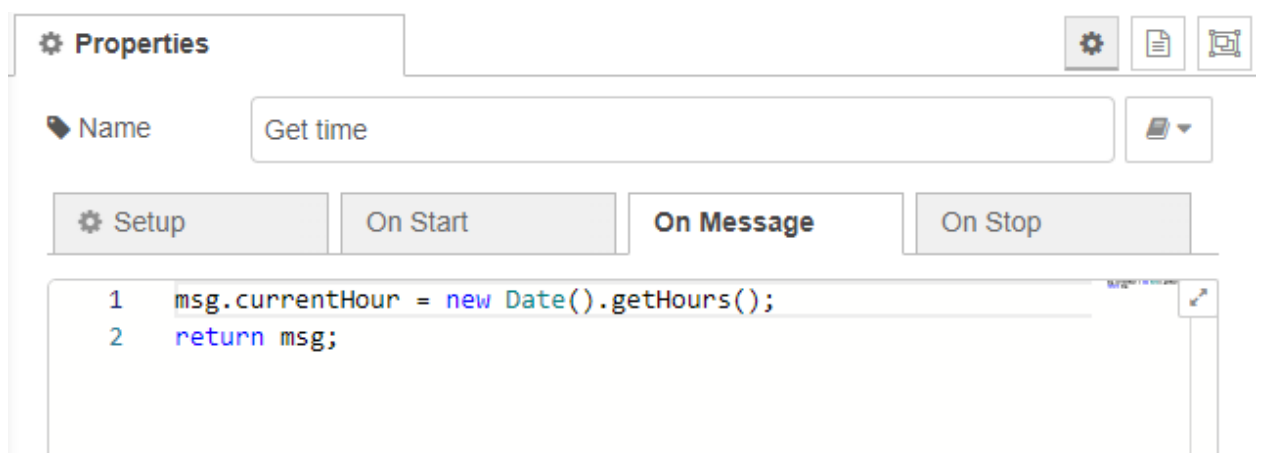


Рисунок 3.13 – Отримання поточної години доби у Node-RED

Далі необхідно виконати перевірку поточної години (рис. 3.14). Таким чином, якщо значення поточного часу знаходиться у проміжку від 8:00 до 18:00, то це означає, що необхідно увімкнути підігрів басейну.

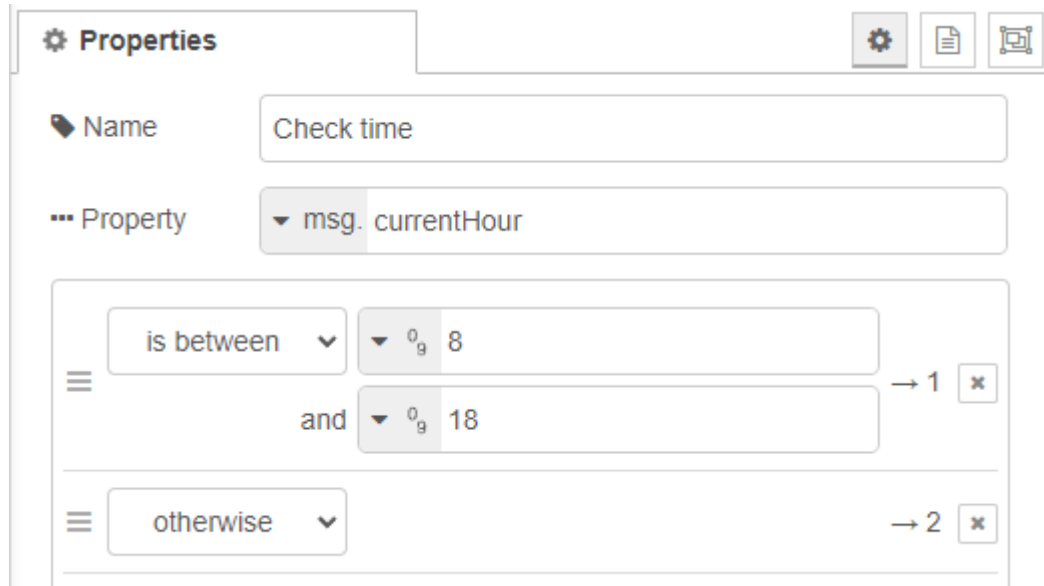


Рисунок 3.14 – Умова перевірки поточного часу у Node-RED

Передостаннім етапом реалізації сценарію є створення повідомлень для вимкнення та увімкнення нагрівача басейна, використовуючи блок «Function». Таким чином, для того, щоб увімкнути нагрівач, необхідно відправити повідомлення зі значенням «1» (рис. 3.15), а для того, щоб його вимкнути, потрібно відправити значення «0» (рис. 3.16).

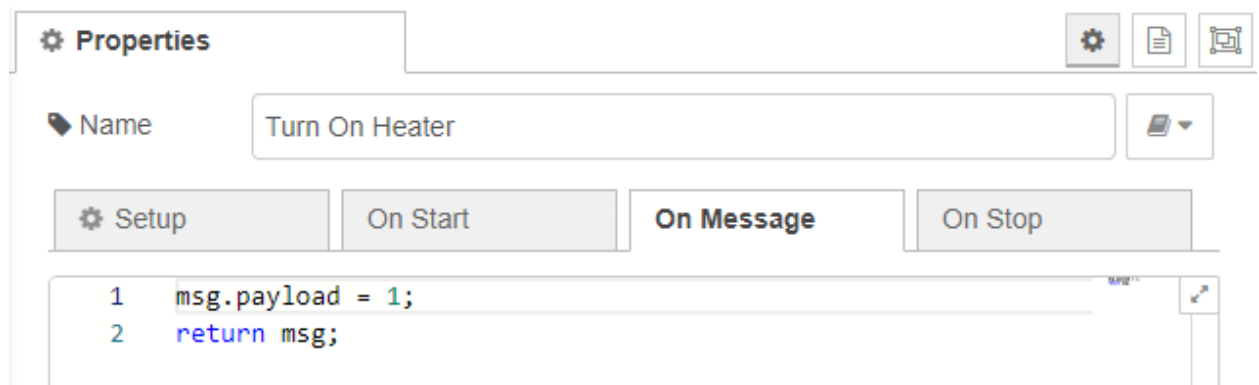


Рисунок 3.15 – Створення повідомлення для увімкнення нагрівача басейну у Node-RED

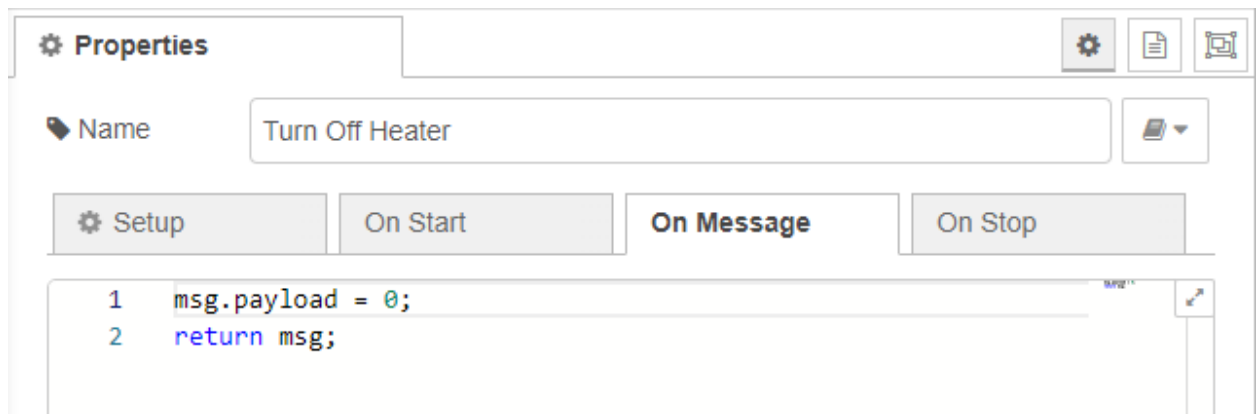


Рисунок 3.16 – Створення повідомлення для вимкнення нагрівача басейну у Node-RED

Останнім кроком сценарію автоматизації є відправка повідомлення, що було створено на попередньому кроці на MQTT брокер для зміни статусу роботи нагрівача басейну. Таким чином, необхідно налаштувати два параметра, а саме адресу та порт MQTT серверу, а також топік, який використовується нагрівачем басейну (рис. 3.17).

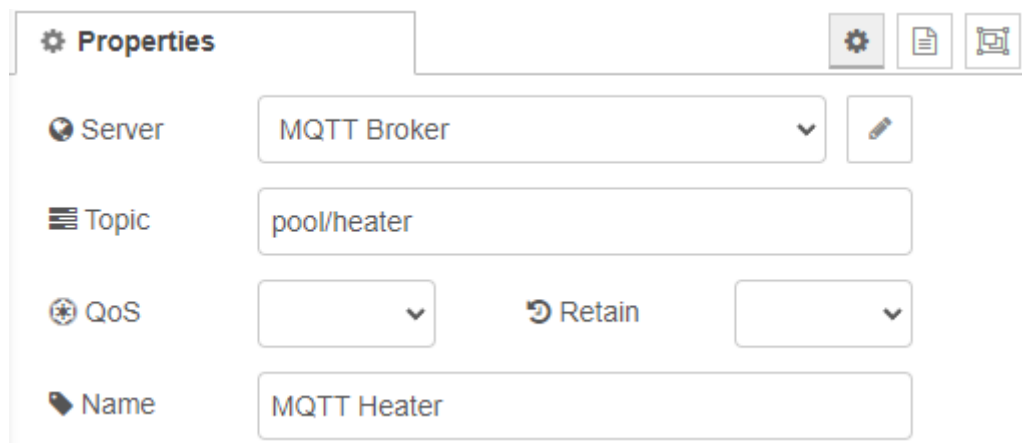


Рисунок 3.17 – Налаштування вихідних вузлів MQTT у Node-RED

3.5 Висновки до розділу

Було досліджено можливості розробки користувацьких сценаріїв автоматизації на платформі OpenHAB для реалізації прямого керування СДА. Для створення користувацьких сценаріїв автоматизації використовують

наступні популярні рішення: вбудовану мову програмування Rules DSL та інструмент візуального програмування Node-RED.

Порівнюючи процес розробки сценарію автоматизації для платформи OpenHAB, можна зробити висновок, що використання мови програмування Rules DSL вимагає від користувача знань цієї мови, а також навичок у структуруванні та налагодженні коду. Також необхідно знайти відповідні функції та бібліотеки для вирішення конкретних задач. Однак, використання Rules DSL дозволяє досягти більшої гнучкості та контролю над власним сценарієм автоматизації.

В свою чергу, Node-RED надає можливість користуватися готовими блоками та інструментами для реалізації більшості функцій, які можуть знадобитися для автоматизації різноманітних задач. Єдиним недоліком використання Node-RED полягає у тому, що він підходить для створення лише простих сценаріїв автоматизації. Якщо є необхідність реалізувати більш складні сценарії, тоді необхідно мати базові знання з мови програмування JavaScript, такі як робота зі змінними, функціями, умовними операторами, циклами та обробкою подій, що дозволить реалізовувати більш складну логіку роботи сценарію.

Загалом, візуальний інструмент програмування Node-RED надає зручний та інтуїтивно зрозумілий інтерфейс для швидкої розробки, але саме знання мови JavaScript дозволить гнучко налаштовувати та розширювати функціонал, що пропонує цей інструмент.

Отже, остаточний вибір між використанням Rules DSL та Node-RED залежить від рівня знань мов програмування, пріоритетів проєкту та особистих вподобань користувача. Так, мова програмування Rules DSL дозволяє досягти більшого контролю над власними сценаріями автоматизації, але потребує знань в області програмування. Для випадків, коли користувачу більше підходить графічний підхід або необхідно швидко створити прототип, саме використання Node-RED може бути зручним інструментом для розробки власних сценаріїв автоматизації.

4 ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ГЕНЕРАЦІЇ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ

Розроблений комплексний інтелектуальний метод контролю енергоспоживання [66] базується на прогнозуванні генерації електроенергії та оптимізації розкладу використання електроприладів. Для прогнозування було використано НМПП, але її точність виявилася незадовільною, оскільки корінь з середньоквадратичної помилки становить 466,15 Вт. Цей недолік значно впливає на створення оптимального розкладу користування побутовими приладами. Тому, з метою поліпшення ефективності роботи комплексного інтелектуального методу контролю енергоспоживання, необхідно провести огляд додаткових інтелектуальних методів прогнозування, що дозволить підвищити точність прогнозування генерації електроенергії.

4.1 Дослідження інтелектуальних методів прогнозування в сфері ефективного енергоспоживання

У роботі [71] досліджується застосування нейронних мереж з вентильними рекурентними вузлами (ВРВ) та довготривалою короткочасною пам'яттю (ДКЧП) для прогнозування погодинної сонячної радіації. Автори порівнюють та оцінюють продуктивність ВРВ і ДКЧП, використовуючи тільки історичні дані про сонячну радіацію, а також погодні змінні та дані про хмарність. Для навчального набору даних використовувалися погодинна сонячна радіація та погодні змінні за період з 1 січня 2016 року по 31 грудня 2017 року. Результати показали, що додавання погодних змінних та даних хмарного покриття як в ВРВ, так і в ДКЧП значно підвищило точність прогнозування, показавши кращі результати, ніж одновимірні та статистичні моделі (рис. 4.1). Таким чином, багатовимірна модель ДКЧП має дещо меншу середню абсолютну відсоткову похибку, а саме 23,79% порівняно з

багатовимірною моделлю ВРВ, значення якої становить 25,67%. Але перевага багатовимірної моделі ВРВ полягає в тому, що необхідно менше часу на навчання та прогнозування порівняно з ДКЧП. Таким чином, можна зробити висновок, що немає великої різниці між точністю прогнозування багатовимірної моделі ВРВ та ДКЧП.

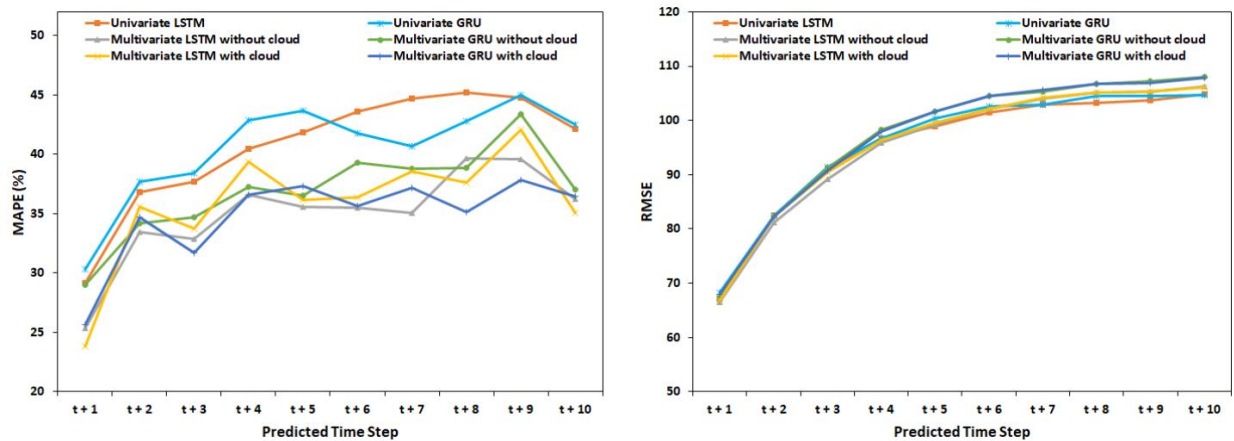


Рисунок 4.1 – Результати точності прогнозування для нейромережових моделей ВРВ та ДКЧП [71]

У дослідженні [72] порівнюється використання нейронних мереж ДКЧП та ВРВ для короткострокового прогнозування споживання електроенергії. Автори використовували набір даних про споживання електроенергії в громадській будівлі. Результати показали, що ці моделі ефективні для прогнозування енергоспоживання, але багатошарова модель ВРВ має трохи більшу точність прогнозування. Дослідження також припускає, що врахування зовнішніх факторів, таких як метеорологічна інформація та святкові дні, може ще більше підвищити точність моделей. Таким чином, дослідження дає уявлення про потенціал нейронних мереж для прогнозування споживання енергії та підкреслює важливість врахування зовнішніх факторів при моделюванні.

Автори [73] досліджують використання нейронної мережі ВРВ та ДКЧП для прогнозування використання електроенергії з урахуванням впливу цін на електроенергію. Автори використовували реальні дані за період з січня

2006 року по грудень 2010 року для перевірки запропонованих методів. Для навчального набору були використані дані про потужність і відповідні характеристики за період з січня 2006 року по грудень 2009 року, а для валідаційного набору були використані дані за період з січня 2010 року по червень 2010 року. Решта даних були використані для тестування точності моделі. Результати показали, що середня абсолютна відсоткова похибка використання нейромережевої моделі ВРВ становить 1,13%, а для ДКЧП це значення становить 1,14% (рис. 4.2). Отже, нейронна мережа ВРВ має трохи кращу продуктивність з точки зору часу обчислення та точності, ніж ДКЧП.

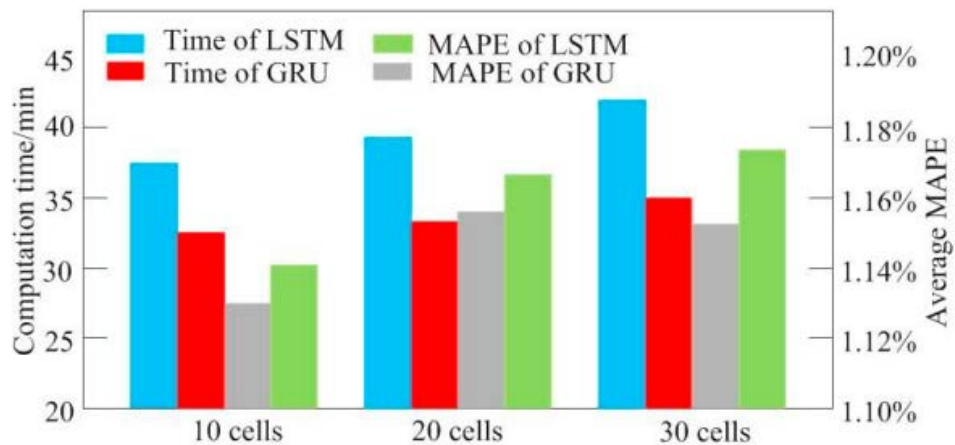


Рисунок 4.2 – Порівняння використання нейромережевих моделей ВРВ та ДКЧП [73]

У роботі [74] досліджується найкраща та найточніша модель прогнозування споживання енергії за допомогою загальнодоступних вимірювань. Для прогнозування автори порівнювали три різні підходи: метод опорних векторів, НМПП та випадковий ліс. Використовуваний набір даних містить 52417 екземплярів і п'ять різних атрибутів, а саме: дата, час, температура, вологість, швидкість вітру та споживання електроенергії. Моделі оцінювались за допомогою середньої абсолютної помилки, середньоквадратичної помилки та коефіцієнта детермінації. Також було порівняно час обчислення на етапах навчання та тестування. Дослідження

свідчать, що алгоритм випадкового лісу показав кращі результати, ніж інші моделі. Так, найменша середня абсолютна помилка становить 0,2161, значення середньоквадратичної помилки становить 0,3049, а найвищий коефіцієнта детермінації становить 0,9069. Також великою перевагою методу випадкового лісу є більш швидке навчання алгоритму на вхідному наборі даних, ніж для методу опорних векторів або НМПП (рис. 4.3). Отже, алгоритм випадкового лісу є найкращим серед порівняних, оскільки він може обробляти дані великої розмірності та менш схильний до перенавчання.

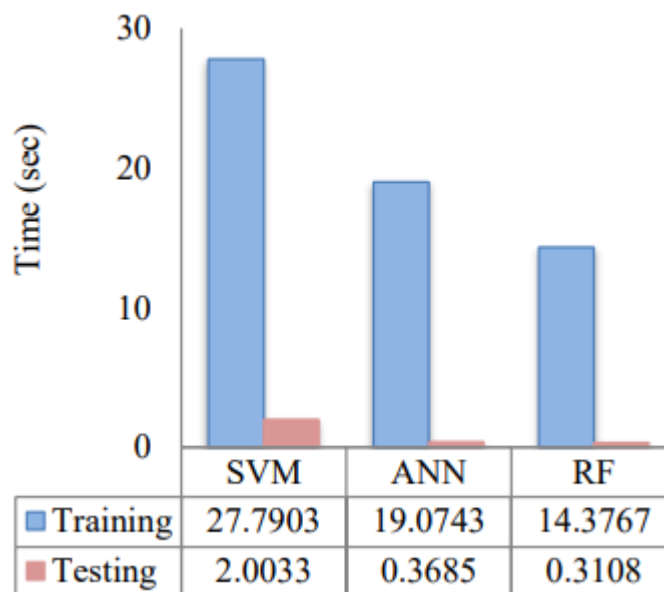


Рисунок 4.3 – Порівняння часу роботи використовуваних алгоритмів [74]

Автори [75] представили новий метод прогнозування цін на електроенергію в режимі реального часу з використанням адаптивної моделі на основі випадкового лісу. Модель забезпечує довірчий інтервал, пов'язаний з прогнозом та може адаптуватися до останніх сценаріїв прогнозування, оновлюючи себе новими даними. Автори навчили модель, використовуючи історичні дані та протестували її на наборі даних, записаних в іншому ринковому, економічному або кліматичному сценарії, щоб дослідити, як модель може адаптуватися до іншого сценарію прогнозування. Результати показали, що запропонована модель має кращі показники точності за інші

моделі: модель авторегресії – ковзного середнього (АРКС) та НМПП. Таким чином, середня абсолютна відсоткова похибка для моделі випадкового лісу становить 12,03%, для НМПП – 12,83%, а для АРКС – 13,65% (рис. 4.4). Автори пояснюють високу точність методу випадкового лісу його здатністю обробляти багатовимірні дані, нелінійні взаємозв'язки та пропущені значення. Загалом, запропонований метод є перспективним для точного прогнозування цін у режимі реального часу на ринку електроенергії.

