

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

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

Галузь знань \_\_\_\_\_ 12 – Інформаційні технології \_\_\_\_\_

Спеціальність \_\_\_\_\_ 123 –Комп'ютерна інженерія \_\_\_\_\_

на тему «Метод і кіберфізична система прогнозування та оптимізації енергоспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання»

КвРКІП. 301162.23.01.18 ПЗ

Виконав: студент 2 курсу, група КІ2м-23-1



Володимир ПИСЬМЕНЮК

Підпис

Ім'я, прізвище

Керівник д-р. техн. наук, професор  
Науковий ступінь, вчене звання



Тетяна ГОВОРУЩЕНКО

Підпис

Ім'я, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КІС, доктор філософії, доцент

Ольга ПАВЛОВА 

29 04 2025 р.

Хмельницький, 2025

# ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Освітній рівень МАГІСТР

Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

Спеціальність 123 КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ

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

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри Ольга ПАВЛОВА

“ 01 ” 09 2024 р.

## ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Володимиру ПИСЬМЕНЮКУ

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Метод і кіберфізична система прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання

Керівник проекту (роботи) ГОВОРУЩЕНКО Т. О., д.т.н., професор

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

Затверджена наказом ректора університету від 08.01.2025 №8

2. Строк подання студентом проекту (роботи) на кафедру 01.05.2025 р.

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

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

Аналіз предметної області прогнозування та оптимізації електроспоживання

Розроблення методу прогнозування та оптимізації електроспоживання

Проектування кіберфізичної системи прогнозування та оптимізації електроспоживання

Перевірка роботи та тестування кіберфізичної системи та методу

5. Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслень) \_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_


\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи магістра

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Нормоконтроль	Сергій ЛІСЕНКО, професор кафедри КІС		
Антиплагіат	Андрій НІЧЕПОРУК, доцент кафедри КІС		

7. Дата видачі завдання « 01 » 09 2024р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№з п	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи магістра	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики КвРМ з керівником	01.09.2024	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	01.10.2024	виконано
3	Робота над розділом 1 – аналіз предметної області та існуючих рішень; постановка задачі	01.11.2024	виконано
4	Робота над розділом 2 – розробка методу прогнозування та оптимізації	01.12.2024	виконано
5	Робота над науковою статтею	01.02.2025	виконано
6	Робота над розділом 3 – проектування кіберфізичної системи	15.02.2025	виконано
7	Робота над розділом 4 – тестування розробленого методу і кіберфізичної системи	01.04.2025	виконано
8	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	18.04.2025	виконано
9	Попередній захист ДРМ	29.04.2025	виконано
10	Захист ДРМ на засіданні ЕК	До 15.05.2025	

Студент

  
Підпис

Володимир ПІСЬМЕНЮК  
Ім'я, прізвище

Керівник роботи

  
Підпис

Тетяна ГОВОРУЩЕНКО  
Ім'я, прізвище

## РЕФЕРАТ

Тема кваліфікаційної роботи магістра: Метод і кіберфізична система прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання.

Автор роботи: Письменюк Володимир Олександрович

Керівник роботи: Говорущенко Тетяна Олександрівна, д.т.н., професор

Пояснювальна записка: 117 с., 61 рис., 5 табл., 3 дод., 98 джерел.

ОПТИМІЗАЦІЯ, ПРОГНОЗУВАННЯ, СИСТЕМА, МЕТОД, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, АЛГОРИТМ.

Об'єктом дослідження є процес прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання.

Предметом дослідження є метод та кіберфізична система прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання.

Метою кваліфікаційної роботи є прогнозування та оптимізація електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання шляхом розроблення відповідної кіберфізичної системи.

Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи статистичного аналізу та оптимізації, а також основні положення теорії машинного навчання, кіберфізичних систем та енергетичних мереж.

Наукова новизна отриманих результатів:

– Набув подальшого розвитку метод прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання, що враховує не лише історичні дані, а й фактори, що змінюються в реальному часі, такі як погодні умови, режим роботи споживачів та інші змінні параметри.

– Набула подальшого розвитку архітектура кіберфізичної системи прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі використання алгоритмів машинного навчання для автоматичного моніторингу та

регулювання енергоспоживання в реальному часі, що дозволяє підвищити точність прогнозування та ефективність оптимізації.