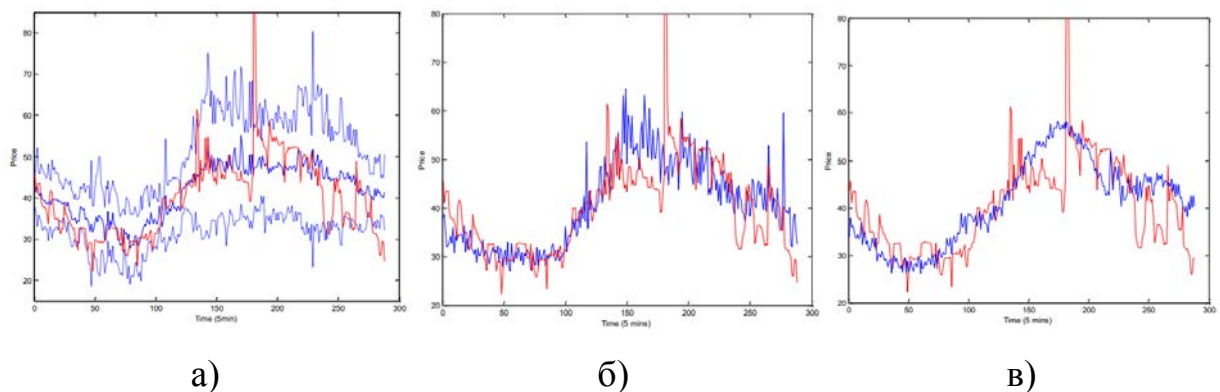


Рисунок 4.4 – Результати прогнозування з використанням випадкового лісу (а), НМПП (б) та АРКС (в) [75]

У роботі [76] представлено підхід на основі машинного навчання з використанням моделей-регресорів на основі дерев рішень для прогнозування генерації електроенергії використовуючи вітрогенератори. Було використано набір даних про швидкість вітру та кількість згенерованої електроенергії, що були зібрані з вітрогенератора. Автори порівняли різні алгоритми машинного навчання, включаючи випадковий ліс, метод k-найближчих сусідів, метод екстра-дерев та градієнтний бустинг. Продуктивність усіх алгоритмів оцінювалася на основі середньої абсолютної помилки, середньої абсолютної відсоткової помилки, середньоквадратичної помилки та коефіцієнта детермінації. Результати свідчать, що градієнтний бустинг має найбільшу точність серед порівняних алгоритмів та показав такі результати: середня абсолютна відсоткова помилка становить 0,3310, середньоквадратична помилка – 0,0672, а коефіцієнт детермінації – 0,9651.

Найгірше показав себе метод екстра-дерев, у якого середня абсолютна відсоткова помилка становить 0,3309, а середньоквадратична помилка досягає значення 0,0884. Отже, це дослідження робить висновок, що запропонований підхід може бути використаний для точного прогнозування генерації електроенергії вітрогенератором, що є важливим для інтелектуальних електричних мереж.

Проведені дослідження [71]-[76] показали, що розробка точної моделі прогнозування залежить від контексту задачі, а також вхідних даних, що потребує ретельного порівняння різних методів прогнозування. Результати проведених порівнянь [66] нейромережових моделей вказують на те, що найкращою з них виявилася НМПП, де корінь з середньоквадратичної помилки дорівнює 466,15 Вт. Однак ця точність виявилася недостатньою для ефективного прогнозування генерації електроенергії, тому актуальним є порівняння наступних інтелектуальних методів прогнозування: алгоритм випадкового лісу, градієнтний бустинг, метод k-найближчих сусідів, метод екстра-дерев, ДКЧП, ВРВ з використанням випадваючих шарів та без них.

4.2 Аналіз накопичених даних

Для отримання історичних даних з реальної СДА було розроблено та практично застосовано програмне забезпечення [66], яке зберігає погодинний історичний прогноз погоди та кількість згенерованої електроенергії у ватах. Набір даних не містить пропущених значень та охоплює період з 9 серпня 2022 року по 30 листопада 2023 року і включає 11472 записів. Цей набір даних описує різні погодні характеристики, такі як температура повітря, тепловий індекс, точка роси, вологість, кількість опадів, ймовірність опадів, тип опадів, кількість снігу, глибина снігового покриву, порив вітру, швидкість вітру, напрямок вітру, тиск, хмарність, видимість, сонячна радіація, потужність сонячного випромінювання, ультрафіолетовий індекс, ризик суворих погодних умов, загальний опис погодних умов, а також

кількість згенерованої електроенергії сонячними електростанціями та вітрогенераторами. Повний список атрибутів у наборі даних, а також їх опис представлено у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Атрибути накопичених даних [77]

Назва атрибуту	Опис	Одиниця вимірювання
Temp	Середня температура повітря	°C
feelslike	Тепловий індекс	°C
Dew	Точка роси	°C
humidity	Відносна вологість	%
precip	Кількість опадів	мм
precipprob	Ймовірність опадів	%
preciptype	Тип опадів	—
Snow	Кількість снігу	см
snowdepth	Глибина снігового покриву	см
windgust	Порив вітру	км/год
windspeed	Швидкість вітру	км/год
winddir	Напрямок вітру	°
sealevelpressure	Атмосферний тиск на рівні моря	мм рт. ст.
cloudcover	Хмарність	%
visibility	Видимість	км
solarrradiation	Сонячна радіація	Вт/м ²
solarenergy	Потужність сонячного випромінювання	МДж/м ²
uvindex	Ультрафіолетовий індекс	—
severerisk	Ризик суворих погодних умов	—
conditions	Загальний опис погодних умов	—
power	Кількість згенерованої електроенергії	Вт

Візуалізація даних щодо генерації електроенергії за один день та за весь період зображено на рисунках 4.5 та 4.6 відповідно.

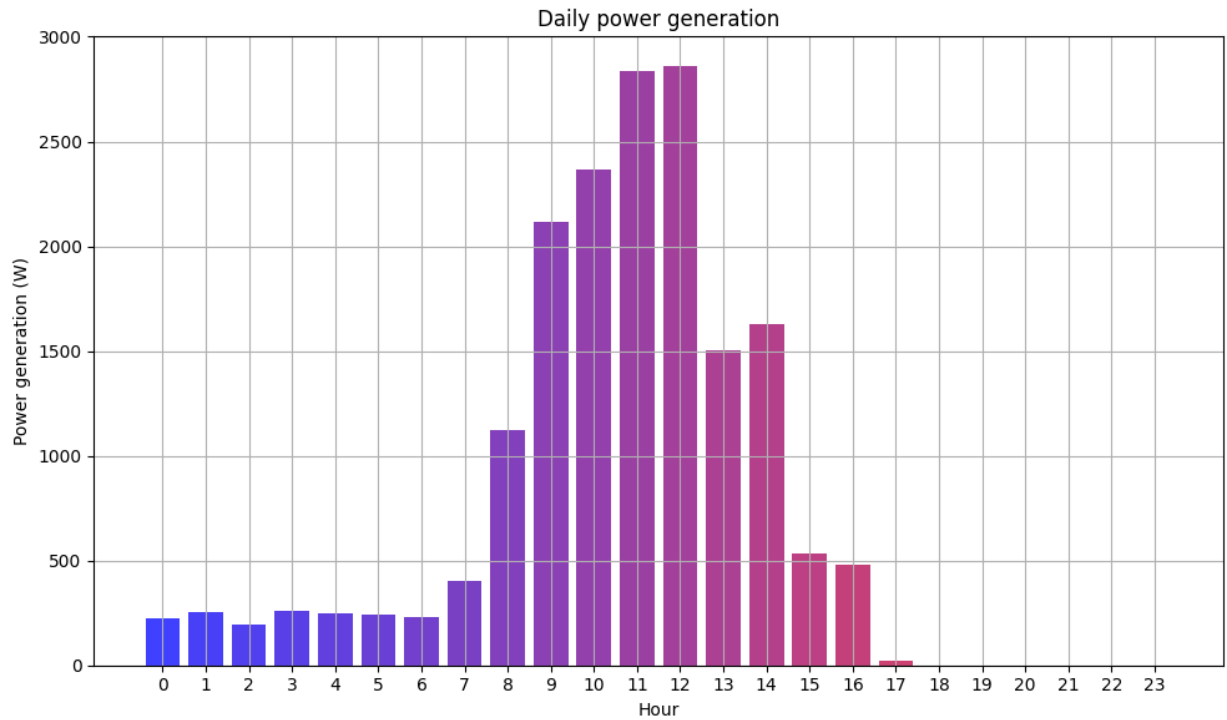


Рисунок 4.5 – Графік генерації електроенергії за одну добу

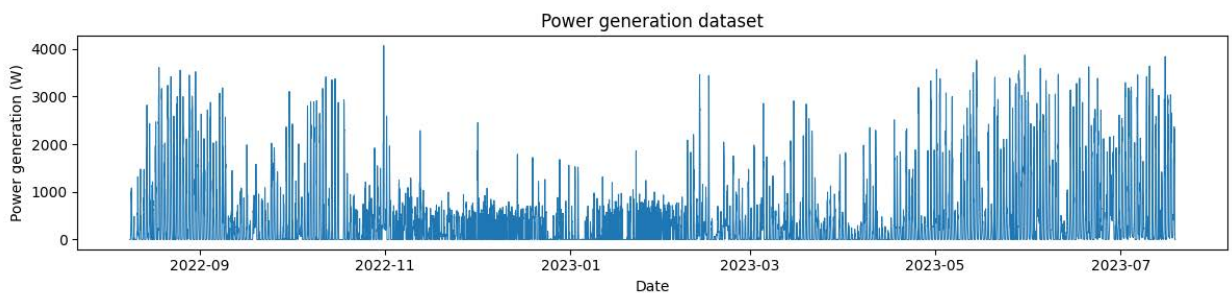


Рисунок 4.6 – Графік генерації електроенергії за весь період

Для визначення залежності між змінними вибірки та цільовою змінною необхідно створити кореляційну матрицю (рис. 4.7).

Таким чином, можна зробити висновок, що цільова змінна генерації електроенергії залежить від таких параметрів:

- сонячна радіація (73%);
- ультрафіолетовий індекс (72%);
- потужність сонячного випромінювання (63%);
- середня температура (27%);
- тепловий індекс (25%);

- порив вітру (15%);
- швидкість вітру (10%);
- точка роси (10%).

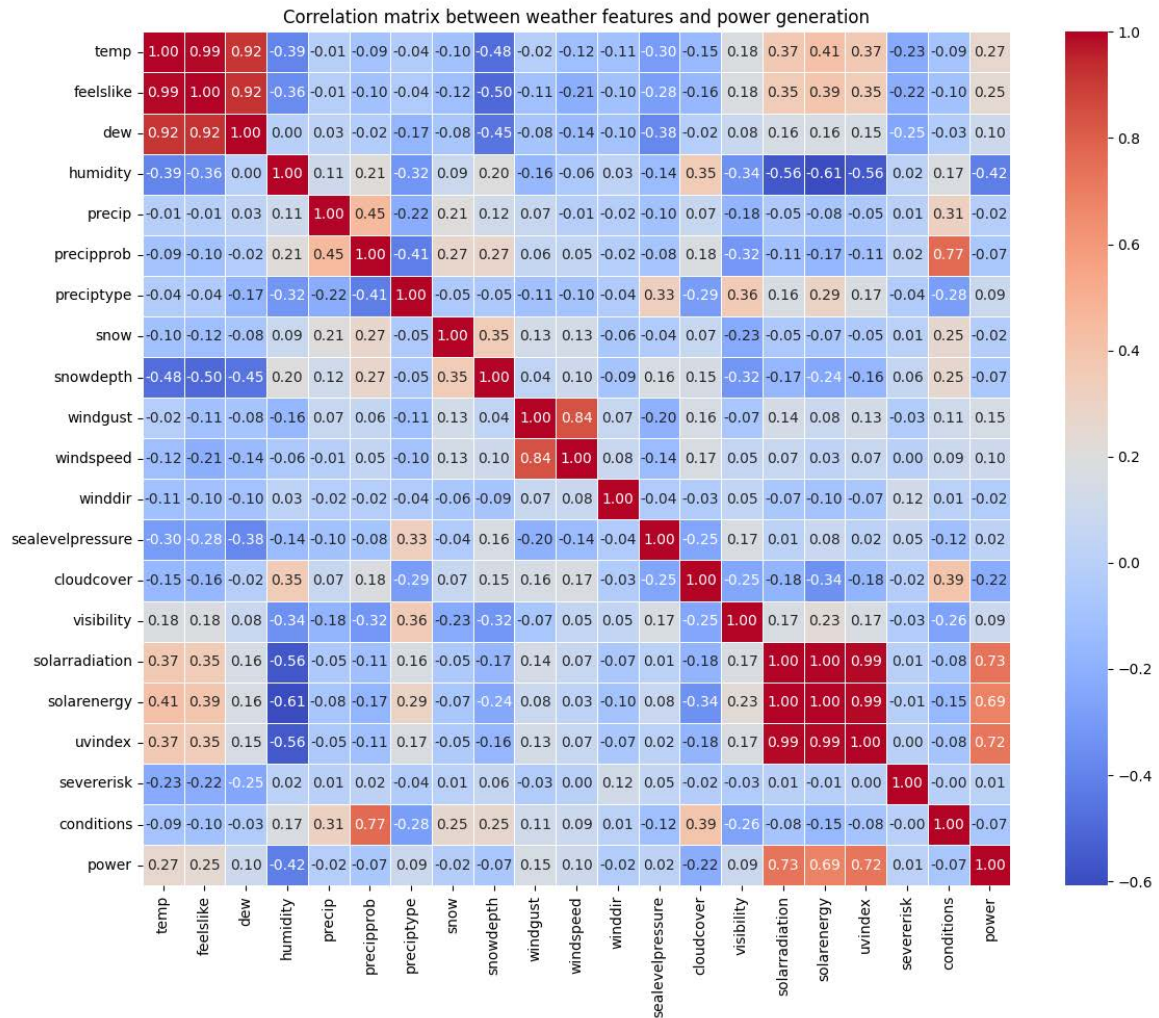


Рисунок 4.7 – Кореляційна матриця між прогнозом погоди та генерацією електроенергії

Також, використовуючи дату та час, для цього набору даних було створено ще п'ять нових атрибутів, а саме: годину, квартал року, день місяця, день року та день тижня. Створена кореляційна матриця з додатковими характеристиками показана на рисунку 4.8.

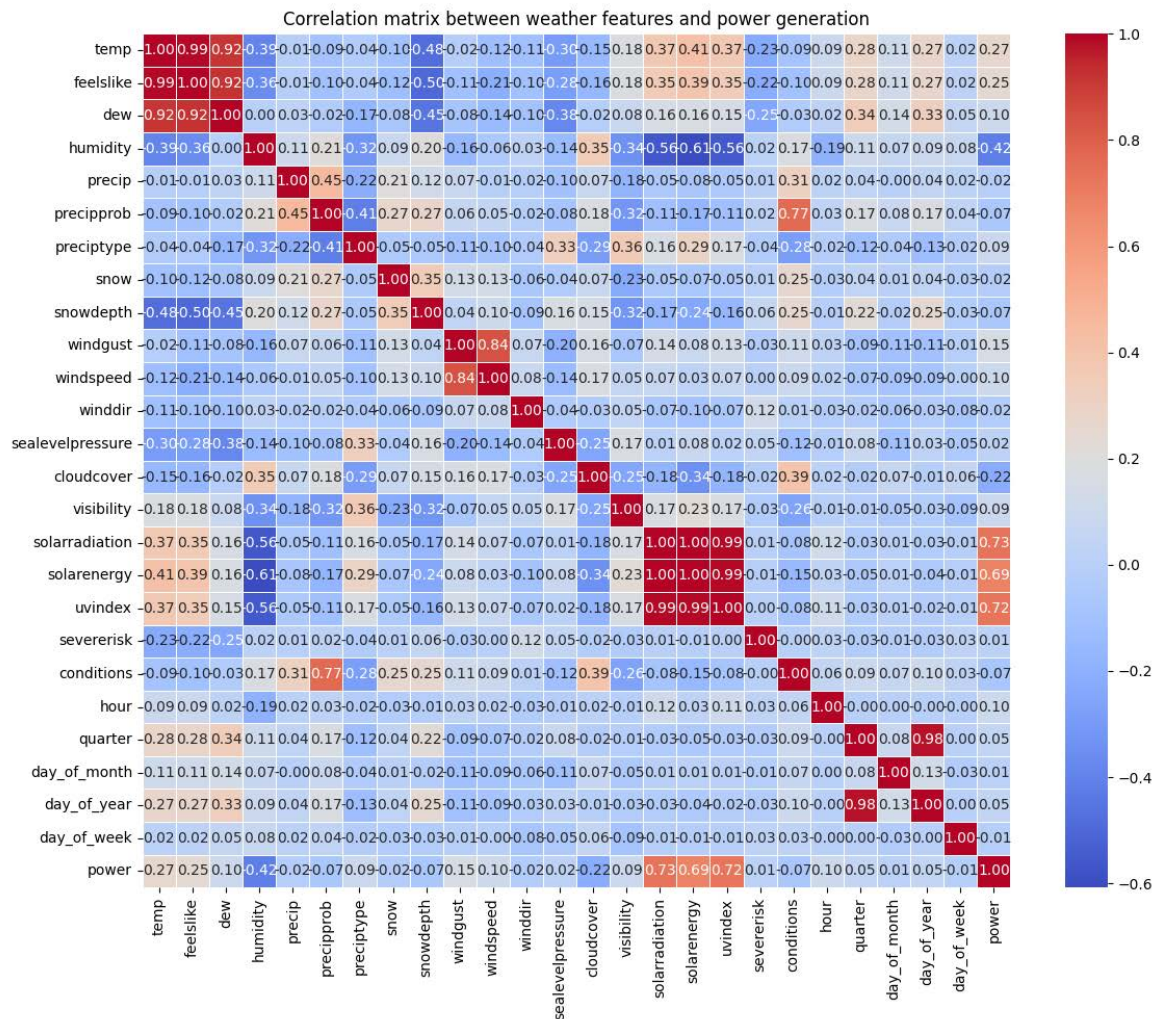


Рисунок 4.8 – Кореляційна матриця з додатково створеними атрибутами

Також варто зауважити, що деякі змінні мають дуже сильну кореляцію між собою, наприклад середня температура і тепловий індекс, або порив вітру і швидкість вітру. Саме тому не потрібно використовувати їх разом як функції у моделі прогнозування, оскільки це може вплинути на стабільність та інтерпретацію моделі. В такому випадку необхідно обрати одну функцію, ґрунтуючись на її практичній значущості.

Проаналізувавши кореляційну матрицю (рис. 4.8), можна зробити висновок, що під час навчання моделі прогнозування необхідно використовувати наступні атрибути, оскільки вони мають достатню кореляцію зі змінною генерації електроенергії з альтернативних джерел:

- сонячна радіація;

- середня температура;
- порив вітру;
- година доби.

Навчальні дані були оброблені за допомогою мінімальної-максимальної нормалізації. Мета такого підходу полягає в тому, щоб гарантувати, що всі значення ознак знаходяться в однаковому масштабі, наприклад, в діапазоні $[0, 1]$, що підвищує ефективність моделі [78].

Нормалізоване значення $\bar{x}$ для певного діапазону обчислюється за формулою (4.1):

$$\bar{x} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (4.1)$$

де x – початкове значення;

$x_{\min}$ – мінімальне значення всієї вибірки;

$x_{\max}$ – максимальне значення всієї вибірки.

Весь набір даних був розділений на дві підмножини, а саме: навчальний набір, який містить 80%, а також тестовий набір, що містить решту 20% даних (рис 4.9). В даному випадку створення валідаційного набору даних не є доцільним, оскільки історичний набір даних є досить невеликим та це ускладнює виділення достатньої кількості записів для набору валідаційних даних. Тому набагато краще максимально використовувати навчальні дані для побудови більш точної моделі прогнозування.



Рисунок 4.9 – Розбиття історичних даних на навчальну та тестову вибірку

4.3 Розробка моделі прогнозування генерації електроенергії

Проведені дослідження показали, що для створення точної моделі прогнозування необхідно провести ряд комп'ютерних експериментів та серед наявних моделей (алгоритм випадкового лісу, градієнтний бустинг, метод k-найближчих сусідів, метод екстра-дерев, ДКЧП, ВРВ з використанням випадуючих шарів та без них) обрати ту, яка буде надавати найвищу точність при прогнозуванні генерації електроенергії.