На основі проведених досліджень розроблена архітектура і компоненти програмного забезпечення, які забезпечують комплексне функціонування кіберфізичної системи прогнозування та оптимізації електроспоживання в житлових кварталах. Архітектура побудована за модульним принципом, що забезпечує гнучкість, масштабованість та можливість адаптації системи до різних умов експлуатації.

До складу програмного забезпечення входять:

- Модуль прогнозування, який реалізує гібридну модель на основі алгоритмів XGBoost та рекурентної нейронної мережі (RNN) для отримання високоточних прогнозів споживання електроенергії.

- Модуль оптимізації, побудований на основі генетичного алгоритму (ГА) та методу рою часток (МРЧ), що дозволяє розраховувати найефективніші сценарії енергоспоживання з урахуванням заданих обмежень.

- Інтерфейс користувача, доступний як через мобільний додаток, так і через веб-платформу для комунальних підприємств, який забезпечує зручну взаємодію з системою, перегляд даних, персоналізацію параметрів тощо.

- Сервіс взаємодії з «розумними» пристроями, зокрема розетками, який відповідає за дистанційне керування електроприладами та збирання даних про фактичне споживання.

- База даних, що зберігає історію споживання, прогнозні значення, результати оптимізації, а також налаштування користувачів і параметри пристроїв.

Запропонована структура дозволяє забезпечити надійну роботу системи, легку інтеграцію нових пристроїв і адаптацію алгоритмів до нових умов, що є важливим фактором для широкого впровадження технології в умовах смарт-міст і енергоефективного житлового простору.

Практична значимість отриманих результатів полягає у тому, що розроблений метод прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів дозволяє знизити витрати енергії, забезпечити більш ефективне

використання наявних енергоресурсів та зменшити навантаження на енергетичні мережі. Розроблений метод та кіберфізична система інтегрують сенсори, пристрої управління та алгоритми машинного навчання для автоматизованого прогнозування, що може бути використано в різних сферах, включаючи енергетичний моніторинг та управління.

У першому розділі проведено аналіз предметної області, визначено актуальні проблеми та поставлено задачі дослідження.

У другому розділі розроблено метод прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів із використанням алгоритмів машинного навчання XGBoost, РНМ, ГА та МРЧ.

У третьому розділі здійснено проектування кіберфізичної системи, обґрунтовано вибір апаратного та програмного забезпечення, а також реалізовано запропонований метод у складі системи.

У четвертому розділі проведено комплексне тестування розробленого методу та кіберфізичної системи, підтверджено високу точність прогнозування, ефективність оптимізації енергоспоживання, а також стабільність і надійність роботи усіх компонентів.

## ЗМІСТ

<b>СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ .....</b>	<b>5</b>
<b>ВСТУП.....</b>	<b>6</b>
<b>1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ДОСЛІДЖУВАНОЇ ПРОБЛЕМИ .....</b>	<b>9</b>
1.1 Аналіз предметної області і виявлення наявних проблем і завдань .....	9
1.2 Порівняльний аналіз переваг та недоліків існуючих рішень.....	16
1.3 Підходи до вирішення задачі .....	20
1.4 Постановка задачі .....	27
1.5 Висновки до першого розділу .....	28
<b>2 РОЗРОБЛЕННЯ МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ЖИТЛОВИХ КВАРТАЛІВ НА ОСНОВІ АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ .....</b>	<b>29</b>
2.1 Обґрунтування вибору алгоритму машинного навчання.....	29
2.2 Моделювання предметної галузі на основі обраних алгоритмів машинного навчання .....	55
2.3 Висновки до другого розділу .....	62
<b>3 ПРОЕКТУВАННЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ЖИТЛОВИХ КВАРТАЛІВ .....</b>	<b>63</b>
3.1 Обґрунтування вибору мови програмування.....	63
3.2 Обґрунтування вибору мікрокомп'ютера .....	65
3.3 Обґрунтування вибору дисплея та корпусу для нього .....	71
3.4 Обґрунтування вибору розумної розетки .....	76
3.5 Реалізація методу прогнозування та оптимізації електроспоживання у кіберфізичній системі .....	79
3.6 Висновки до третього розділу .....	87