Кожна модель прогнозування має власний підхід для її побудови. Наприклад, такі моделі, як алгоритм випадкового лісу, градієнтний бустинг, метод k-найближчих сусідів та екстра-дерева мають налаштування, відомі як гіперпараметри, які впливають на такі фактори, як швидкість, адаптивність та точність прогнозування. Для точного налаштування цих гіперпараметрів було використано підхід, який у автоматичному режимі перебирає різні комбінації цих параметрів та кожного разу виконує навчання моделі, що допомогло створити оптимальну конфігурацію найкращої точності прогнозування.

Для досягнення цієї мети було використано бібліотеку «GridSearchCV», що поширюється безкоштовно на мові програмування Python та яка допоможе ефективно визначати оптимальні конфігурації гіперпараметрів для кожного алгоритму. Процес налаштування гіперпараметрів гарантує пошук таких параметрів, які дозволяють реалізувати модель прогнозування з найбільшою точністю [79].

4.3.1 Алгоритм «Випадковий ліс»

Алгоритм випадкового лісу або «Random Forest» – це метод колективного навчання, який об'єднує кілька дерев рішень для підвищення точності прогнозування та зменшення перенавчання. Він створює колекцію дерев рішень у процесі навчання та агрегує їх прогнози для отримання

остаточного прогнозу. Кожне дерево навчається на випадковій підмножині даних та функцій, забезпечуючи різноманітність між деревами. Цей алгоритм добре підходить для задач регресії та класифікації і широко використовується в різних областях завдяки своїй надійності та здатності обробляти великі набори даних з багатовимірними об'єктами [80].

Навчання цього алгоритму здійснюється з налаштуванням наступних гіперпараметрів:

- параметр «max_depth» визначає максимальну глибину кожного дерева рішень у лісі. Він контролює глибину окремих дерев та допомагає обмежити перенавчання;
- параметр «min_samples_leaf» визначає мінімальну кількість зразків, необхідних для знаходження в кінцевому вузлі. Він регулює мінімальний розмір листових вузлів у деревах. Менше значення може призвести до більш складних моделей, що потенційно може призвести до перенавчання;
- параметр «min_samples_split» визначає мінімальний розмір вибірок, необхідний для виконання поділу у вузлі в процесі побудови дерева;
- параметр «n_estimators» визначає кількість дерев прийняття рішень у лісі. Цей параметр визначає кількість дерев, що використовуються в ансамблі. Більше число оцінок може поліпшити продуктивність моделі, але це також збільшує час обчислень [80].

Використання підходу для автоматичного пошуку гіперпараметрів визначив, що найкращими параметрами для реалізації алгоритму випадкового лісу є: «max_depth» = 10, «min_samples_leaf» = 2, «min_samples_split» = 2, «n_estimators» = 200.

На рисунку 4.10 показано взаємозв'язок між спрогнозованою та фактичною генерацією електроенергії для тестової вибірки. Діаграма розсіювання демонструє, наскільки добре прогнози моделей збігаються зі справжніми значеннями. Червона лінія на графіку показує відповідність лінійної регресії між спрогнозованою та фактичною генерацією

електроенергії, що дає уявлення про загальну продуктивність моделі. Крім того, на рисунку показано коефіцієнт кореляції Пірсона, що означає кількісну оцінку лінійної залежності між прогнозованими та фактичними значеннями.

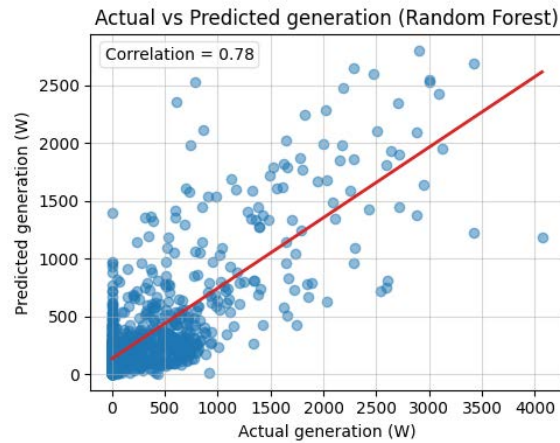


Рисунок 4.10 – Діаграма розсіювання для моделі «Випадковий ліс»

Графік на рисунку 4.11 дає наочне уявлення про те, наскільки добре модель «Випадковий ліс» виконує прогнозування значень генерації електроенергії для однієї доби, показуючи загальну точність та потенційні відхилення від фактичних значень.

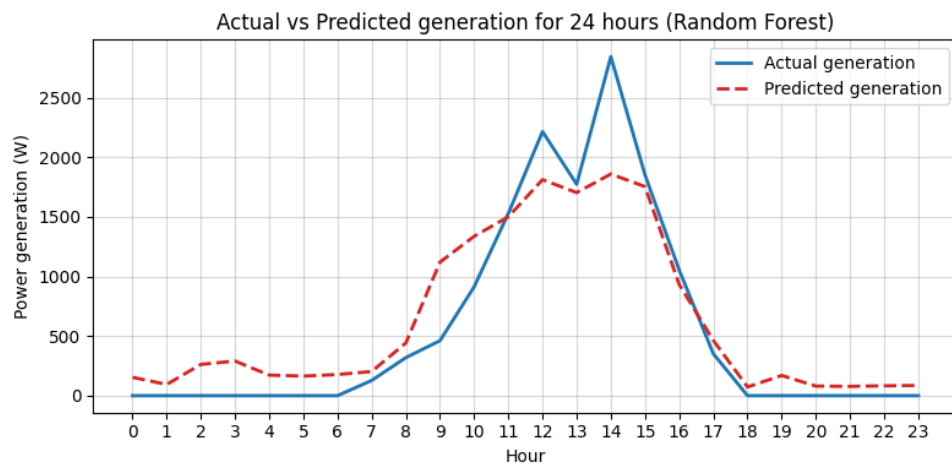


Рисунок 4.11 – Порівняння спрогнозованої та реальної генерації електроенергії для моделі «Випадковий ліс»

4.3.2 Алгоритм «Гرادієнтний бустинг»

Алгоритм градієнтного бустингу або «Gradient Boosting» – це метод колективного навчання, який поєднує прогнози кількох слабких учнів для створення сильного учня. Він працює шляхом послідовного додавання нових дерев для виправлення помилок, допущених попередніми. Кожне дерево навчається на основі залишків, тобто різниці між фактичними та прогнозованими значеннями ансамблю, поступово зменшуючи помилки прогнозування та підвищуючи загальну продуктивність. Алгоритм градієнтного підсилювання відомий своєю високою точністю та здатністю обробляти складні набори даних, що робить його популярним як у задачах регресії, так і в задачах класифікації [81].

Навчання цього алгоритму здійснюється з налаштуванням наступних гіперпараметрів:

- параметр «learning_rate» визначає швидкість, за допомогою якої результат для кожного дерева буде масштабований або зменшений в розмірах. Нижчі значення роблять модель більш надійною, але для досягнення гарної продуктивності може знадобитися більша точність;
- параметр «max_depth» визначає максимальну глибину кожного дерева рішень в ансамблі. Це обмежує складність окремих дерев та допомагає запобігти перенавчанню;
- параметр «min_samples_leaf» визначає мінімальну кількість зразків, необхідних для знаходження в кінцевому вузлі. Він управляє мінімальним розміром листових вузлів, впливаючи на ступінь деталізації дерев;
- параметр «min_samples_split» визначає мінімальну кількість зразків, яка необхідна для розділення внутрішнього вузла. Він встановлює порогове значення для кількості зразків, необхідних для виконання розбиття в процесі побудови дерева;

– параметр «n_estimators» визначає кількість етапів підвищення дерев рішень в ансамблі. Збільшення кількості оцінювачів може підвищити продуктивність моделі, але також може збільшити час обчислення [81].

Використання підходу для автоматичного пошуку гіперпараметрів визначив, що найкращими параметрами для реалізації алгоритму градієнтного бустингу є наступні: «learning_rate» = 0.05, «max_depth» = 5, «min_samples_leaf» = 1, «min_samples_split» = 24, «n_estimators» = 20.

На рисунку 4.12 показано діаграму розсіювання, яка демонструє, точність роботи моделі. Червона лінія показує відповідність лінійної регресії між прогнозованою та фактичною генерацією електроенергії. Також на рисунку показано коефіцієнт кореляції Пірсона, що визначає кількісну оцінку лінійної залежності між прогнозованими та фактичними значеннями.

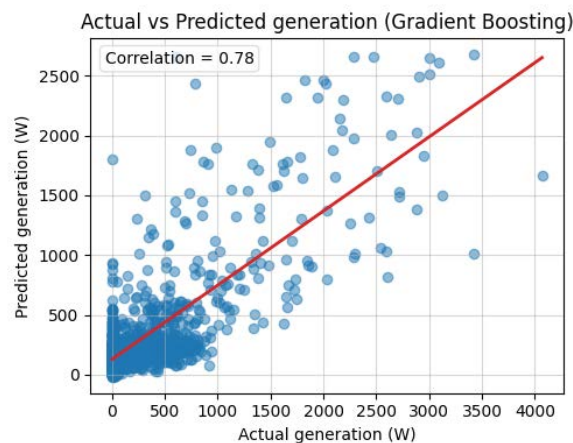


Рисунок 4.12 – Діаграма розсіювання для моделі «Гرادієнтний бустинг»

Графік на рисунку 4.13 демонструє точність моделі прогнозування значень генерації електроенергії для однієї доби, показуючи загальну точність та потенційні відхилення від фактичних значень.

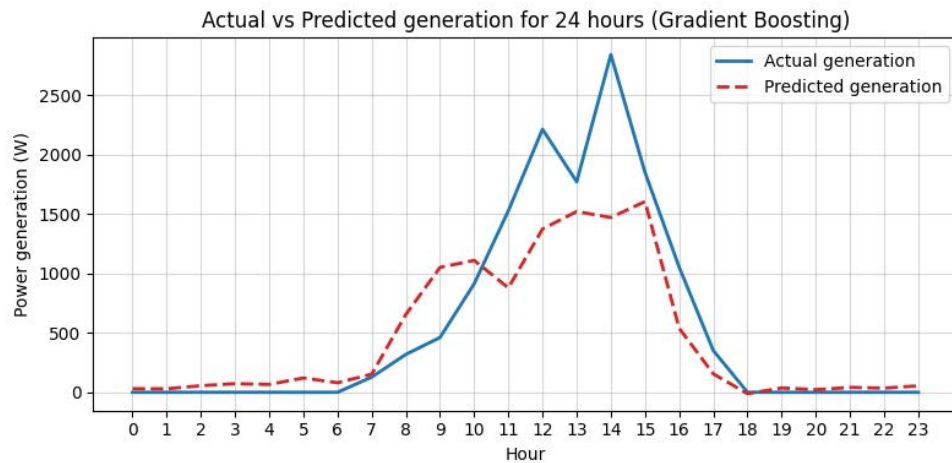


Рисунок 4.13 – Порівняння спрогнозованої та реальної генерації електроенергії для моделі «Градiєнтний бустинг»

4.3.3 Алгоритм «k-найближчих сусідів»

Метод k-найближчих сусідів або «k-NN» – це простий, але потужний непараметричний алгоритм, який використовується як для задач регресії, так і для задач класифікації. Ключова ідея цього методу полягає в прогнозуванні цільового значення для даної точки даних на основі середнього або значення цільових значень її k найближчих сусідів у просторі об'єктів. Значення k, що представляє кількість розглянутих сусідів, є найважливішим гіперпараметром, який визначає чутливість моделі до локальних варіацій та шуму. Метод k-найближчих сусідів відомий своєю простотою впровадження і особливо корисний при роботі з даними без чітких шаблонів або складних меж прийняття рішень [82].

Навчання цього алгоритму здійснюється з налаштуванням наступних гіперпараметрів:

- параметр «algorithm» визначає алгоритм, який використовується для обчислення найближчих сусідів;
- параметр «n_neighbors» визначає кількість сусідів, які необхідно враховувати при складанні прогнозів. Він визначає розмір локальних сусідів та безпосередньо впливає на продуктивність;

– параметр «weights» визначає, як зважуються вклади сусідів при складанні прогнозів. Можливі два варіанти: «однорідний», коли всі сусіди мають однакову вагу та «відстань», коли ближчі сусіди мають більшу вагу [82].

Використання підходу для автоматичного пошуку гіперпараметрів визначив, що найкращими параметрами для реалізації методу k-найближчих сусідів є наступні: «algorithm» = «brute», «n_neighbors» = 20, «weights» = «distance».

На рисунку 4.14 показано діаграму розсіювання, яка демонструє, точність роботи моделі. Червона лінія на графіку показує відповідність лінійної регресії між прогнозованою та фактичною генерацією електроенергії. Також на рисунку показано коефіцієнт кореляції Пірсона, що визначає кількісну оцінку лінійної залежності між прогнозованими та фактичними значеннями.

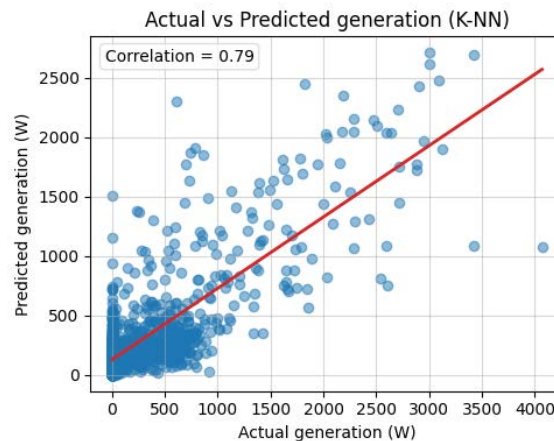


Рисунок 4.14 – Діаграма розсіювання для моделі «k-найближчих сусідів»

Графік на рисунку 4.15 демонструє, наскільки добре модель «k-найближчих сусідів» виконує прогнозування значень генерації електроенергії для однієї доби, показуючи загальну точність та потенційні відхилення від фактичних значень.

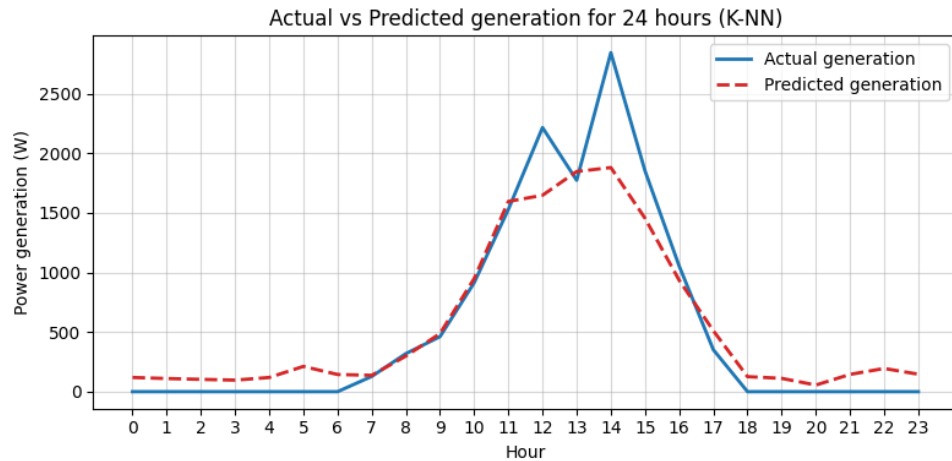


Рисунок 4.15 – Порівняння спрогнозованої та реальної генерації електроенергії для моделі «к-найближчих сусідів»

4.3.4 Алгоритм «Екстра-дерева»

Метод екстра-дерев або «Extra Trees» – це метод колективного навчання, заснований на деревах рішень. Подібно випадковому лісу, він будує кілька дерев рішень і агрегує їх прогнози для отримання остаточного прогнозу. Однак, на відміну від випадкового лісу, додаткові дерева ще більше рандомізують процес вибору ознак під час побудови дерева, роблячи його ще більш стійким до перенавчання, а також зменшуючи дисперсію в прогнозах [83].

Навчання цього алгоритму здійснюється з налаштуванням наступних гіперпараметрів:

- параметр «max_depth» визначає максимальну глибину кожного дерева рішень в ансамблі. Це обмежує глибину окремих дерев і допомагає запобігти перенавчанню;
- параметр «max_features» визначає функцію, які слід враховувати при пошуку найкращого розділення на кожному вузлі;
- параметр «min_samples_leaf» визначає мінімальну кількість зразків, необхідних для знаходження в кінцевому вузлі. Він встановлює порогове значення для мінімальної кількості зразків, необхідних для

формування кінцевого вузла, уникаючи дуже маленьких кінцевих вузлів, які можуть перенавчатися;

- параметр «min_samples_split» визначає мінімальну кількість зразків, необхідну для розділення внутрішнього вузла. Він встановлює порогове значення для мінімальної кількості зразків, необхідних для виконання розбиття в процесі побудови дерева;

- параметр «n_estimators» визначає кількість дерев рішень в ансамблі. Він керує кількістю дерев, що використовуються в процесі агрегації. Більша кількість зазвичай підвищує продуктивність, але також може збільшити час навчання [83].

Використання підходу для автоматичного пошуку гіперпараметрів визначив, що найкращими параметрами для реалізації екстра-дерев є наступні: «max_depth» = 15, «max_features» = «sqrt», «min_samples_leaf» = 1, «min_samples_split» = 5, «n_estimators» = 500.

На рисунку 4.16 показано діаграму розсіювання, яка демонструє, точність роботи моделі «Екстра-дерев». Червона лінія показує відповідність лінійної регресії між прогнозованою та фактичною генерацією електроенергії. Також на рисунку показано коефіцієнт кореляції Пірсона, що визначає кількісну оцінку лінійної залежності між прогнозованими та фактичними значеннями.

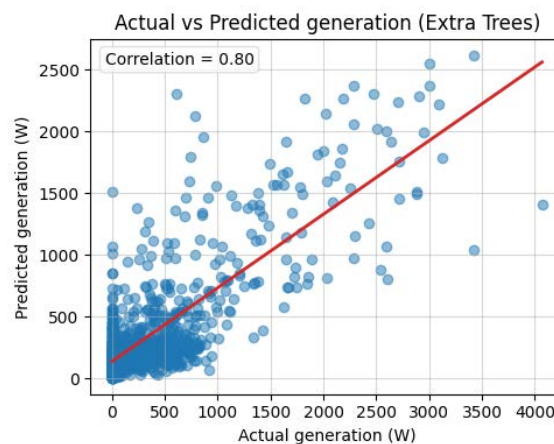


Рисунок 4.16 – Діаграма розсіювання для моделі «Екстра-дерев»

Графік на рисунку 4.17 демонструє точність моделі прогнозування значень генерації електроенергії для однієї доби, показуючи загальну точність та потенційні відхилення від фактичних значень.

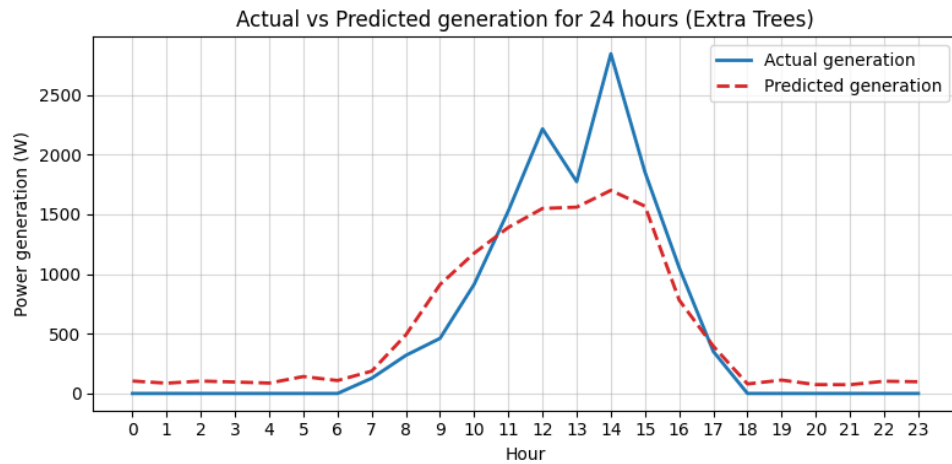


Рисунок 4.17 – Порівняння спрогнозованої та реальної генерації електроенергії для моделі «Екстра-дерева»

4.3.5 Нейромережева модель ВРВ

ВРВ – це тип рекурентної нейронної мережі, яка вирішує проблему зникаючого градієнта в традиційних рекурентних нейронних мереж. Він призначений для фіксації довгострокових залежностей у послідовних даних, забезпечуючи при цьому ефективне навчання та прогнозування. ВРВ широко використовується при обробці природної мови, аналізі часових рядів та інших завданнях з послідовними даними [84].

Для реалізації нейромережевих моделей ВРВ було проведено ряд експериментів, які дозволили визначити оптимальну архітектуру моделі прогнозування. Так, модель ВРВ складається з двох послідовних шарів ВРВ, за якими йдуть повнозв'язні шари. Перший шар включає 200 нейронів та має функцію активації ReLU, а другий – 100 нейронів також з функцією активації ReLU. Архітектура також включає два повнозв'язних шари по 50 та 25 нейронами відповідно, які також мають функцію активації ReLU.

Останній повнозв'язний шар має один нейрон, який представляє вихідний шар, призначений для прогнозування генерації електроенергії. Архітектура розробленої моделі ВРВ зображена на рисунку Б.1 (додаток Б).

На рисунку 4.18 показано діаграму розсіювання, яка демонструє, точність роботи моделі ВРВ. Червона лінія показує відповідність лінійної регресії, а коефіцієнт кореляції Пірсона, що визначає кількісну оцінку лінійної залежності між прогнозованими та фактичними значеннями.

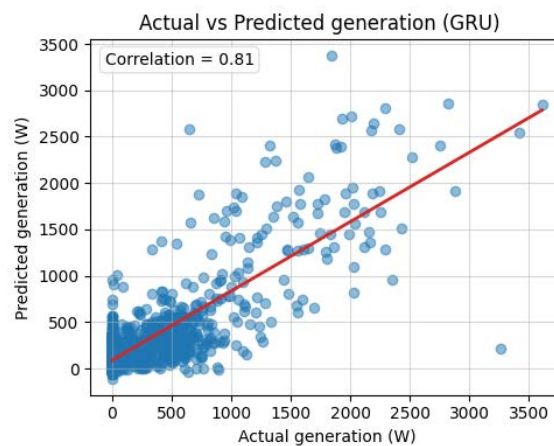


Рисунок 4.18 – Діаграма розсіювання для нейромережевої моделі ВРВ

Графік на рисунку 4.19 демонструє точність нейромережевої моделі ВРВ для прогнозування значень генерації електроенергії на одну добу.

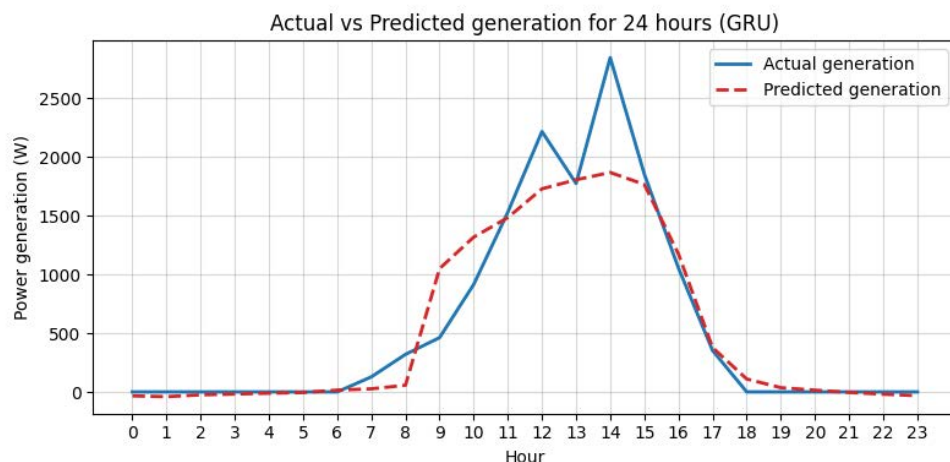


Рисунок 4.19 – Порівняння спрогнозованої та реальної генерації електроенергії для нейромережевої моделі ВРВ

4.3.6 Нейромережева модель ВРВ з випадаючими шарами

Нейромережева модель ВРВ з випадаючими шарами була розроблена, використовуючи таку ж саму архітектуру, як у попередньої моделі ВРВ. Таким чином, у даній моделі були додані випадаючі шари, які дозволяють уникнути перенавчання та тим самим підвищити точність моделі. Такі шари були додані після кожного шару ВРВ з коефіцієнтом вилучення 0,2. Архітектура розробленої моделі зображена на рисунку Б.2 (додаток Б).

На рисунку 4.20 показано діаграму розсіювання, що демонструє точність роботи моделі ВРВ з випадаючими шарами. Червона лінія показує відповідність лінійної регресії між прогнозованою та фактичною генерацією електроенергії. Також на рисунку показано коефіцієнт кореляції Пірсона, що визначає кількісну оцінку лінійної залежності між прогнозованими та фактичними значеннями.

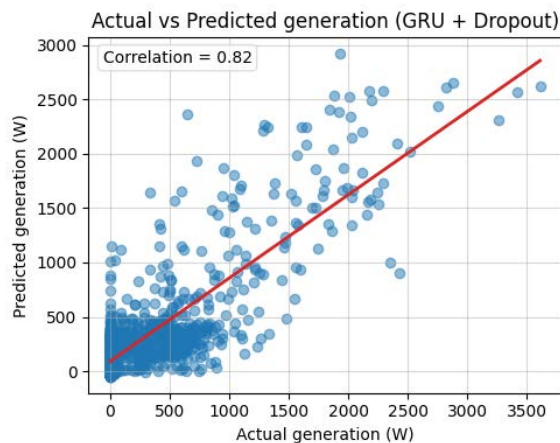


Рисунок 4.20 – Діаграма розсіювання для нейромережевої моделі ВРВ з випадаючими шарами

Графік на рисунку 4.21 демонструє точність нейромережевої моделі ВРВ з випадаючими шарами для прогнозування значень генерації електроенергії на одну добу, показуючи загальну точність та потенційні відхилення від фактичних значень.

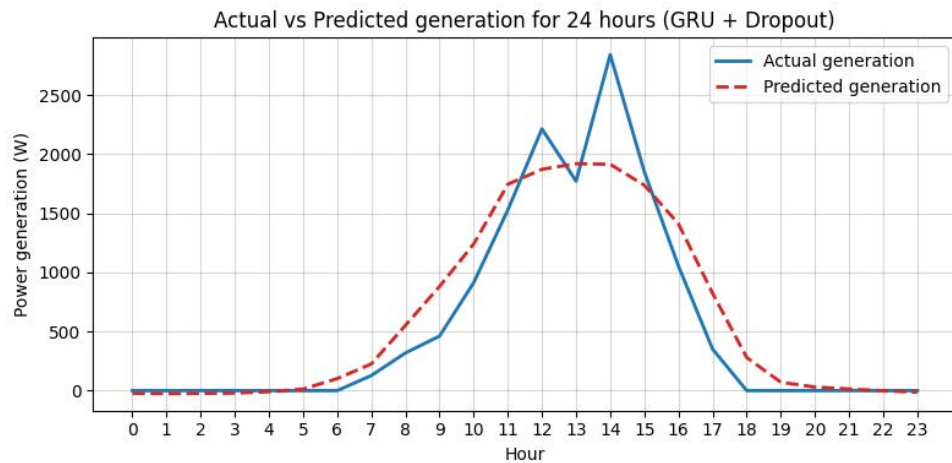


Рисунок 4.21 – Порівняння спрогнозованої та реальної генерації електроенергії для нейромережевої моделі ВРВ з випадаючими шарами

4.3.7 Нейромережева модель ДКЧП

Нейромережева модель ДКЧП – це тип архітектури рекурентної нейронної мережі, призначений для вирішення проблеми зникаючого градієнта та ефективного знаходження довготривалих залежностей у послідовних даних. На відміну від традиційних рекурентних нейронних мереж, блоки ДКЧП мають більш складну структуру з комірками пам'яті, вхідними елементами, елементами забуття та вихідними елементами, що дозволяє їм зберігати та поширювати інформацію протягом тривалих інтервалів часу. Мережі ДКЧП широко використовуються в різних додатках, пов'язаних з послідовними даними, таких як обробка природної мови, прогнозування часових рядів, розпізнавання мови та багато іншого. Їх здатність справлятися з довгостроковими залежностями робить їх особливо ефективними для завдань, що вимагають моделювання складних часових моделей [84].

Тому, було створено нейромережеву модель ДКЧП, яка використовує аналогічну архітектуру, як у ВРВ, що дозволить у подальшому точно порівняти продуктивність всіх розроблених моделей. Таким чином, ця

модель містить ДКЧП шари замість всіх шарів ВРВ. Архітектура розробленої моделі зображена на рисунку Б.3 (додаток Б).

На рисунку 4.22 наведено діаграму розсіювання, що демонструє, точність роботи моделі. Червона лінія показує відповідність лінійної регресії, а коефіцієнт кореляції Пірсона визначає кількісну оцінку лінійної залежності між прогнозованими та фактичними значеннями.

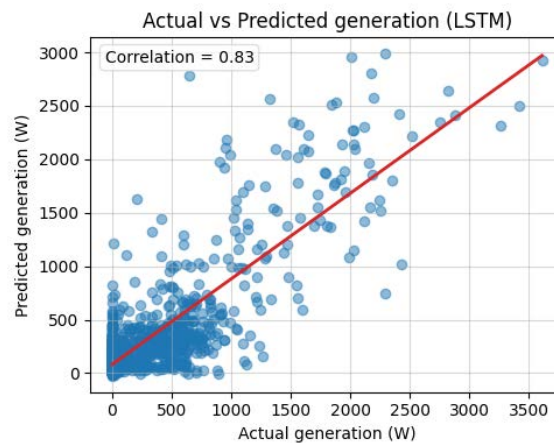


Рисунок 4.22 – Діаграма розсіювання для нейромережевої моделі ДКЧП

Графік на рисунку 4.23 демонструє точність нейромережевої моделі ДКЧП для прогнозування значень генерації електроенергії на одну добу, показуючи загальну точність та відхилення від фактичних значень.

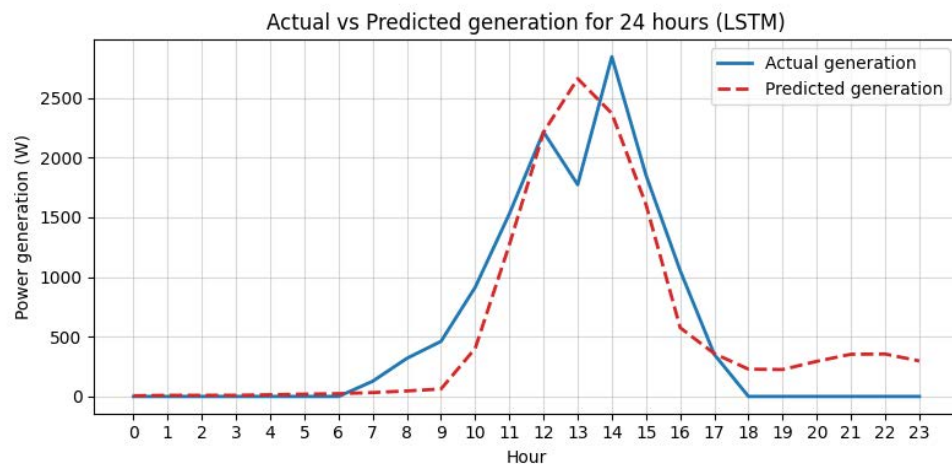


Рисунок 4.23 – Порівняння спрогнозованої та реальної генерації електроенергії для нейромережевої моделі ДКЧП

4.3.8 Нейромережева модель ДКЧП з випадючими шарами

Була створена нейромережева модель ДКЧП з випадючими шарами, використовуючи архітектуру, ідентичну попередній моделі ДКЧП. В цій моделі були включені випадючі шари, призначені для уникнення перенавчання та підвищення точності. Ці шари були додані після кожного шару ДКЧП з коефіцієнтом вилучення 0,15. Архітектура розробленої моделі зображена на рисунку Б.4 (див. додаток Б).

На діаграмі розсіювання, зображеній на рисунку 4.24, продемонстровано точність роботи моделі ДКЧП з випадючими шарами. Червона лінія представляє відповідність лінійної регресії між прогнозованою та фактичною генерацією електроенергії. Також на рисунку відображено коефіцієнт кореляції Пірсона, що надає кількісну оцінку лінійної залежності між прогнозованими та фактичними значеннями.

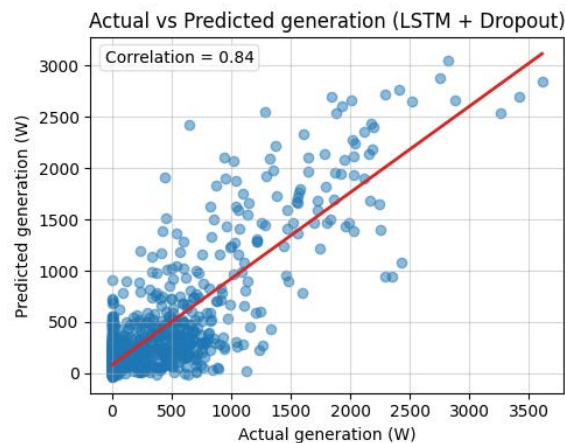


Рисунок 4.24 – Діаграма розсіювання для нейромережевої моделі ДКЧП з випадючими шарами

Графік на рисунку 4.25 демонструє точність нейромережевої моделі ДКЧП з випадючими шарами для прогнозування значень генерації електроенергії на одну добу, показуючи відхилення від фактичних значень.

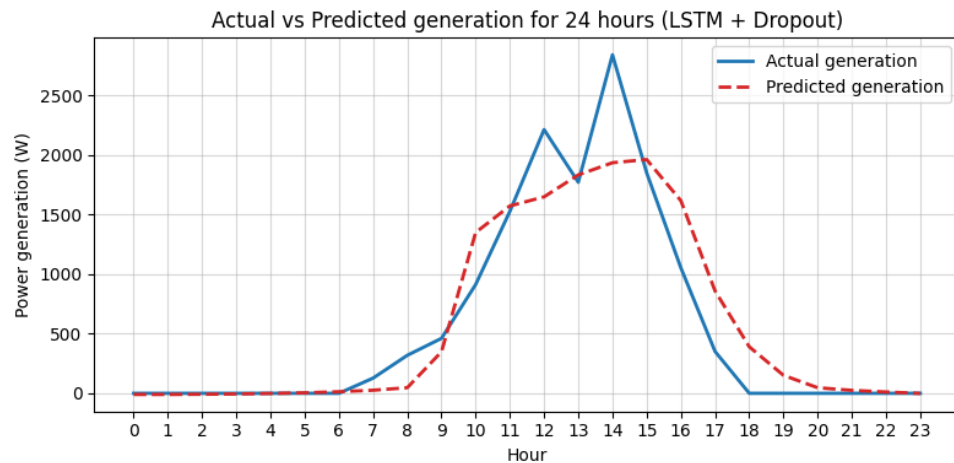


Рисунок 4.25 – Порівняння спрогнозованої та реальної генерації електроенергії для нейромережевої моделі ДКЧП з випадючими шарами

Нейромережеві моделі ДКЧП та ВРВ та навчалися протягом 100 епох з використанням оптимізатора «Adam» та коефіцієнтом навчання 0,001. Розмір батчу було встановлено 24 для ефективного оновлення параметрів моделі.

4.4 Висновки до розділу

Порівняння результатів навчання та тестування реалізованих моделей прогнозування наведено у таблиці 4.2, яка включає такі показники, як середня абсолютна помилка (MAE), середня абсолютна процентна помилка (MAPE), корінь з середньоквадратичної помилки (RMSE), середньоквадратична помилка (MSE) та коефіцієнт детермінації (R^2) як для навчальних, так і для тестових наборів даних, що використовуються при прогнозуванні генерації електроенергії. Перевірка помилок у навчальному наборі даних ілюструє адаптивність моделі, в той час, як помилки в тестовому наборі даних демонструють здатність моделі узагальнювати нові дані. Такий аналіз дає інформацію про придатність моделі та її потенціал у реальних сценаріях.

Таблиця 4.2 – Результати навчання моделей прогнозування

Модель прогнозування	Ефективність на основі навчального набору даних					Ефективність на основі тестового набору даних					Час навчання (с)
	MAE	MAPE	RMSE	MSE	R ²	MAE	MAPE	RMSE	MSE	R ²	
Випадковий ліс	156.75	46.81	227.05	51552.56	0.85	224.94	68.01	357.19	127582.54	0.62	3.76
Градiєнтний бустинг	188.89	56.41	268.32	71997.32	0.78	230.85	69.79	358.13	128258.29	0.62	1.62
k-NN	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	227.53	68.79	353.00	124607.38	0.63	0.01
Екстра-дерева	154.97	46.28	222.76	49621.88	0.85	228.78	69.17	350.25	122675.27	0.63	2.07
ВРВ	133.47	40.32	195.90	38378.53	0.88	197.83	57.83	323.05	104361.24	0.71	533.29
ВРВ з випадуючими шарами	179.29	53.14	256.63	65858.90	0.81	210.97	65.39	308.07	94906.90	0.66	563.32
ДКЧП	139.10	41.18	208.85	43619.40	0.87	178.56	56.71	287.67	82756.29	0.74	626.90
ДКЧП з випадуючими шарами	157.56	46.70	233.32	54439.29	0.84	202.19	62.67	304.53	92739.01	0.67	777.33

Згідно з отриманими результатами, можна простежити, що модель ДКЧП демонструє широкі можливості, надаючи найкращі результати серед інших моделей. Таким чином, найважливішою метрикою виступає корінь з середньоквадратичної помилки (RMSE), значення якого становить 287,67 Вт, а також коефіцієнт детермінації (R^2), який дорівнює 0,74. Однак головним недоліком цієї моделі є її довгий час навчання, що становить 626,90 секунди.

Таким чином, можна простежити підвищення точності прогнозування у моделі ДКЧП у порівнянні з раніше побудованою моделлю НМПП [66]. Порівнявши результати, можна зробити висновок, що корінь з середньоквадратичної помилки зменшився з 466,15 Вт до 287,67 Вт після впровадження нової моделі, що свідчить про підвищення точності прогнозування на 38,3%.

Отже, для підвищення ефективності роботи комплексного інтелектуального методу контролю енергоспоживання [66] варто використовувати нейромережеву модель ДКЧП, оскільки вона демонструє найбільшу точність під час прогнозування генерації електроенергії у порівнянні з іншими реалізованими моделями.

5 МОДЕРНІЗАЦІЯ ПІДСИСТЕМИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ПІДТРИМКИ КОРИСТУВАЧІВ

5.1 Спрощення процесу тестування та розгортання підсистеми інтелектуальної підтримки

Для того, щоб полегшити тестування та пришвидшити процес розгортання підсистеми інтелектуальної підтримки з реальною СДА, було запропоновано перенести розроблене програмне забезпечення з домашнього серверу платформи СДА на хмарний сервер (рис. 5.1). Це нововведення дозволяє створити централізовану та масштабовану архітектуру, сприяючи ефективному управлінню програмним забезпеченням та пов'язаними ресурсами, а також це дозволить не втручатися в роботу реальної СДА.

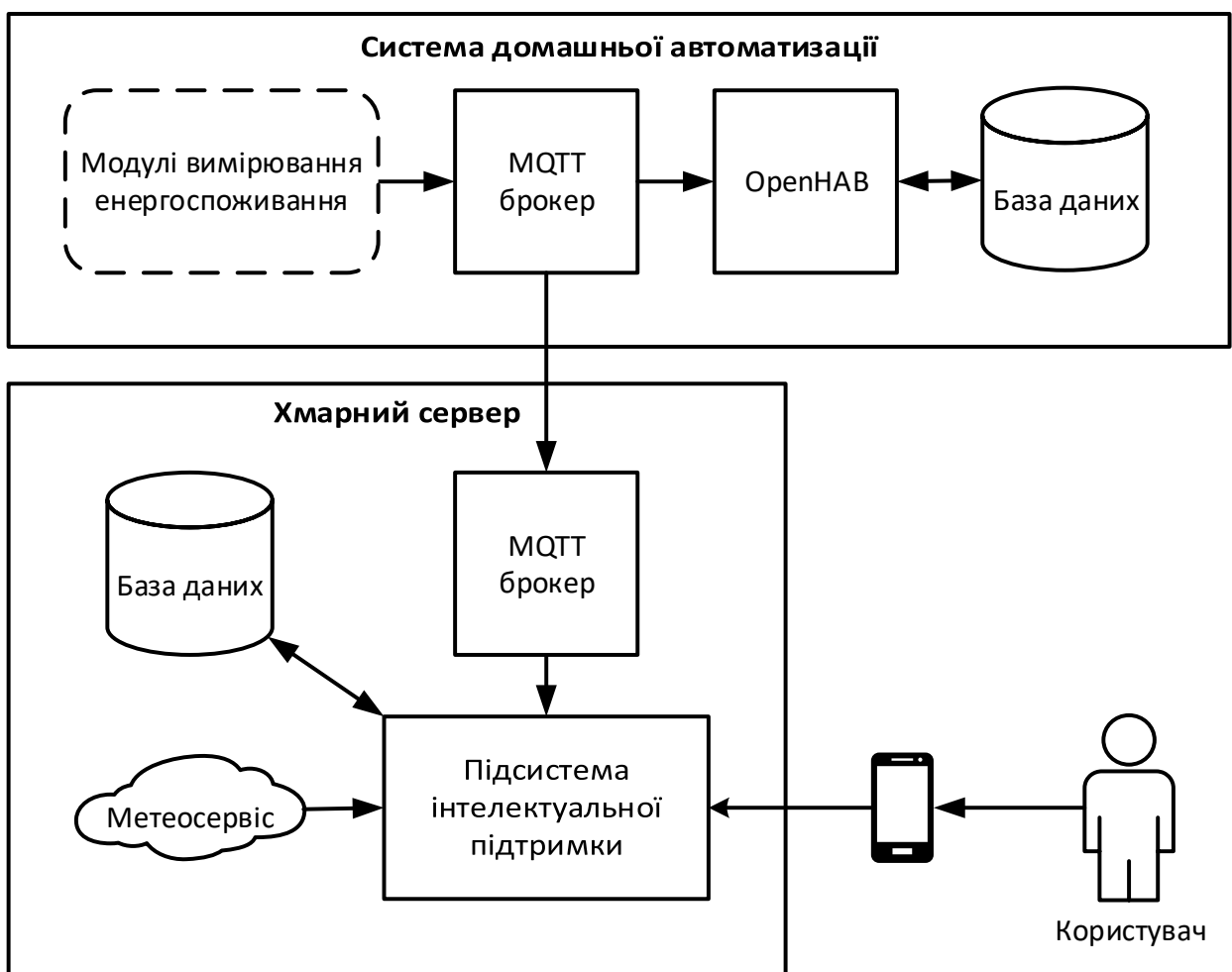


Рисунок 5.1 – Хмарно-інтегрована архітектура для реальної СДА

Для успішної інтеграції СДА з хмарним сервером, необхідно забезпечити надійний зв'язок між ними. З цією метою, необхідно використовувати MQTT брокер, який функціонує в ролі посередника для передачі всіх необхідних даних між системами. Цей протокол забезпечить стабільний та швидкий обмін інформацією, що є критичним для ефективної роботи підсистеми інтелектуальної підтримки та забезпечення надійного зв'язку між всіма компонентами системи.