<b>4 ТЕСТУВАННЯ МЕТОДУ І КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ</b>	
<b>ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ.....</b>	<b>89</b>
4.1 Перевірка точності прогнозування.....	89
4.2 Тестування оптимізації електроспоживання.....	95
4.3 Перевірка роботи веб-сервісу комунального підприємства.....	102
4.4 Перевірка роботи мобільного додатку.....	105
4.5 Висновки до четвертого розділу.....	115
<b>ВИСНОВКИ .....</b>	<b>117</b>
<b>ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ .....</b>	<b>122</b>
<b>ДОДАТОК А</b> Доцільність використання алгоритмів машинного навчання при створенні методу .....	132
<b>ДОДАТОК Б</b> Вибір найкращих алгоритмів серед доцільних для створення методу .....	137
<b>ДОДАТОК В</b> Стаття у фаховому науковому журналі .....	141
<b>ДОДАТОК Г</b> Презентація дипломної роботи .....	147

## СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

ПЗ – програмне забезпечення

БД – база даних

КФС – кіберфізична система

CPS – Cyber Physical System (кіберфізична система)

МОВ – метод опорних векторів

МГК – метод головних компонент

ЗНМ – згорткова нейронна мережа

РНМ – рекурентна нейронна мережа

ГА – генетичний алгоритм

МРЧ – метод рою часток

ТП – табу-пошук

САП – середня абсолютна помилка

СКП – середньоквадратична похибка

## ВСТУП

Забезпечуючи функціонування комфорту та економічної діяльності людини, енергоресурси стали основою сучасної цивілізації. Від їх ефективного використання та доступності залежить розвиток транспорту, промисловості, зв'язку та інших критичних сфер життя. З огляду на глобальні виклики, пов'язані з охороною навколишнього середовища та сталим розвитком, зростає необхідність у пошуку нових способів оптимізації енергоспоживання, що дозволить знизити навантаження на енергетичні системи та зменшити витрати.

Для сучасного людства уявити життя без електроенергії неможливо. Вона стала невід'ємною частиною нашого побуту, забезпечуючи не лише комфорт і зручність, а й життєво-необхідні послуги. Наприклад, квартира без електрики – це не просто відсутність світла. Сучасна людина, на відміну від початку попереднього століття, значно більше залежить від електричних приладів, які значно спрощують наше життя. Без електрики неможливі не лише повсякденні побутові задачі, але й функціонування важливих інфраструктурних систем.

Не менш важливим аспектом є постачання води. Комунальні підприємства забезпечують подачу води в труби за допомогою електричних насосів, а відсутність енергопостачання може призвести до порушення водопостачання в цілому. Крім того, у сучасному світі безперервна робота мобільного зв'язку є необхідною для забезпечення зв'язку, як для особистих потреб, так і для служб порятунку та екстрених ситуацій. Оператори мобільного зв'язку використовують електроенергію для живлення веж, що забезпечують зв'язок. Таким чином, електроенергія стала основою функціонування багатьох життєво важливих процесів у суспільстві.

Особливу актуальність ця проблема набуває для України в умовах війни, коли інфраструктура енергетичних об'єктів піддається постійним атакам, а стабільність енергопостачання стала одним із головних викликів для населення та підприємств. У цих умовах оптимізація енергоспоживання в житлових кварталах набуває надзвичайної важливості, оскільки вона дозволяє забезпечити ефективніше використання наявних ресурсів та зменшити навантаження на енергетичні мережі.

Застосування передових технологій, зокрема алгоритмів машинного навчання, для прогнозування та оптимізації енергоспоживання, здатне значно покращити ефективність енергетичних систем. Кіберфізичні системи, що поєднують фізичні процеси та цифрові технології, можуть стати основою для створення розумних енергетичних мереж, які адаптуються до змінних умов і оптимізують використання енергоресурсів у реальному часі.

Цей підхід є особливо важливим для України в умовах військового конфлікту, коли швидкість реагування на зміни в енергоспоживанні може мати критичне значення для забезпечення енергетичної безпеки країни.

Тому, актуальність теми кваліфікаційної роботи полягає у розробці нового методу та кіберфізичної системи прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання.

Об'єктом дослідження є процес прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання.

Предметом дослідження є метод та кіберфізична система прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання.

Метою кваліфікаційної роботи є прогнозування та оптимізація електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання шляхом розроблення відповідної кіберфізичної системи.