Для реалізації запропонованої архітектури необхідно встановити та налаштувати MQTT брокер на хмарному сервері, використовуючи інструкцію по налаштуванню з офіційного веб-сайту [85]. Окрім цього, необхідно розгорнути базу даних MongoDB, яка є ключовим елементом для роботи підсистеми інтелектуальної підтримки [86].

Таким чином, нова архітектура підсистеми інтелектуальної підтримки OpenHAB на хмарному сервері надасть наступні переваги:

- спрощене тестування: завдяки програмному забезпеченню, доступному на хмарному сервері, можна проводити кілька сценаріїв тестування одночасно. Це дозволить розробникам перевіряти функціональність програми в різних конфігураціях і середовищах, забезпечуючи надійність всієї підсистеми;
- швидке розгортання: завдяки централізації програмного забезпечення на хмарному сервері, процес оновлення значно прискорюється. Це спростить процес розгортання, скорочуючи час простою та забезпечить стабільну продуктивність для взаємодії з реальною СДА;
- доступ з будь-якої точки світу: завдяки хмарній архітектурі, підсистемою інтелектуальної підтримки можна управляти з будь-якого місця, де є доступ до мережі Інтернет. Це забезпечить зручність та гнучкість в управлінні всією СДА незалежно від місця розташування користувача.

5.2 Реалізація можливості збереження історичних даних щодо використання побутових приладів та фактичної генерації електроенергії

Для удосконалення підсистеми інтелектуальної підтримки користувачів та покращення користувацького досвіду, було запропоновано реалізувати нову функцію, яка відстежує та записує історію використання підключених до СДА побутових приладів та фактичної генерації електроенергії. Це дозволить користувачам не лише аналізувати роботу всіх приладів протягом дня, але й порівнювати спрогнозовану генерацію електроенергії з фактичними даними, сприяючи більш повному розумінню ефективності та результативності системи.

5.2.1 Основні рішення щодо представлення даних

Налагодження зв'язку між реальною СДА та MQTT брокером на хмарному сервері є важливим етапом, який надасть підсистемі інтелектуальної підтримки можливість отримувати всі повідомлення про увімкнені побутові прилади та збирати відповідні дані, використовуючи протокол MQTT.

Для отримання фактичних даних про генерацію електроенергії необхідно забезпечити доступ до відповідних джерел даних, таких як модулі вимірювання енергоспоживання PZEM-004T, що використовуються у досліджуваній СДА [66]. Вони використовуються для збору інформації про генерацію електроенергії в режимі реального часу. Отримання цих даних буде реалізовано через протокол MQTT. Оскільки у досліджуваній СДА відсутні спеціалізовані пристрої для вимірювання виключно генерації електроенергії, а замість цього використовуються лише модулі для вимірювання потужності загального споживання та модулі для вимірювання електроенергії з мережі в разі недостатньої генерації альтернативними

джерелами, обчислення потужності електричного струму P_{Δ} , яку генерують сонячні електростанції та вітрогенератори, здійснюється за формулою (5.1):

$$P_{\Delta} = P_{total} - P_{grid} \quad (5.1)$$

де P_{total} – потужність загального споживання всіх приладів;

P_{grid} – потужність електроенергії, що береться з мережі.

Наступним кроком є реалізація зберігання даних про працюючі електроприлади та фактичну генерацію електроенергії протягом дня. Для цього було модифіковано підсистему інтелектуальної підтримки [66] та реалізовано функціонал для зберігання даних про використання всіх приладів, включаючи дату та час, назву електроприладу, кількість споживаної електроенергії, а також фактичну та спрогнозовану генерацію електроенергії. Всі дані зберігаються у базі даних в структурованому форматі (рис. 5.2), що встановлена на хмарному сервері.

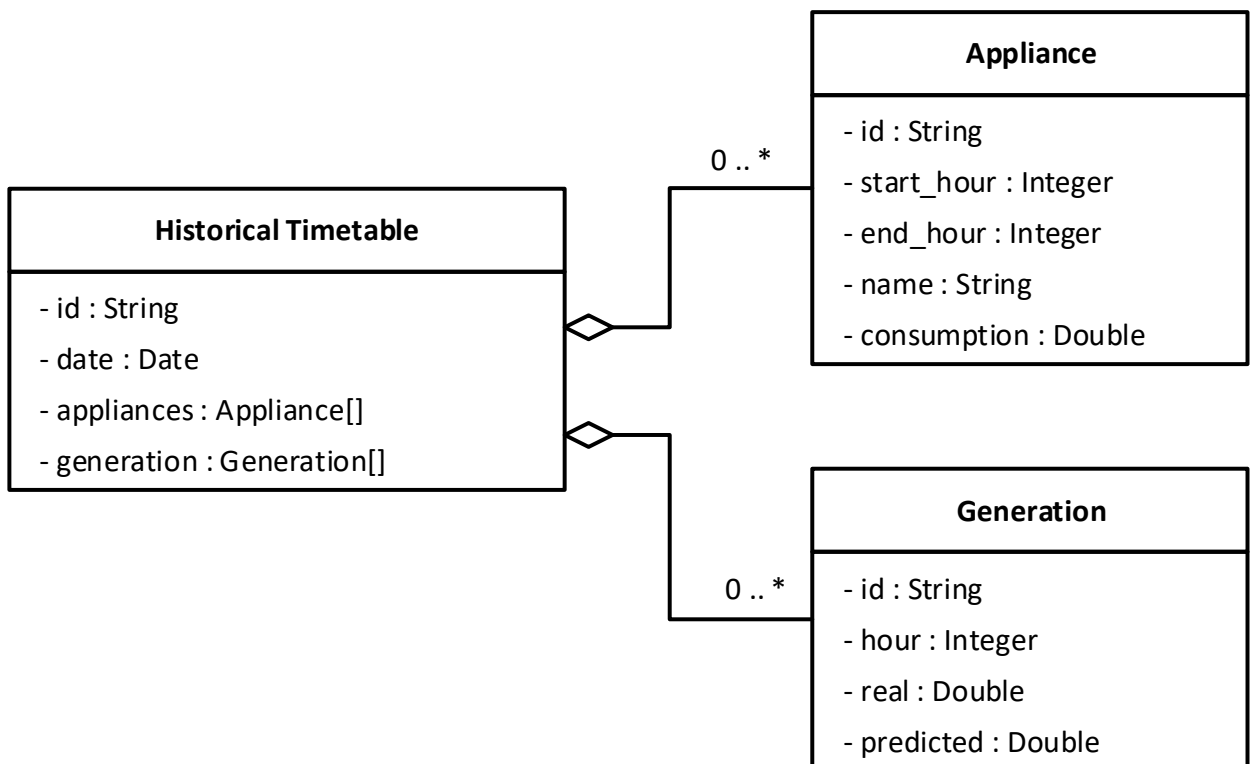


Рисунок 5.2 – Структура даних для збереження історії користування електроприладами та генерації електроенергії

5.2.2 Вибір інструментарію розробки

Для успішної реалізації підключення до протоколу MQTT у підсистемі інтелектуальної підтримки, що розроблена на мові програмування Java, було обрано бібліотеку «Eclipse Paho MQTT Client». Ця бібліотека поширюється за ліцензією Eclipse Public License Version 1.0, що надає можливість використовувати цю бібліотеку у будь-яких проєктах [87]. Використання даної бібліотеки спрощує реалізацію взаємодії з MQTT брокером, забезпечуючи стабільність та надійність з'єднання між підсистемою та іншими пристроями, що використовують цей протокол для обміну даними. Таким чином, вибір бібліотеки «Eclipse Paho MQTT Client» відповідає вимогам ліцензійної політики та гарантує ефективну реалізацію зв'язку між компонентами СДА.

5.2.3 Особливості реалізації графічного інтерфейсу

На завершальному етапі модифікації підсистеми інтелектуальної підтримки було впроваджено функціонал візуалізації історичних даних через інтуїтивно зрозумілий інтерфейс. Цей механізм дозволяє користувачам моніторити історію використання побутових приладів та аналізувати графіки для кращого розуміння споживання електроенергії. Таким чином, до підсистеми інтелектуальної підтримки було доданий новий розділ в головному меню, що має назву «Переглянути історичні дані» (рис. 5.3). Після відкриття цього розділу користувач може обрати потрібний йому день за допомогою календаря (рис. 5.4).

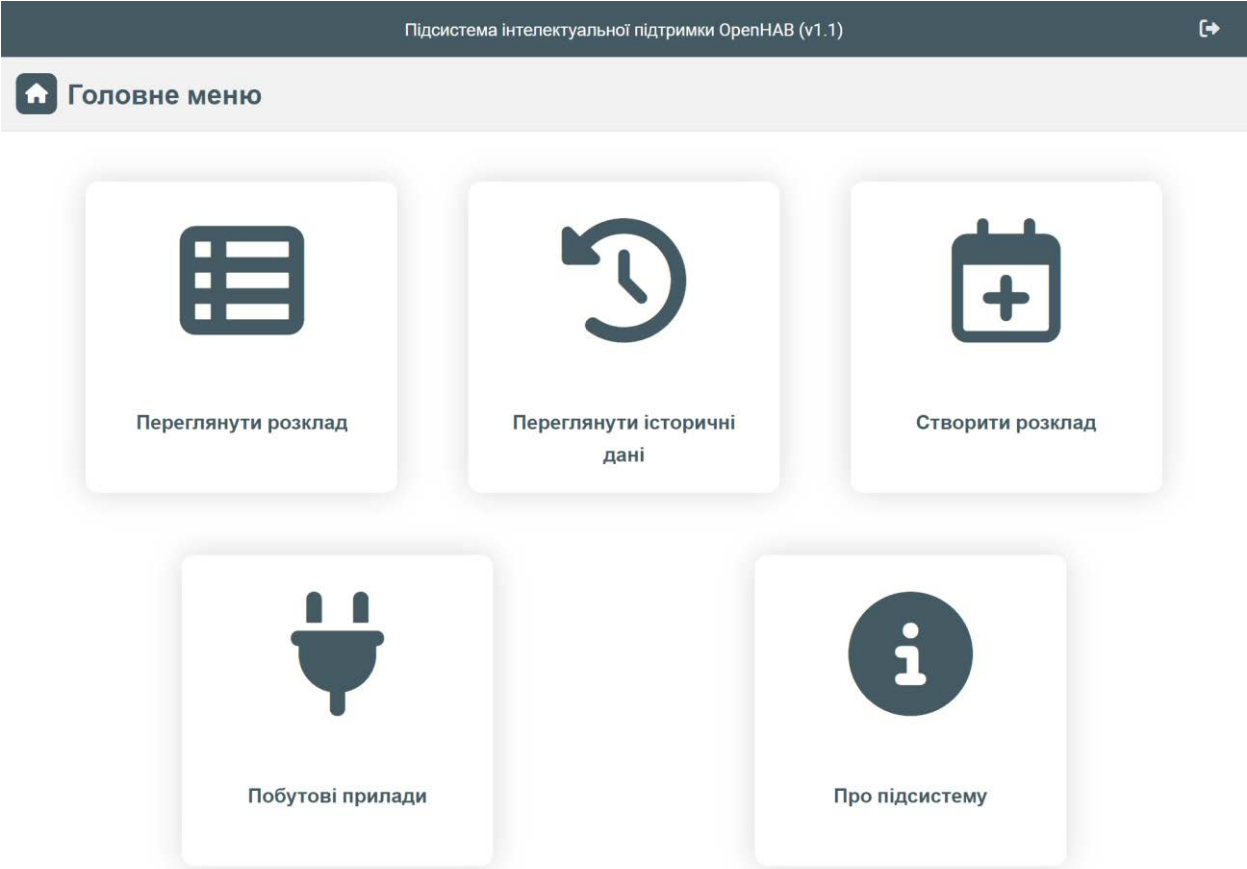


Рисунок 5.3 – Модифікований інтерфейс головного меню підсистеми

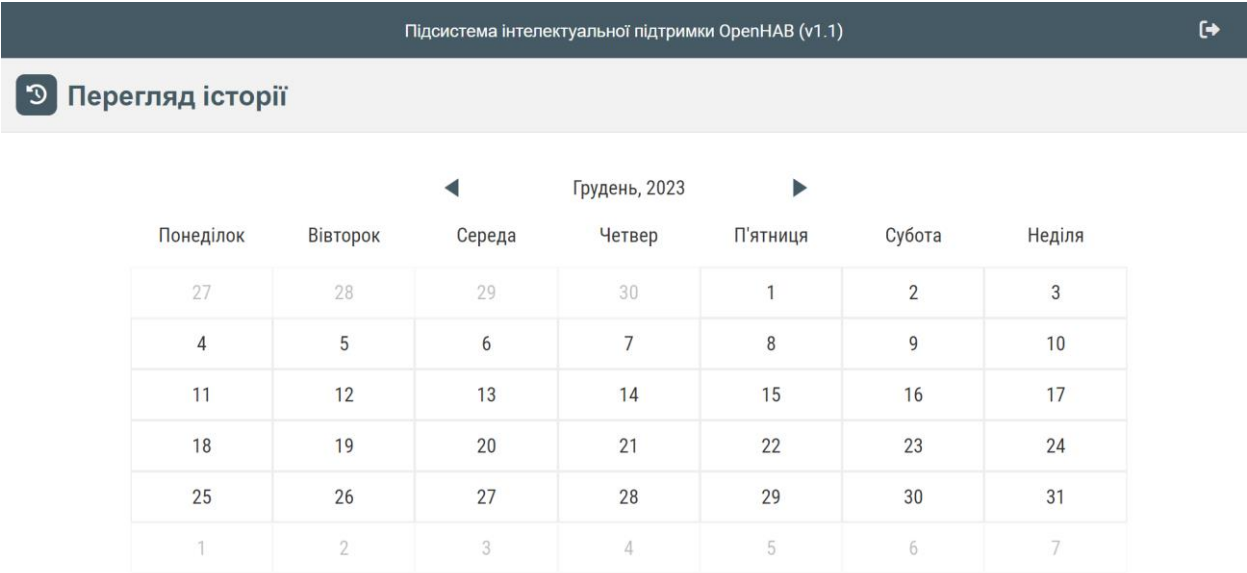


Рисунок 5.4 – Інтерфейс вибору доби для перегляду історичних даних

Натиснувши на необхідну дату, користувач отримує доступ до календаря з історичними даними щодо використання побутових приладів протягом доби. Також в інтерфейсі додано перемикач, що дозволяє переключатися між фактичною та спрогнозованою генерацією електроенергії (рис. 5.5). Ця нова функція не лише надає користувачеві можливість аналізувати використання електроенергії протягом певного періоду, але також дозволяє виявляти закономірності та зменшити своє власне споживання електроенергії. Враховуючи інформацію для спрогнозованої генерації електроенергії, користувач може приймати обґрунтовані рішення щодо розкладу роботи приладів у майбутньому.

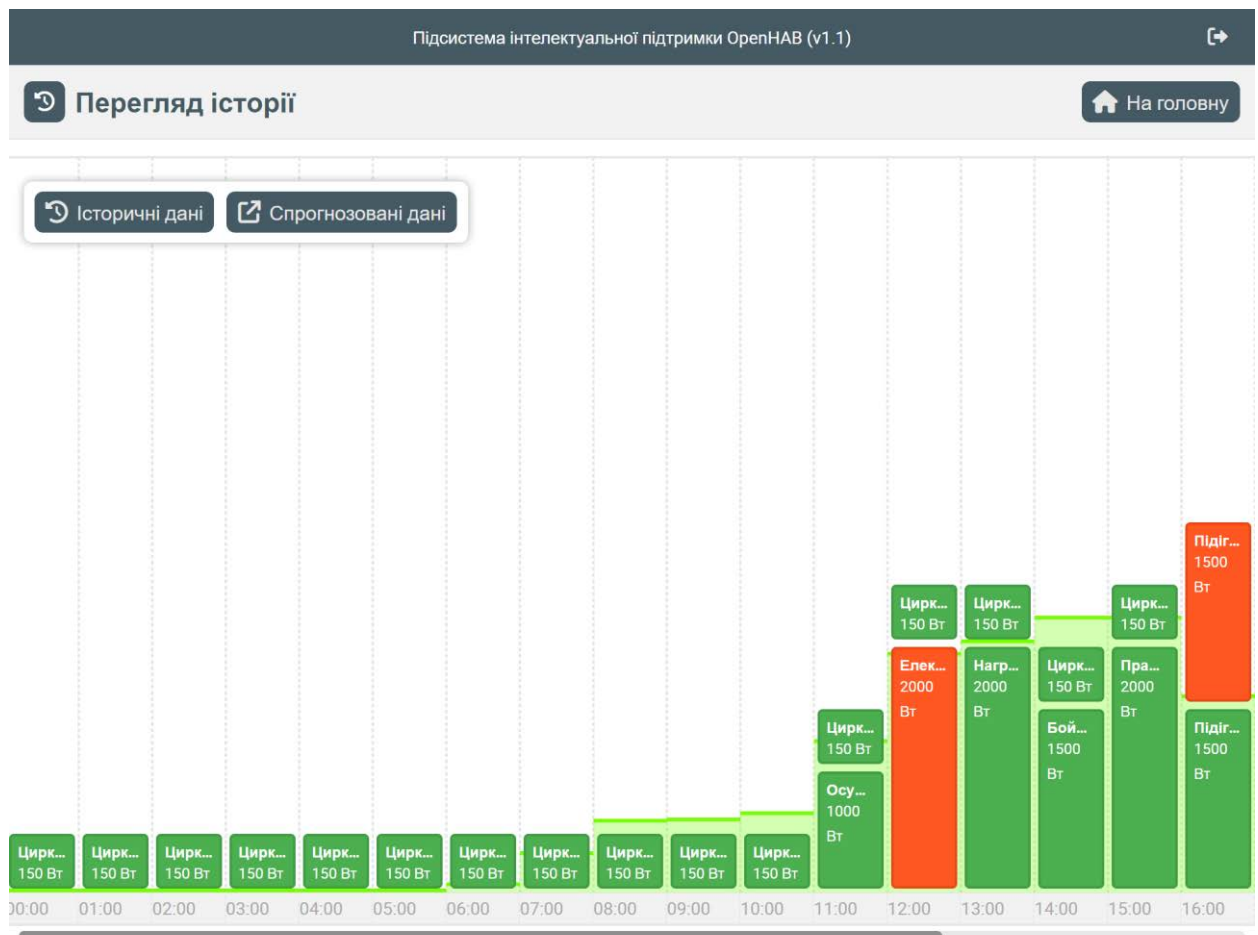


Рисунок 5.5 – Інтерфейс перегляду використання побутових приладів та генерації електроенергії для обраної дати

5.3 Висновки до розділу

У результаті проведеного аналізу впровадження програмного забезпечення для прогнозування генерації та оптимізації використання електроприладів у реальній СДА було виявлено значущі переваги та можливості для подальшого вдосконалення. Під час тестування програмного забезпечення та, враховуючи вимоги користувачів, було розроблено пропозиції щодо вдосконалення підсистеми інтелектуальної підтримки.

Запропоновані вдосконалення мають на меті поліпшити процеси тестування та розгортання програмного забезпечення. Особливу увагу було приділено введенню нової функції, яка передбачає збереження історії використання побутових приладів та повної історії генерації електроенергії. Це надає користувачам можливість візуального порівняння фактичних та запланованих дій.

Також для удосконалення програмного забезпечення було реалізовано перенесення його на хмарний сервер з використанням MQTT брокера, що виправдало своєю ефективністю та спростило тестування, а також розгортання підсистеми інтелектуальної підтримки. Важливим аспектом є також додана функція запису історії використання приладів та генерації електроенергії, що дозволяє користувачам ефективно відстежувати та зменшити своє споживання електроенергії. Ці вдосконалення сприяють більш ефективному та стійкому управлінню електроенергією, зменшуючи залежність від зовнішніх джерел електропостачання.

ВИСНОВКИ

У даній роботі було проаналізовано предметну область та досліджено інтелектуальні системи управління енергоспоживанням, а також методи та моделі прогнозування генерації та споживання електроенергії.

В ході проведених досліджень був розроблений та запропонований комплексний підхід для удосконалення СДА, який об'єднує переваги систем прямого та непрямого керування, використовуючи інтелектуальні методи та моделі контролю енергоспоживання. Такий підхід спрямований на оптимізацію використання електроприладів, врахування поведінки мешканців та підвищення енергоефективності.

Було проведено аналіз можливостей розробки користувацьких сценаріїв автоматизації на платформі OpenHAB для реалізації прямого керування СДА. Було створено методику розробки користувацьких сценаріїв автоматизації, а також порівняно використання вбудованої мови програмування Rules DSL та інструменту візуального програмування Node-RED, що дало визначити їх сильні та слабкі сторони. Такий підхід надає користувачам можливість створення різноманітних сценаріїв автоматизації, сприяючи більшій гнучкості та інтуїтивності управління системою.

Проведені комп'ютерні експерименти дозволили розробити та обрати більш кращу модель для прогнозування генерації електроенергії для покращення запропонованого комплексного інтелектуального методу. В результаті чого, точність прогнозування нової ДКЧП моделі зросла на 38,3% у порівнянні з раніше побудованою моделлю НМПП [66]. Для навчання моделей прогнозування було використано набір історичних даних споживання електроенергії, які було накопичено реальною СДА.

Процес дослідження підсистеми інтелектуальної підтримки, яку було впроваджено в реальну СДА, дозволило виявити деякі важливі аспекти, які вимагали певних покращень. З цією метою, була реалізована нова функція, яка передбачає збереження історії використання побутових приладів та

повної історії генерації електроенергії. Це дозволяє користувачам ефективніше відстежувати та зменшувати своє споживання електроенергії. Крім того, було запропоновано хмарно-інтегровану архітектуру та впроваджено перенесення підсистеми на хмарний сервер з використанням MQTT брокера, що сприяло збільшенню ефективності та спростило процеси тестування та розгортання підсистеми. Зазначені модифікації внесли значний внесок у роботу комплексного інтелектуального методу контролю енергоспоживання, роблячи його більш ефективним та відповідним до потреб користувачів.

Наукова новизна роботи полягає в удосконаленні комплексного інтелектуального методу, що базується на сценаріях автоматизації та моделі прогнозування генерації електроенергії та надає переваги прямого та непрямого управління енергоспоживанням.

Використання інтелектуальних методів та моделей контролю енергоспоживання сприяє більш ефективному управлінню споживанням електроенергії, роблячи систему не лише стійкою та ефективною, але й адаптивною до унікальних умов та потреб користувачів. Такий підхід відкриває нові перспективи для створення енергоефективних та зручних середовищ у сфері домашньої автоматизації.

Практичне значення даної роботи полягає в тому, що впровадження модифікованої підсистеми інтелектуальної підтримки користувачів на основі удосконаленого комплексного інтелектуального методу, сприяє підвищенню загальної енергоефективності СДА, більш ефективному управлінню електроенергією та зменшенню енергоспоживання від зовнішніх джерел електропостачання.

Такий підхід відображає сучасні тенденції в галузі розумного житла та підкреслює практичний внесок розробленої системи в підвищення стійкості та ефективності домашнього середовища.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Турків, Д. Нічний тариф в Україні: як заощадити на електроенергії [Електронний ресурс] / Д. Турків. – Режим доступу: <https://lviv.media/energetika/75672-nichnij-tarif-v-ukrayini-yak-zaoshaditi-na-elektroenergiyi/>.
2. Ritchie, H. Renewable Energy [Electronic resource] / H. Ritchie, M. Roser, P. Rosado. – Access mode: <https://ourworldindata.org/renewable-energy/>.
3. Мельник, С. Регулятор змінив правила оплати електроенергії власникам домашніх СЕС на час війни [Електронний ресурс] / С. Мельник. – Режим доступу: <https://www.epravda.com.ua/news/2022/04/26/686280/>.
4. Intelligent management systems for energy efficiency in buildings: A survey [Text] / [A. De Paola, M. Ortolani, G. Lo Re et al.] // ACM Computing Surveys (CSUR). – 2014. – Vol. 47, Issue 1. – P. 1-38.
5. A survey on home energy management [Text] / [J. Leitao, P. Gil, B. Ribeiro et al.] // IEEE Access. – 2020. – Vol. 8. – P. 5699-5722.
6. A survey on internet of things: Architecture, enabling technologies, security and privacy, and applications [Text] / [J. Lin, W. Yu, N. Zhang et al.] // IEEE internet of things journal. – 2017. – Vol. 4, Issue 5. – P. 1125-1142.
7. Intelligent systems for building energy and occupant comfort optimization: A state of the art review and recommendations [Text] / [A. Boodi, K. Beddiar, M. Benamour et al.] // Energies. – 2018. – Vol. 11, Issue 10. – P. 1-26.
8. Cook, D. J. Ambient intelligence: Technologies, applications, and opportunities [Text] / D. J. Cook, J. C. Augusto, V. R. Jakkula // Pervasive and Mobile Computing. – 2009. – Vol. 5, Issue 4. – P. 277-298.
9. Dunne, R. A survey of ambient intelligence [Text] / R. Dunne, T. Morris, S. Harper // ACM Computing Surveys (CSUR). – 2021. – Vol. 54, Issue 4. – P. 1-27.
10. Review on home energy management system considering demand responses, smart technologies, and intelligent controllers [Text] / [H. Shareef, M.

S. Ahmed, A. Mohamed et al.] // IEEE Access. – 2018. – Vol. 6. – P. 24498-24509.

11. Energy management in smart buildings and homes: Current approaches, a hypothetical solution, and open issues and challenges [Text] / [U. Mir, U. Abbasi, T. Mir et al.] // IEEE Access. – 2021. – Vol. 9. – P. 94132-94148.

12. Beaudin, M. Home energy management systems: A review of modelling and complexity [Text] / M. Beaudin, H. Zareipour // Renewable and sustainable energy reviews. – 2015. – Vol. 45. – P. 318-335.

13. Intelligent energy management: Evolving developments, current challenges, and research directions for sustainable future [Text] / [M. Ali, K. Prakash, M. A. Hossain et al.] // Journal of Cleaner Production – 2021. – Vol. 314. – P. 1-23.

14. Multi-agent systems applications in energy optimization problems: A state-of-the-art review [Text] / [A. González-Briones, F. De La Prieta, M. S. Mohamad et al.] // Energies. – 2018. – Vol. 11, Issue 8. – P. 1-28.

15. Asare-Bediako, B. Multi-agent system architecture for smart home energy management and optimization [Text] / B. Asare-Bediako, W. L. Kling, P. F. Ribeiro // Innovative Smart Grid Technologies Europe: IEEE 4th International Conference, Lyngby, 06-09 October 2013 : proceedings. – Lyngby: IEEE, 2013. – P. 1-5.

16. A literature review and classification of recommender systems research [Text] / [D. H. Park, H. K. Kim, I. Y. Choi et al.] // Expert systems with applications. – 2012. – Vol. 39. Issue 11. – P. 10059-10072.

17. A survey of recommender systems for energy efficiency in buildings: Principles, challenges and prospects [Text] / [Y. Himeur, A. Alsalemi, A. Al-Kababji] // Information Fusion. – 2021. – Vol. 72. – P. 1-21.

18. Understanding home energy saving recommendations. International conference on persuasive technology [Text] / [M. Law, M. Thirani, S. Rollins et al.] // Persuasive Technology : 13th International Conference, Waterloo, 18-19 April 2018 : proceedings. – Waterloo: Springer, 2018. – P. 297-309.

19. Cattaneo, C. Internal and external barriers to energy efficiency: which role for policy interventions? [Text] / C. Cattaneo // *Energy efficiency*. – 2019. – Vol. 12, Issue 5. – P. 1293-1311.
20. McIlvennie, C. Of impacts, agents, and functions: An interdisciplinary meta-review of smart home energy management systems research [Text] / C. McIlvennie, A. Sanguinetti, M. Pritoni // *Energy Research & Social Science*. – 2020. – Vol. 68. – P. 1-40.
21. Development of building energy saving advisory: A data mining approach [Text] / [M. Ashouri, F. Haghighat, B. C. Fung et al.] // *Energy and Buildings*. – 2020. – Vol. 172. – P. 139-151.
22. van den Brom, P. Performance gaps in energy consumption: household groups and building characteristics [Text] / [P. van den Brom, A. Meijer, H. Visscher] // *Building Research & Information*. – 2018. – Vol. 46, Issue 1. – P. 54-70.
23. Bourgeois, D. Detailed occupancy prediction, occupancy-sensing control and advanced behavioural modelling within whole-building energy simulation : thesis ... doctor of philosophy / Denis Bourgeois. – Quebec: Université Laval, 2005. – 150 p.
24. Corucci, F. A WSN-based testbed for energy efficiency in buildings [Text] / F. Corucci, G. Anastasi, F. Marcelloni // *Computers and Communications : The Sixteenth IEEE Symposium, Kerkyra, 28 June – 1 July 2011 : proceedings*. – Kerkyra, IEEE, 2011. – P. 990–993.
25. The effectiveness of feedback on energy consumption : technical report : 486 / S. Darby / University of Oxford. – Oxford, 2006. – 24 p.
26. Sandberg, E. Electronic Home Equipment-Leaking Electricity [Text] / E. Sandberg // *Energy Efficient Economy : 1993 ECEEE Summer Study, Denmark, 1-5 June 1993 : proceedings*. – Denmark: ECEEE, 1993. – P. 373-375.
27. Gram-Hanssen, K. Standby consumption in households analyzed with a practice theory approach [Text] / K. Gram-Hanssen // *Journal of Industrial Ecology*. – 2010. – Vol. 14, Issue 1. – P. 150-165.

28. Changing routinized household energy consumption using the example of washing, cooking, and standby: A randomized controlled field experiment of home energy advice [Text] / [A. K. Hess, I. Schubert, R. Samuel et al.] // Cleaner and Responsible Consumption. – 2022. – Vol. 4. – P. 100052.

29. Efficient energy scheduling considering cost reduction and energy saving in hybrid energy system with energy storage [Text] / [A. Bouakkaz, A. J. G. Mena, S. Haddad et al.] // Journal of Energy Storage. – 2021. – Vol. 33. – P. 101887.

30. Eller, L. Adaptive control for building energy management using reinforcement learning [Text] / L. Eller, L.C. Siafara, T. Sauter // Industrial Technology (ICIT) : 2018 IEEE International Conference, Lyon, 20-22 February 2018 : proceedings. – Lyon: IEEE, 2018. – P. 1562-1567.

31. Real-time personalised energy saving [Text] / [C. Sardianos, C. Chronis, I. Varlamis et al.] // Green Computing and Communications : 2020 International Conference, Rhodes, 02-06 November 2020 : proceedings. – Rhodes: IEEE, 2020. – P. 366-371.

32. A decentralized cluster formation containment framework for multirobot systems [Text] / [J. Hu, P. Bhowmick, I. Jang et al.] // IEEE Transactions on Robotics. – 2021. – Vol. 37, Issue 6. – P. 1936-1955.

33. Wooldridge, M. An introduction to multiagent systems [Text] / M. Wooldridge. – Hoboken : John Wiley & Sons, 2009. – 488 p.

34. Boosting domestic energy efficiency through accurate consumption data collection [Text] / [A. Alsalemi M. Ramadan F. Bensaali et al.] // Ubiquitous Intelligence & Computing : 2019 IEEE Conference, Leicester, 19-23 August 2019 : proceedings. – Leicester: IEEE, 2019. – P. 1468-1472.

35. Eridani, D. Analysis of Custom IoT Based Electricity Monitoring System [Text] / D. Eridani, E. Widiyanto, A. Yulianto // Materials science and engineering. – 2021. – Vol. 1071, Issue 1. – P. 1-6.

36. Oberloier, S. Open source low-cost power monitoring system [Text] / S. Oberloier, J. M. Pearce // HardwareX. – 2018. – Vol. 4. – P. 1-21.

37. Smart Plug Prototype for Monitoring Electrical Appliances in Home Energy Management System [Text] / [M.S. Ahmed, A. Mohamed, R. Z. Homod et al.] // Research and Development (SCORED) : 2015 IEEE Student Conference, Kuala Lumpur, 13-14 December 2015 : proceedings. – Kuala Lumpur: IEEE, 2015. – P. 32-36.
38. Design of an economical and reliable net-metering device for residential consumption measurement using IoT [Text] / [H. Jamal, M. N. Arshad, Y. Butt et al.] // Society of Instrument and Control Engineers of Japan (SICE) : 59th Annual Conference, Chiang Mai, 23-26 September 2020 : proceedings. – Chiang Mai: IEEE, 2020. – P. 1747-1752.
39. Mataloto, B. LoBEMS – IoT for building and energy management systems [Text] / B. Mataloto, J. C. Ferreira, N. Cruz // Electronics. – 2019. – Vol. 8, Issue 7. – P. 763.
40. An IoT based home automation using android application [Text] / [P. S. N. Reddy, K. T. K. Reddy, P. A. K. Reddy et al.] // Signal Processing, Communication, Power and Embedded System (SCOPES) : 2016 International Conference, Paralakhemundi, 03-05 October 2016 : proceedings. – Paralakhemundi: IEEE, 2016. – P. 285-290.
41. A deep-reinforcement-learning-based recommender system for occupant-driven energy optimization in commercial buildings [Text] / [P. Wei, S. Xia, R. Chen et al.] // IEEE Internet of Things Journal. – 2020. – Vol. 7, Issue 7. – P. 6402-6413.
42. Gomes, L. EnAPlug – An Environmental Awareness Plug to Test Energy Management Solutions for Households [Text] / L. Gomes, F. Sousa, Z. Vale // Artificial Intelligence : 18th EPIA Conference, Porto, 5-8 September 2017 : proceedings. – Porto, Springer, 2017. – P. 253-259.
43. Gomes, L. An Agent-Based IoT System for Intelligent Energy Monitoring in Buildings [Text] / L. Gomes, F. Sousa, Z. Vale // Vehicular Technology : 87th IEEE International Conference, Porto, 03-06 June 2018 : proceedings. – Porto: IEEE, 2018. – P. 1-5.

44. A sensor-enabled rule engine for changing energy-wasting behaviours in public buildings [Text] / T. G. Papaioannou, K. Vasilakis, N. Dimitriou // Energy Conference (ENERGYCON) : 2018 IEEE International Conference, Limassol, 03-07 June 2018 : proceedings. – Limassol: IEEE, 2018. – P. 1-6.

45. Using consumer behavior data to reduce energy consumption in smart homes: Applying machine learning to save energy without lowering comfort of inhabitants [Text] / D. Schweizer, M. Zehnder, H. Wache // Machine Learning and Applications (ICMLA) : 2015 IEEE 14th International Conference, Miami, 09-11 December 2015 : proceedings. – Miami: IEEE, 2015. – P. 1123-1129.

46. Deep learning model for home automation and energy reduction in a smart home environment platform [Text] / [D. Popa, F. Pop, C. Serbanescu et al.] // Neural Computing and Applications. – 2019. – Vol. 31, Issue 5. – P. 1317-1337.

47. Cristani, M. Energy saving by ambient intelligence techniques [Text] / M. Cristani, E. Karafili, C. Tomazzoli // Network-Based Information Systems : 17th International Conference, Salerno, 10-12 September 2014 : proceedings. – Salerno: IEEE, 2014. – P. 157-164.

48. An applied energy management approach in intelligent environments based on a hybrid agent architecture [Text] / [T. G. Stavropoulos, E. Kontopoulos, D. Sfounis et al.] // AI Problems and Approaches for Intelligent Environments (AI4IE) : 3rd International Workshop, Prague, 18 August 2014 : proceedings. – Prague: Springer, 2014. – P. 1-6.

49. Optimal home energy management system with demand charge tariff and appliance operational dependencies [Text] / [F. Luo, W. Kong, G. Ranzi et al.] // IEEE Transactions on Smart Grid. – 2019. – Vol. 11, Issue 1. – P. 4-14.

50. A Framework to Improve Energy Efficient Behaviour at Home through Activity and Context Monitoring [Text] / [Ó. García Pérez, J. Prieto Tejedor, R. S. Alonso Rincón et al.] // Sensors. – 2017. – Vol. 17, Issue 8. – P. 1749.

51. Knowledge and transaction based domestic energy saving support system [Text] / [H. Shigeyoshi, S. Inoue, K. Tamano et al.] // Knowledge-Based

and Intelligent Information and Engineering Systems : 15th International Conference, Kaiserslautern, 12-14 September 2011 : proceedings. – Kaiserslautern: Springer, 2011. – P. 242-251.

52. IoT-enabled gamification for energy conservation in public buildings [Text] / [T. G. Papaioannou, D. Kotsopoulos, C. Bardaki et al.] // Internet of Things : 2017 Global Summit, Geneva, 06-09 June 2017 : proceedings. – Geneva: IEEE, 2017. – P. 1-6.

53. Cuffaro, G. A resource-based rule engine for energy savings recommendations in educational buildings [Text] / G. Cuffaro, F. Paganelli, G. Mylonas // Internet of Things : 2017 Global Summit, Geneva, 06-09 June 2017 : proceedings. – Geneva: IEEE, 2017. – P. 1-6.

54. Energy management system for residential buildings based on fuzzy logic: design and implementation in smart-meter [Text] / [A. Chojecki, M. Rodak, A. Ambroziak et al.] // IET Smart Grid. – 2020. – Vol. 3, Issue 2. – P. 254-266.

55. Meurer, R. S. Ambient intelligence for the internet of things through context-awareness [Text] / R. S. Meurer, A. A. Fröhlich, J. F. Hübner // Rapid System Prototyping (RSP) : 2018 International Symposium, Turin, 04-05 October 2018 : proceedings. – Turin: IEEE, 2018. – P. 83-89.

56. Reducing energy waste in households through real-time recommendations [Text] / [J. Dahihande, A. Jaiswal, A. A. Pagar et al.] // Recommender Systems : 14th ACM Conference, Online, 22-26 September 2020 : proceedings. New York: Association for Computing Machinery, 2020. – P. 545-550.

57. Evaluating state-of-the-art classifiers for human activity recognition using smartphones [Text] / A. Lentzas, A. Agapitos, D. Vrakas // Technologies for Active and Assisted Living (TechAAL 2019) : 3rd IET International Conference, London, 25-25 March 2019 : proceedings. – London: IET, 2019. – P. 1-6.

58. Nalmpantis, C. Machine learning approaches for nonintrusive load monitoring: from qualitative to quantitative comparison [Text] / C. Nalmpantis, D. Vrakas // Artificial Intelligence Review. – 2019. – Vol. 52, Issue 1. – P. 217-

243.

59. Deep reinforcement learning for home energy management system control [Text] / [P. Lissa, C. Deane, M. Schukat et al.] // Energy and AI. – 2021. – Vol. 3. – P. 1-9.

60. Deep reinforcement learning for smart home energy management [Text] / [L. Yu, W. Xie, D. Xie et al.] // IEEE Internet of Things Journal. – 2019. – Vol. 7, Issue 4. – P. 2751-2762.

61. Zacharioudakis, E. Energy efficiency tools for residential users [Text] / E. Zacharioudakis, H. C. Leligou, A. Papadopoulou // MATEC. – 2017. – Vol. 125. – P. 1-6.

62. Energy optimization using a case-based reasoning strategy [Text] / [A. González-Briones, J. Prieto, F. De La Prieta et al.] // Sensors. – 2018. – Vol. 18, Issue 3. – P. 1-27.

63. Rule-based approaches for energy savings in an ambient intelligence environment [Text] / [T. G. Stavropoulos, E. Kontopoulos, N. Bassiliades et al.] // Pervasive and Mobile Computing. – 2015. – Vol. 19. – P. 1-23.

64. Tomazzoli, C. Internet of things and artificial intelligence enable energy efficiency [Text] / C. Tomazzoli, S. Scannapieco, M. Cristani // Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing. – 2023. – Vol. 14, Issue 5. – P. 4933-4954.

65. Eprints: A real-time and scalable system for fair apportionment and tracking of personal energy footprints in commercial buildings [Text] / [P. Wei, X. Chen, J. Vega, et al.] // Systems for Energy-Efficient Built Environments : 4th ACM International Conference, Delft, 8-9 November 2017 : proceedings. – Delft: BuildSys, 2017. – P. 1-10.

66. Research and Software Implementation of Intelligent Method of Energy Consumption Control / [Y. Horichenko, A. Parkhomenko, O. Pozdnyakov et al.] // Computer Modeling and Intelligent Systems: 6th International Workshop, Zaporizhzhia, 3 May 2023: proceedings. – Zaporizhzhia: CEUR, 2023. – P. 106-118.

67. Smart Home Human Activity Simulation Tool for OpenHAB-based Research : Technical Report (final) : 10.1145 / A. Alotaibi, C. Perera / Cardiff University. – Cardiff, 2019. – 10 p.
68. Textual Rules for OpenHAB RED [Electronic resource]. – Access mode: <https://www.openhab.org/docs/configuration/rules-dsl.html>.
69. Everything you need to know about Node-RED [Electronic resource]. – Access mode: <https://www.opensourceforu.com/2017/09/node-red/>.
70. Intelligent scenes using HomeKit, OpenHAB, and node-RED [Electronic resource]. – Access mode: <https://community.openhab.org/t/intelligent-scenes-using-homekit-openhab-and-node-red/99140/>.
71. Hour-Ahead Solar Irradiance Forecasting Using Multivariate Gated Recurrent Units [Text] / [J. Wojtkiewicz, M. Hosseini, R. Gottumukkala et al.] // Energies. – 2019. – Vol. 12, Issue 21. – P. 1-13.
72. Predicting Energy Consumption Using LSTM, Multi-Layer GRU and Drop-GRU Neural Networks [Text] / [S. Mahjoub, L. Chrifi-Alaoui, B. Marhic et al.] // Sensors. – 2022. – Vol. 22, Issue 11. – P. 1-20.
73. Using Gated Recurrent Unit Network to Forecast Short-Term Load Considering Impact of Electricity Price [Text] / [W. Wu, W. Liao, J. Miao et al.] // Energy Procedia. – 2019. – Vol. 158. – P. 3369-3374.
74. Zogaan, W. A. Power Consumption prediction using Random Forest model [Text] / W. A. Zogaan // International Journal of Mechanical Engineering. – 2022. – Vol. 7, Issue 5. – P. 329- 341.
75. A Random Forest Method for Real-Time Price Forecasting in New York Electricity Market [Text] / [J. Mei, D. He, R. Harley et al.] // IEEE PES : 2014 Conference & Exposition, National Harbor, 27-31 July 2014 : proceedings. - National Harbor: IEEE, 2014. – P. 1-5.
76. A Machine Learning-Based Gradient Boosting Regression Approach for Wind Power Production Forecasting: A Step towards Smart Grid Environments [Text] / [U. Singh, M. Rizwan, M. Alaraj et al.] // Energies. – 2021. – Vol. 14, Issue 16. – P. 1-21.

77. Weather Data Documentation page [Electronic resource]. – Access mode: <https://www.visualcrossing.com/resources/documentation/weather-data/weather-data-documentation/>.
78. Mejbah, A. Min-Max Normalization [Electronic resource] / A. Mejbah. – Access mode: <https://www.kaggle.com/code/mejbahahammad/min-max-normalization/>.
79. How to find optimal parameters using GridSearchCV in ML in Python [Electronic resource]. – Access mode: <https://www.projectpro.io/recipes/find-optimal-parameters-using-gridsearchcv/>.
80. Random Forest Classification with Scikit-Learn [Electronic resource]. – Access mode: <https://www.datacamp.com/tutorial/random-forests-classifier-python/>.
81. Gradient Boosting Regression Python Examples [Electronic resource]. – Access mode: <https://vitalflux.com/gradient-boosting-regression-python-examples/>.
82. K-Nearest Neighbors (KNN) Classification with scikit-learn [Electronic resource]. – Access mode: <https://www.datacamp.com/tutorial/k-nearest-neighbor-classification-scikit-learn/>.
83. How to Develop an Extra Trees Ensemble with Python [Electronic resource]. – Access mode: <https://machinelearningmastery.com/extra-trees-ensemble-with-python/>.
84. Intro to Recurrent Neural Networks LSTM | GRU [Electronic resource]. – Access mode: <https://www.kaggle.com/code/thebrownviking20/intro-to-recurrent-neural-networks-lstm-gru/>.
85. Mosquitto man page [Electronic resource]. – Access mode: <https://mosquitto.org/man/mosquitto-8.html/>.
86. Install MongoDB Community Edition [Electronic resource]. – Access mode: <https://www.mongodb.com/docs/manual/administration/install-community/>.
87. Eclipse Paho Java Client [Electronic resource]. – Access mode: <https://eclipse.dev/paho/index.php?page=clients/java/index.php>.

ДОДАТОК А**Текст розробленого сценарію автоматизації**

A.1 Сценарій автоматичного підігріву басейну

```

rule "Auto Heat Pool Script"
when
    Item poolTemperature changed           //подія при зміні температури води
then
    val desiredTemperature = 28.0          //необхідна температура води
    val currentTime = now.toLocalTime()    //поточний час
    val morningTime = LocalTime.of(8, 0)   //час початку роботи підігріву
    val eveningTime = LocalTime.of(18, 0)  //час кінця роботи підігріву

    if (poolTemperature.state instanceof Number) {
        val currentTemperature = (poolTemperature.state
                                   as Number).doubleValue()

        if (currentTemperature < desiredTemperature &&
            (currentTime.isAfter(morningTime) &&
             currentTime.isBefore(eveningTime))) {
            //увімкнути підігрів басейну, використовуючи MQTT протокол
            val mqttCommand = 'mosquitto_pub -t pool/heater -m 1'
            executeCommandLine(mqttCommand)

            //відправити повідомлення
            logInfo("Auto Heat Pool Script", "Підігрів басейну увімкнено.")
        } else {
            //вимкнути підігрів басейну, використовуючи MQTT протокол
            val mqttCommand = 'mosquitto_pub -t pool/heater -m 0'
            executeCommandLine(mqttCommand)

            //відправити повідомлення
            logInfo("Auto Heat Pool Script", "Підігрів басейну вимкнено.")
        }
    }
}
end

```

ДОДАТОК Б**Архітектура розроблених нейромережових моделей**

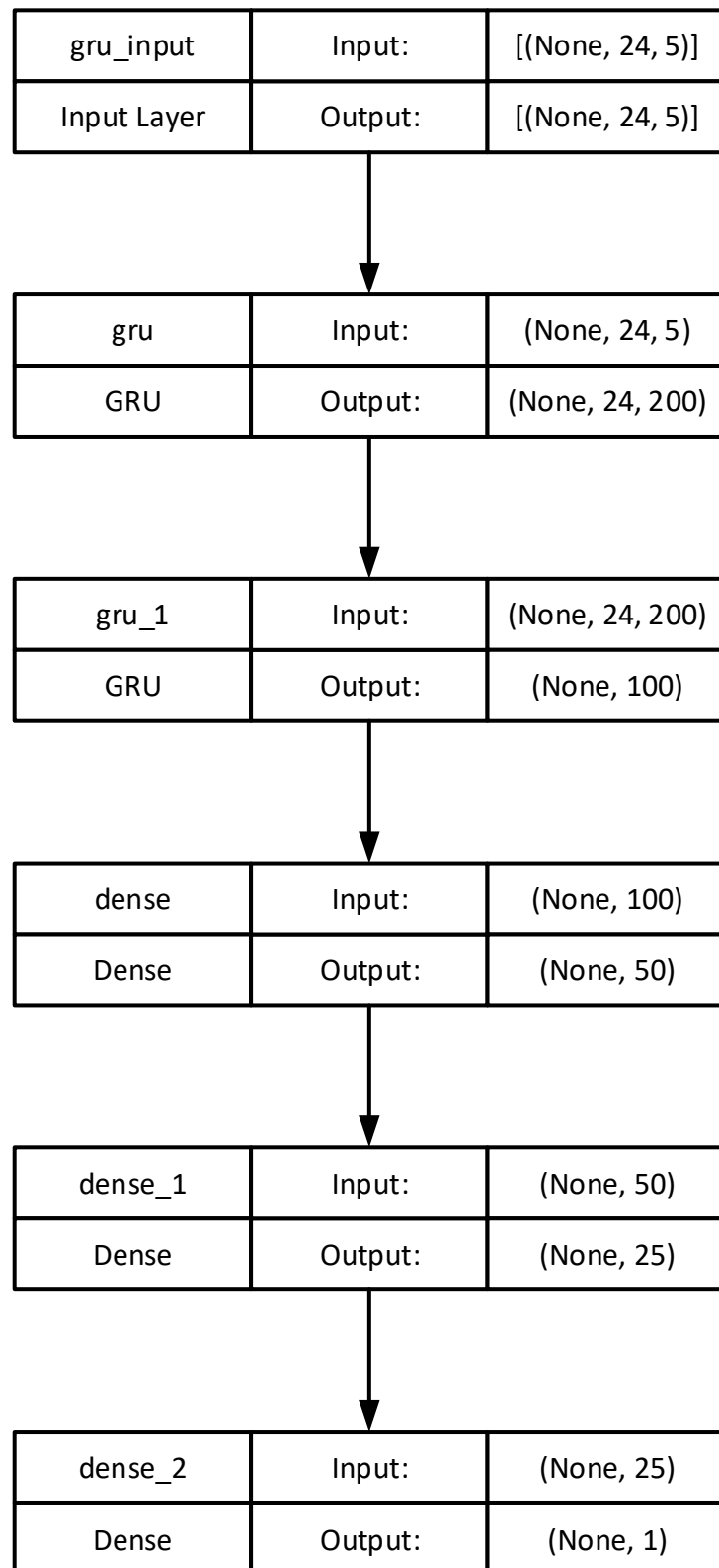


Рисунок Б.1 – Архітектура розробленої ВРВ моделі прогнозування

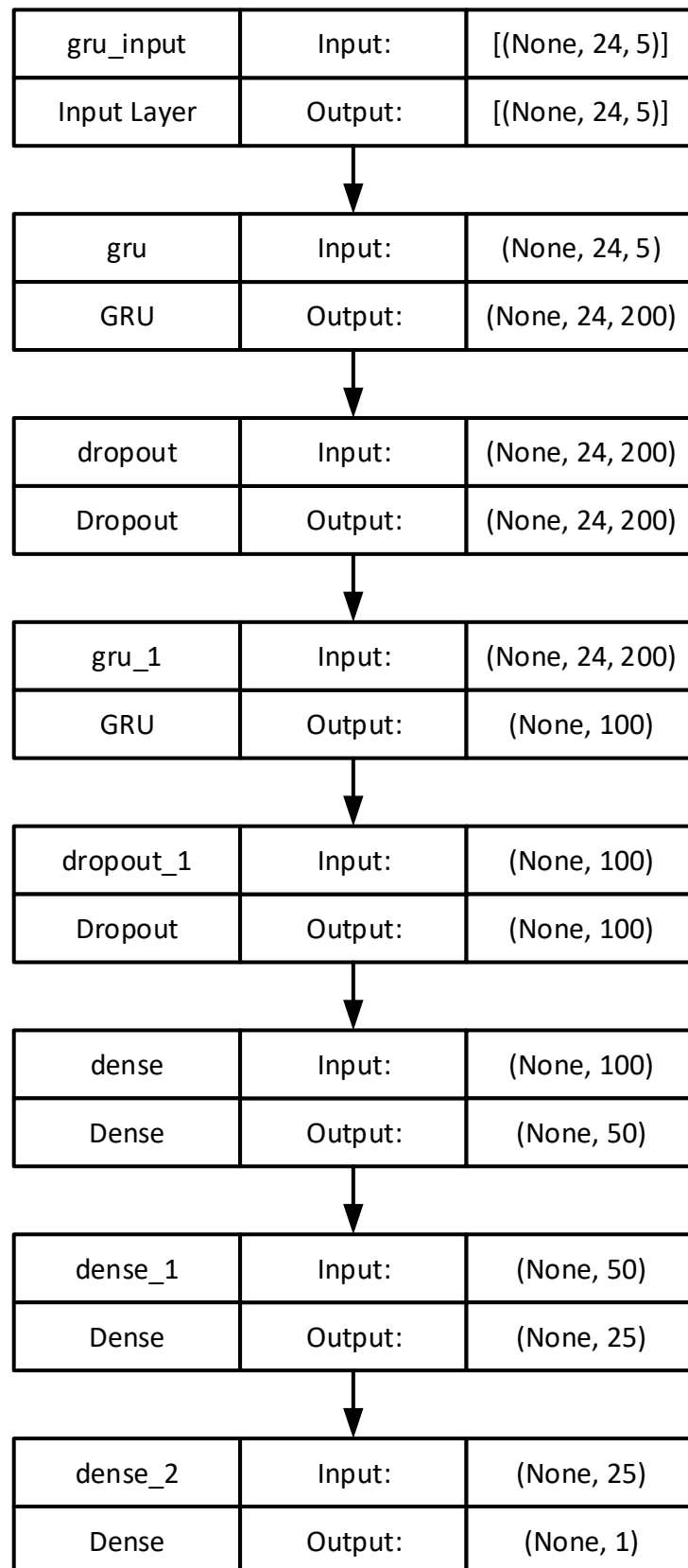


Рисунок Б.2 – Архітектура розробленої ВРВ моделі прогнозування з додаванням випадаяючих шарів

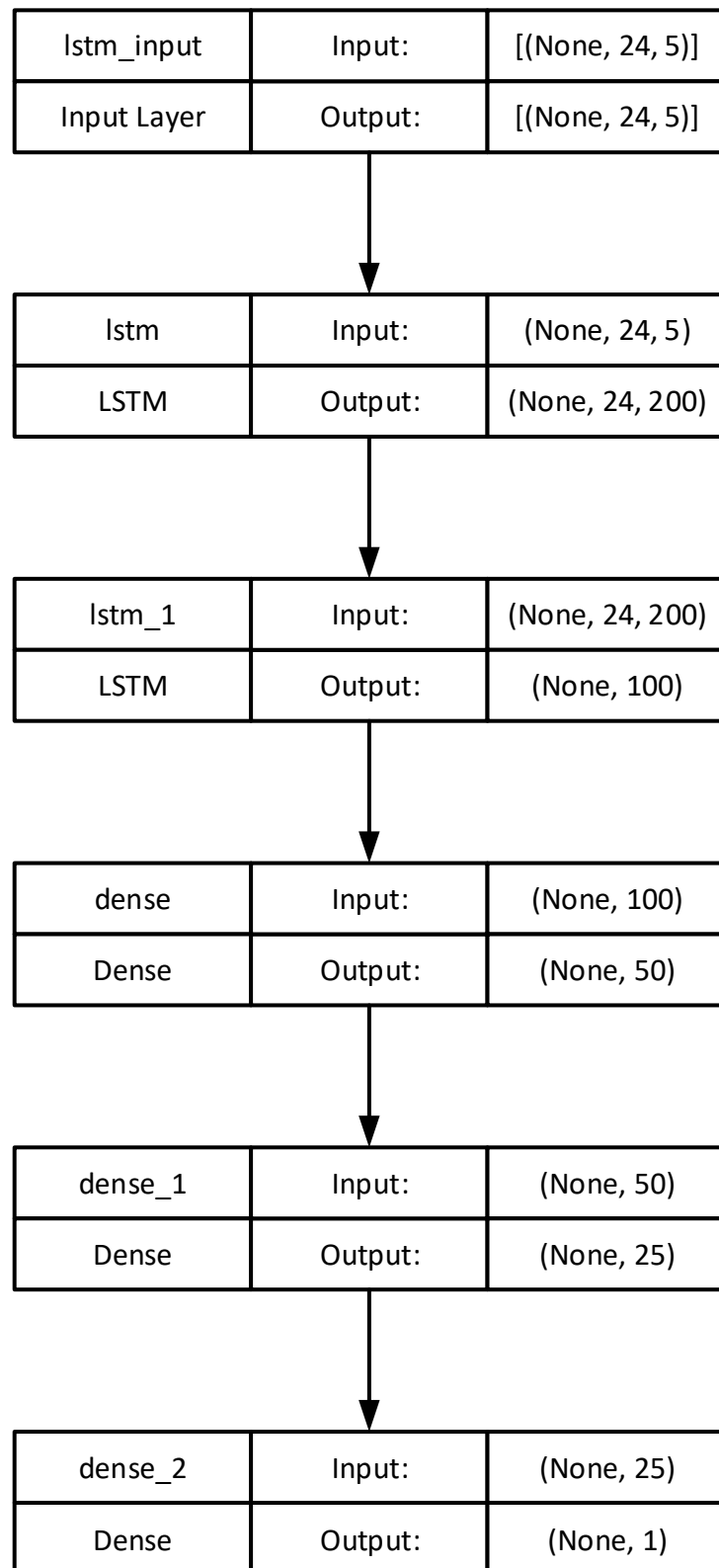


Рисунок Б.3 – Архітектура розробленої ДКЧП моделі прогнозування

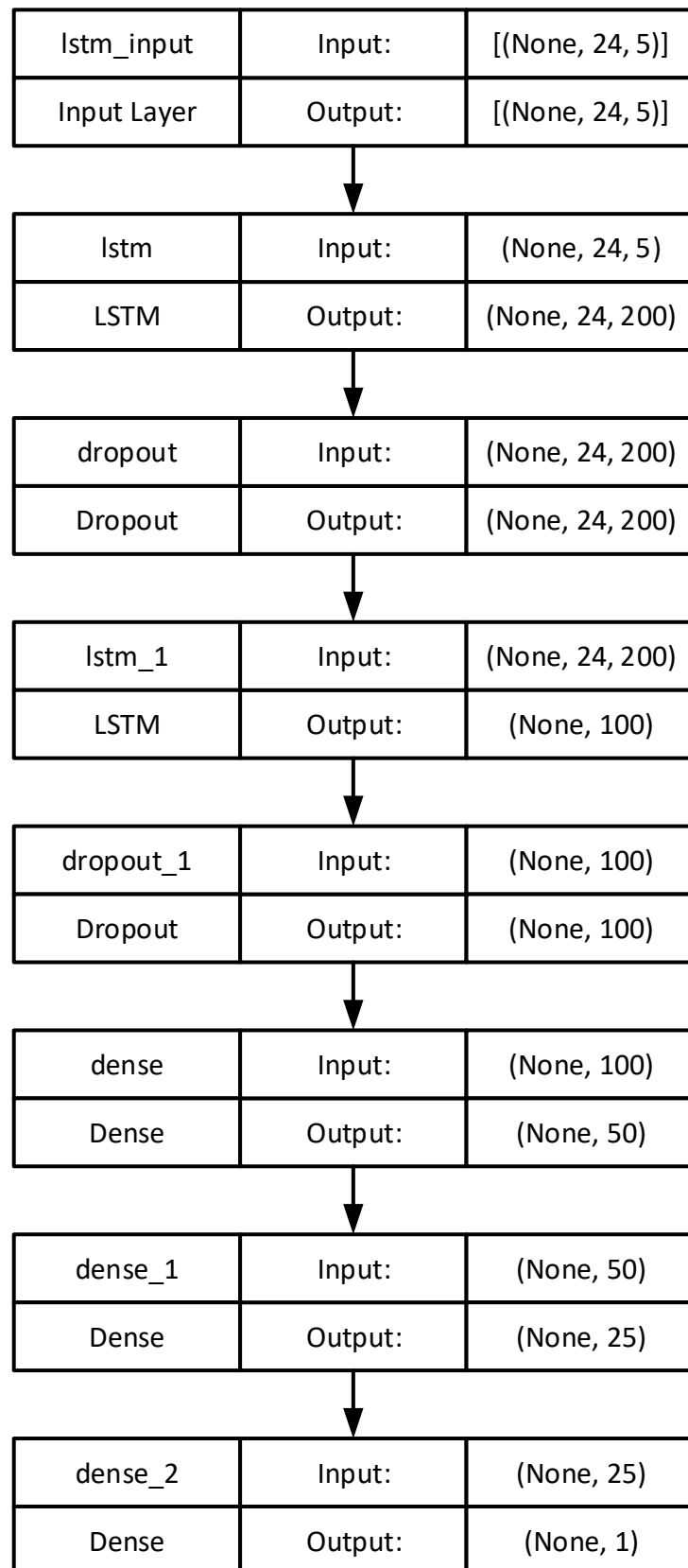


Рисунок Б.4 – Архітектура розробленої ДКЧП моделі прогнозування з додаванням випадajuчих шарів

ДОДАТОК В
Текст програми

В.1 Фрагмент коду для навчання нейромережевої моделі

```
# Завантажити дані про погоду та генерацію з CSV-файлів
weather_data = pd.read_csv("../dataset/weather.csv")
power_data = pd.read_csv("../dataset/power.csv")

# Атрибути навчальної вибірки
features = ['temp', 'windgust', 'solarradiation', 'hour']

# Об'єднати дані про погоду та генерацію на основі дати
data = pd.merge(weather_data, power_data, on='datetime')

# Перетворити стовпець 'datetime' у формат дати для бібліотеки pandas
data['datetime'] = pd.to_datetime(data['datetime'])

# Створити новий атрибут "година доби"
data['hour'] = data['datetime'].dt.hour

# Встановити стовпець 'datetime' як індекс
data.set_index('datetime', inplace=True)

# Виконати нормалізацію даних
feature_scaler = MinMaxScaler()
data_scaled = data.copy()
data_scaled[features] = feature_scaler.fit_transform(data_scaled[features])

# Виконати реструктуризацію набору даних часових рядів
def create_sliding_window(data, window_size):
    X, y = [], []
    for i in range(len(data) - window_size):
        X.append(data_scaled[features].values[i:i+window_size])
        y.append(data_scaled['power'].values[i+window_size])
    return np.array(X), np.array(y)

# Створити вхідні дані для моделі
window_size = 24
X_data, y_data = create_sliding_window(data, window_size)

# Виконати нормалізацію даних
target_scaler = MinMaxScaler()
y_data_scaled = target_scaler.fit_transform(y_data.reshape(-1, 1))
```

```

# Розділити дані на навчальну та тестову вибірку (80% / 20%)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_data[:-168],
y_data_scaled[:-168], test_size=0.2, random_state=1337)

# Створити ДКЧП модель
model = Sequential()
model.add(LSTM(200, activation='relu', input_shape=(window_size,
len(features)), return_sequences=True))
model.add(LSTM(100, activation='relu'))
model.add(Dense(50, activation='relu'))
model.add(Dense(25, activation='relu'))
model.add(Dense(1))

# Побудувати модель прогнозування
model.compile(loss='mse', optimizer='adam')

# Провести навчання моделі та виміряти час навчання
start_time = time.time()
model.fit(X_train, y_train, epochs=100, batch_size=24, verbose=1)
training_time = time.time() - start_time

# Зробити прогнози для тренувальної та тестової вибірки
y_train_pred = model.predict(X_train)
y_test_pred = model.predict(X_test)

# Перетворити нормалізовані прогнози у початковий масштаб
y_train_pred_original = target_scaler.inverse_transform(y_train_pred)
y_test_pred_original = target_scaler.inverse_transform(y_test_pred)
y_train_original = target_scaler.inverse_transform(y_train)
y_test_original = target_scaler.inverse_transform(y_test)

# Обчислити показники продуктивності на основі навчального набору даних
mae_train = mean_absolute_error(y_train_original, y_train_pred_original)
mape_train = 100 * (mae_train / np.mean(y_train_original))
rmse_train = np.sqrt(mean_squared_error(y_train_original,
y_train_pred_original))
mse_train = mean_squared_error(y_train_original, y_train_pred_original)
r2_train = r2_score(y_train_original, y_train_pred_original)

# Обчислити показники продуктивності на основі тестового набору даних
mae_test = mean_absolute_error(y_test_original, y_test_pred_original)
mape_test = 100 * (mae_test / np.mean(y_test_original))

```

```

rmse_test = np.sqrt(mean_squared_error(y_test_original,
                                         y_test_pred_original))
mse_test = mean_squared_error(y_test_original, y_test_pred_original)
r2_test = r2_score(y_test_original, y_test_pred_original)

# Вивести показники продуктивності та час навчання
print("== LSTM ANN ==")
print("Performance Evaluation on Training Dataset:")
print(f"MAE: {mae_train:.2f}, MAPE: {mape_train:.2f}%, RMSE: {rmse_train:.2f}, MSE: {mse_train:.2f}, R^2: {r2_train:.2f}")
print("Performance Evaluation on Testing Dataset:")
print(f"MAE: {mae_test:.2f}, MAPE: {mape_test:.2f}%, RMSE: {rmse_test:.2f}, MSE: {mse_test:.2f}, R^2: {r2_test:.2f}")
print(f"Training Time: {training_time:.2f} seconds")

```

В.2 Фрагмент коду для автоматичного пошуку оптимальних гіперпараметрів моделі прогнозування

```

# Завантажити дані про погоду та генерацію з CSV-файлів
weather_data = pd.read_csv("../dataset/weather.csv")
power_data = pd.read_csv("../dataset/power.csv")

# Атрибути навчальної вибірки
features = ['temp', 'windgust', 'solarradiation', 'hour']

# Об'єднати дані про погоду та генерацію на основі дати
data = pd.merge(weather_data, power_data, on='datetime')

# Перетворити стовпець 'datetime' у формат дати для бібліотеки pandas
data['datetime'] = pd.to_datetime(data['datetime'])

# Створити новий атрибут "година доби"
data['hour'] = data['datetime'].dt.hour

# Встановити стовпець 'datetime' як індекс
data.set_index('datetime', inplace=True)

# Виконати нормалізацію даних
scaler = MinMaxScaler()
data_scaled = data.copy()
data_scaled[features] = scaler.fit_transform(data_scaled[features])

```

```

# Розділити дані про погоду та дані про генерацію
X = data_scaled[features]
y = data_scaled['power']

# Розділити дані на навчальну та тестову вибірку (80% / 20%)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
                                                    random_state=1337)

# Побудувати модель прогнозування "Випадковий ліс"
random_forest = RandomForestRegressor(random_state=1337)

# Визначити гіперпараметри для автоматичного пошуку кращої моделі
param_grid = {
    'n_estimators': [50, 100, 200],
    'max_depth': [None, 10, 20, 30],
    'min_samples_split': [2, 5, 24],
    'min_samples_leaf': [1, 2, 24]
}

# Запустити автоматичний пошук оптимальних гіперпараметрів
grid_search = GridSearchCV(random_forest, param_grid, cv=5,
                           scoring='neg_mean_squared_error', verbose=2)
grid_search.fit(X_train, y_train)

# Отримати найкращу модель з оптимальними гіперпараметрами
best_random_forest = grid_search.best_estimator_

# Провести навчання моделі та виміряти час навчання
start_time = time.time()
best_random_forest.fit(X_train, y_train)
training_time = time.time() - start_time

# Зробити прогнози для тренувальної та тестової вибірки
y_train_pred = best_random_forest.predict(X_train)
y_test_pred = best_random_forest.predict(X_test)

# Обчислити показники продуктивності на основі навчального набору даних
mae_train = mean_absolute_error(y_train, y_train_pred)
mape_train = 100 * (mae_train / y_train.mean())
rmse_train = mean_squared_error(y_train, y_train_pred, squared=False)
mse_train = mean_squared_error(y_train, y_train_pred)
r2_train = r2_score(y_train, y_train_pred)

```

```

# Обчислити показники продуктивності на основі тестового набору даних
mae_test = mean_absolute_error(y_test, y_test_pred)
mape_test = 100 * (mae_test / y_test.mean())
rmse_test = mean_squared_error(y_test, y_test_pred, squared=False)
mse_test = mean_squared_error(y_test, y_test_pred)
r2_test = r2_score(y_test, y_test_pred)

# Вивести показники продуктивності та час навчання
print("== Random Forest ==")
print("Best Hyperparameters:", grid_search.best_params_)
print("Performance Evaluation on Training Dataset:")
print(f"MAE: {mae_train:.2f}, MAPE: {mape_train:.2f}%, RMSE: {rmse_train:.2f}, MSE: {mse_train:.2f}, R^2: {r2_train:.2f}")
print("Performance Evaluation on Testing Dataset:")
print(f"MAE: {mae_test:.2f}, MAPE: {mape_test:.2f}%, RMSE: {rmse_test:.2f}, MSE: {mse_test:.2f}, R^2: {r2_test:.2f}")
print(f"Training Time: {training_time:.2f} seconds")

```

В.3 Фрагмент коду для збереження історії використання побутових приладів та фактичної генерації електроенергії

```

@Service
@EnableScheduling
@PropertySource(value = {"classpath:/mqtt.properties"})
public class RealtimeConsumptionServiceImpl implements
                                                    RealtimeConsumptionService {

    @Autowired
    private ConsumptionDao consumptionDao;

    @Value("${mqtt.host}")
    private String mqttHost;
    @Value("${mqtt.port}")
    private String mqttPort;
    @Value("${mqtt.username}")
    private String mqttUsername;
    @Value("${mqtt.password}")
    private String mqttPassword;
    @Value("${mqtt.topics}")
    private List<String> mqttTopics;

```

```

@Override
@Scheduled(initialDelay = 1000, fixedDelay = 8000)
public void analyzeConsumption() {
    mqttTopics.forEach(this::connectMqtt);
}

private void connectMqtt(String topic) {
    try {
        MqttClient client = new MqttClient(String.format("ws://%s:%s",
            mqttHost, mqttPort), UUID.randomUUID().toString());
        MqttConnectOptions options = new MqttConnectOptions();
        options.setCleanSession(true);
        options.setUserName(mqttUsername);
        options.setPassword(mqttPassword.toCharArray());
        options.setConnectionTimeout(60);
        options.setKeepAliveInterval(60);
        client.setCallback(new MqttCallback() {
            public void messageArrived(String topic, MqttMessage message)
            {
                final String response = new String(message.getPayload());
                consumptionDao.save(topic, LocalDateTime.now(),
                    Double.parseDouble(response));

                try {
                    client.disconnect();
                } catch (MqttException e) {
                    throw new RuntimeException(e);
                }
            }
        });

        client.connect(options);
        client.subscribe(topic, 0);
    } catch (Exception e) {
        e.printStackTrace();
    }
}
}

```

ДОДАТОК Г
Слайди презентації

Національний університет «Запорізька політехніка»
Кафедра програмних засобів

Дипломна кваліфікаційна робота магістра

ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДІВ ТА МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ ГЕНЕРАЦІЇ ТА СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ

Виконав:

ст. гр. КНТ-222м

Юлій ГОРІЧЕНКО

Керівник:

к.т.н., доцент

Анжеліка ПАРХОМЕНКО

Рисунок Г.1 – Слайд №1

АКТУАЛЬНІСТЬ ДОСЛІДЖЕННЯ

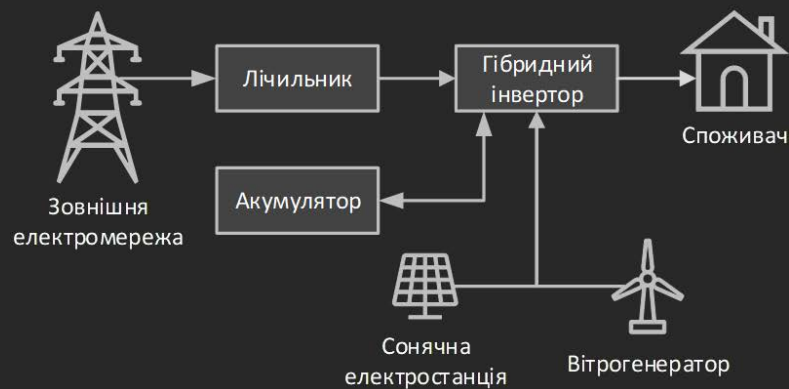


Схема підключення альтернативних
джерел електроенергії

2

Рисунок Г.2 – Слайд №2

МЕТА ТА ЗАВДАННЯ ДИПЛОМНОЇ РОБОТИ

Метою роботи є дослідження та розробка комплексного інтелектуального методу на основі прямого та непрямого контролю для удосконалення процесу управління енергоспоживанням.

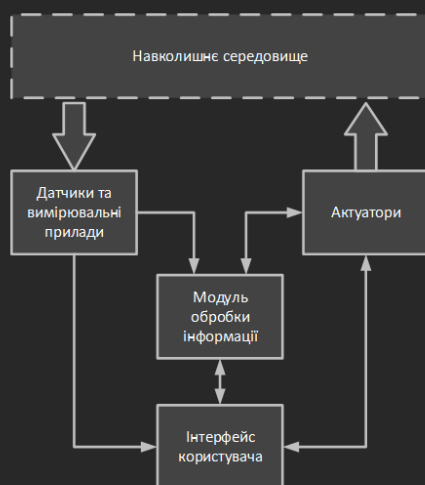
Завдання роботи:

- дослідити процес створення сценаріїв автоматизації для платформ домашньої автоматизації;
- розробити нову прогностну модель для підвищення точності прогнозування генерації електроенергії в підсистемі інтелектуальної підтримки;
- виконати модифікацію розробленого програмного забезпечення підсистеми інтелектуальної підтримки користувачів, а також спростити процес тестування та розгортання підсистеми інтелектуальної підтримки.

3

Рисунок Г.3 – Слайд №3

АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ



Загальна архітектура інтелектуальних систем управління енергоспоживанням

Характеристика	Системи прямого керування	Системи непрямого керування
Вплив на поведінку користувачів	Мало впливають, оскільки всі дії автоматизовані	Сприяють зміні звичок та розкладу
Інфраструктура та вартість	Вимагають складної інфраструктури та високої вартості	Дешевші та більш доступні, оскільки потребують менше обладнання
Вразливість до кібератак	Висока, оскільки є можливість впливу на фізичні пристрої	Нижча, оскільки менше приладів підключено до мережі
Масштабованість та підключення нових побутових приладів	Вимагають модифікації та інтеграції в систему	Дозволяють підключати нові прилади без змін у існуючій інфраструктурі системи
Зручність користувацького інтерфейсу	Більш складний інтерфейс для налаштування правил автоматизації	Зазвичай простий та інтуїтивно зрозумілий інтерфейс
Вплив на небезпечні ситуації	Мають можливість автоматично виявляти небезпеку та втручатися у разі необхідності	Можуть пропонувати рекомендації щодо уникнення небезпеки, але не мають можливості втручатися

Порівняння систем прямого та непрямого керування

4

Рисунок Г.4– Слайд №4

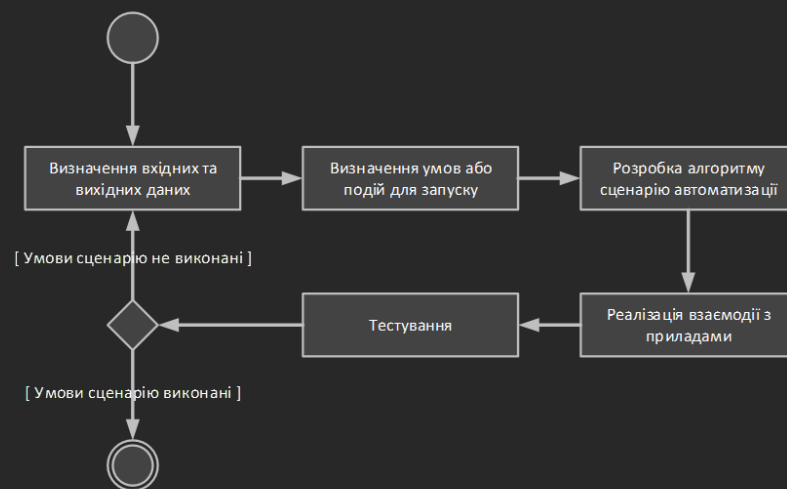
АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ

Підхід для вирішення проблеми	Тип системи	Тип використаних датчиків	Назва розробленої системи
Методи, засновані на правилах та рекомендаціях (фреймворк RENAB-C)	Непряме керування	Власноруч створені	(EM) ³
Моделі глибокого навчання	Непряме керування	Комерційні	Smart Home Environment
Методи, засновані на правилах з використанням немонотонної логіки	Пряме керування	Комерційні	Elettra
Методи, засновані на правилах з використанням немонотонної логіки	Пряме керування	Комерційні	Smart IHU
Нейронні мережі та рекомендаційна система (фреймворк CAFCLA)	Непряме керування	Комерційні	–
Методи, засновані на правилах	Непряме керування	Комерційні	ChArGED
Методи, засновані на правилах з використанням нечіткої логіки	Пряме керування	Власноруч створені	–
Глибоке навчання з підкріпленням	Непряме керування	Власноруч створені	ePrints

5

Рисунок Г.5– Слайд №5

РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ ПРЯМОГО КЕРУВАННЯ



Методика створення сценаріїв автоматизації

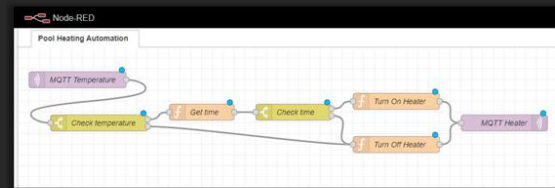
6

Рисунок Г.6 – Слайд №6

РОЗРОБКА СЦЕНАРІЮ АВТОМАТИЗАЦІЇ



Алгоритм автоматичного підігріву басейну



Реалізація сценарію з використанням Node-RED

```

1 rule "Auto Heat Pool Script"
2 when
3   item poolTemperature changed //подія при зміні температури води
4 then
5   val desiredTemperature = 28.0 //необхідна температура води
6   val currentTime = now.toLocalTime() //час початку роботи підігріву
7   val morningTime = LocalTime.of(8, 0) //час кінця роботи підігріву
8   val eveningTime = LocalTime.of(18, 0)
9
10  if (poolTemperature.state instanceof Number) {
11    val currentTemperature = (poolTemperature.state as Number).doubleValue()
12
13    if (currentTemperature < desiredTemperature &&
14        (currentTime.isAfter(morningTime) && currentTime.isBefore(eveningTime))) {
15      //увімкнути підігрів басейну, використати MQTT протокол
16      val mqttCommand = "mosquitto_pub -t pool/heater -m 1"
17      executeCommandLine(mqttCommand)
18    }
19    //виправити повідомлення
20    logInfo("Auto Heat Pool Script", "Підігрів басейну увімкнено.")
21  }
  
```

Реалізація сценарію з використанням Rules DSL

7

Рисунок Г.7 – Слайд №7

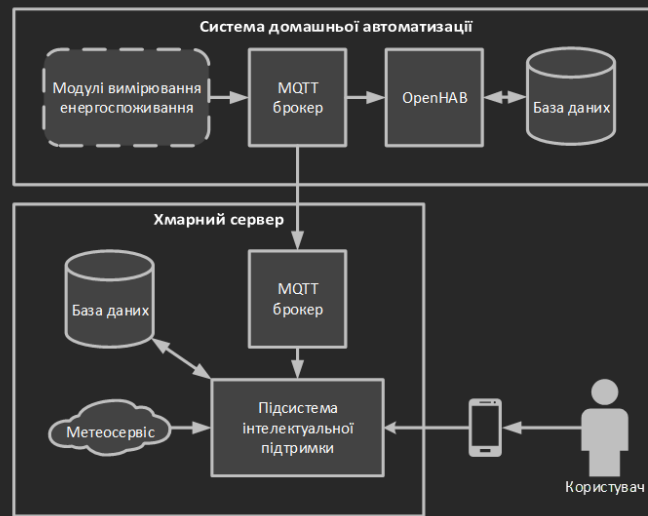
РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ

Модель прогнозування	Ефективність на основі навчального набору даних					Ефективність на основі тестового набору даних					Час навчання (с)
	MAE	MAPE	RMSE	MSE	R ²	MAE	MAPE	RMSE	MSE	R ²	
Випадковий ліс	156.75	46.81	227.05	51552.56	0.85	224.94	68.01	357.19	127582.54	0.62	3.76
Гradientний бустинг	188.89	56.41	268.32	71997.32	0.78	230.85	69.79	358.13	128258.29	0.62	1.62
k-NN	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	227.53	68.79	353.00	124607.38	0.63	0.01
Екстра-дерева	154.97	46.28	222.76	49621.88	0.85	228.78	69.17	350.25	122675.27	0.63	2.07
ВРВ	133.47	40.32	195.90	38378.53	0.88	197.83	57.83	323.05	104361.24	0.71	533.29
ВРВ з випадючими шарами	179.29	53.14	256.63	65858.90	0.81	210.97	65.39	308.07	94906.90	0.66	563.32
ДКЧП	139.10	41.18	208.85	43619.40	0.87	178.56	56.71	287.67	82756.29	0.74	626.90
ДКЧП з випадючими шарами	157.56	46.70	233.32	54439.29	0.84	202.19	62.67	304.53	92739.01	0.67	777.33

8

Рисунок Г.8 – Слайд №8

МОДЕРНІЗАЦІЯ ПІДСИСТЕМИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ПІДТРИМКИ

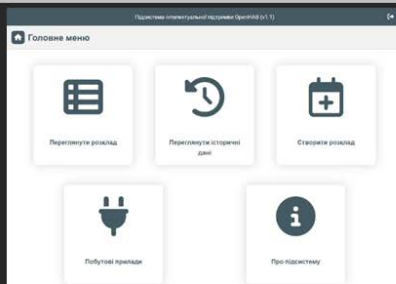


Хмарно-інтегрована архітектура для СДА

9

Рисунок Г.9– Слайд №9

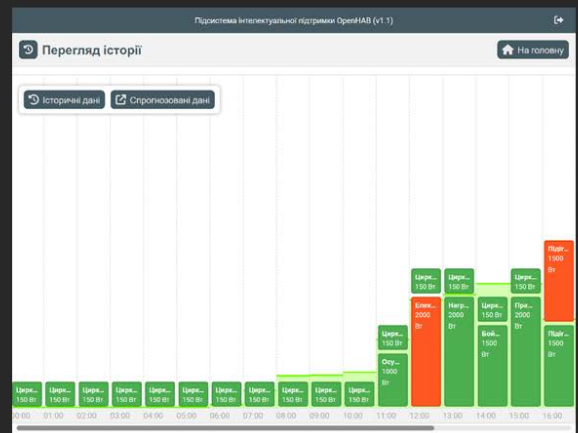
СКРІНШОТИ ПІДСИСТЕМИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ПІДТРИМКИ



Модифікований інтерфейс головного меню



Інтерфейс вибору перегляду історичних даних



Інтерфейс перегляду історії користування електроприладами та генерації енергії

10

Рисунок Г.10 – Слайд №10

ВИСНОВКИ

- ✓ **В результаті виконання** роботи було досліджено архітектурні, технологічні та алгоритмічні аспекти інтелектуальних систем управління енергоспоживанням, а також методи та моделі прогнозування генерації та споживання електроенергії.
- ✓ **Наукова новизна** роботи полягає в удосконаленні комплексного інтелектуального методу, що базується на сценаріях автоматизації та моделі прогнозування генерації електроенергії та надає переваги прямого та непрямого управління енергоспоживанням.
- ✓ **Практичне значення** роботи полягає в тому, що впровадження модифікованої підсистеми інтелектуальної підтримки користувачів на основі удосконаленого комплексного інтелектуального методу, сприяє підвищенню загальної енергоефективності СДА, більш ефективному управлінню електроенергією та зменшенню енергоспоживання від зовнішніх джерел електропостачання.

11

Рисунок Г.11 – Слайд №11

ПУБЛІКАЦІЇ

1. Research and Software Implementation of Intelligent Method of Energy Consumption Control / [Y. Horichenko, A. Parkhomenko, O. Pozdnyakov et al.] // Computer Modeling and Intelligent Systems: 6th International Workshop, Zaporizhzhia, 3 May 2023: proceedings. – Zaporizhzhia: CEUR, 2023. – P. 106-118.
2. Горіченко, Ю. Є. Методи та засоби інтелектуального контролю процесів генерації та споживання електроенергії з альтернативних джерел / Ю. Є. Горіченко, А. В. Пархоменко, О. А. Поздняков // Тиждень науки : Науково-практична конференція, Запоріжжя, квітень 2023 р.: тези доповідей / Редкол. : В. В. Наумик (відпов. ред.) Електрон. дані. – Запоріжжя: НУ «Запорізька політехніка», 2023.

12

Рисунок Г.12 – Слайд №12