Досягнення мети вимагає розв'язання таких основних задач:

– необхідно розробити метод прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання;

– метод повинен довести ефективність роботи у режимі реального часу, а також реалізувати високу точність результатів.

Наукова новизна отриманих результатів:

1. Набув подальшого розвитку метод прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання,

що враховує не лише історичні дані, а й фактори, що змінюються в реальному часі, такі як погодні умови, режим роботи споживачів та інші змінні параметри.

2. Набула подальшого розвитку архітектура кіберфізичної системи прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі використання алгоритмів машинного навчання для автоматичного моніторингу та регулювання енергоспоживання в реальному часі, що дозволяє підвищити точність прогнозування та ефективність оптимізації.

Практична цінність отриманих результатів. В результаті виконаного наукового дослідження розроблено метод прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів, який дозволяє знизити витрати енергії, забезпечити більш ефективне використання наявних енергоресурсів та зменшити навантаження на енергетичні мережі. Розроблений метод та кіберфізична система інтегрують сенсори, пристрої управління та алгоритми машинного навчання для автоматизованого прогнозування, що може бути використано в різних сферах, включаючи енергетичний моніторинг та управління.

У даній роботі викладено вимоги до методології прогнозування та оптимізації енергоспоживання, що базується на аналізі великих даних, використанні методів машинного навчання та інтеграції кіберфізичних систем для покращення ефективності управління енергоспоживанням в реальному часі.

Для розв'язання поставлених задач використовуються основні положення теорії машинного навчання, кіберфізичних систем та енергетичних мереж, а також методи статистичного аналізу та оптимізації.

За темою кваліфікаційної роботи опубліковано одну статтю [99]:

1. PYSMENIUK V. O., LEVASHENKO V. METHOD AND CYBER-PHYSICAL SYSTEM FOR FORECASTING AND OPTIMIZING ELECTRICITY CONSUMPTION IN RESIDENTIAL DISTRICTS BASED ON MACHINE LEARNING ALGORITHMS. *Computer systems and information technologies*. 2025. № 1. С. 135–140. DOI: <https://doi.org/10.31891/csit-2025-1-15>.

# 1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ДОСЛІДЖУВАНОЇ ПРОБЛЕМИ

## 1.1 Аналіз предметної області і виявлення наявних проблем і завдань

Так як темою кваліфікаційної роботи є «Метод та кіберфізична система прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання», то спершу варто визначити, що таке кіберфізична система.

Кіберфізична система (КФС) – це інтегрована система, що поєднує фізичні процеси з обчислювальними алгоритмами, елементами керування, сенсорами та мережевими технологіями. Вона забезпечує безперервний обмін даними між цифровим середовищем та фізичними об'єктами через локальні мережі та Інтернет. КФС дозволяє відстежувати, аналізувати та керувати фізичними процесами в реальному часі, що підвищує ефективність, надійність та безпеку у різних сферах застосування [1].

Кіберфізичні системи застосовуються у багатьох сферах нашого життя, зокрема у енергетика, медицина, транспорт та промисловість. На рисунку 1.1 можна побачити приклади їх застосування.



Рисунок 1.1 – Застосування кіберфізичних систем

Поширене застосування КФС у багатьох сферах життя обумовлюється особливостями цих систем [2], так як кіберфізичні системи забезпечують роботу в реальному часі та високу реактивність, що дозволяє зменшити відходи та підвищити якість продукції шляхом оптимізації та контролю виробничих процесів у режимі реального часу.

Інтеграція фізичних та цифрових компонентів передбачає поєднання обчислювальних алгоритмів, мережевих технологій, сенсорів і виконавчих механізмів для постійного моніторингу та керування фізичними процесами в реальному часі.

Мережева взаємодія здійснюється через використання бездротових і дротових мереж для обміну даними між пристроями, що забезпечує синхронізацію та оптимізацію роботи всієї системи.

Адаптивність і самонавчання реалізуються через використання алгоритмів машинного навчання, які дозволяють системі динамічно оновлювати моделі та приймати оптимальні рішення на основі аналізу поточних даних.

Конкурентне виконання процесів означає здатність системи підтримувати одночасне виконання кількох задач, що підвищує загальну продуктивність і ефективність управління.

Надійність і стійкість кіберфізичних систем забезпечують їхню високу точність і безперебійність роботи навіть в умовах можливих збоїв або змін у зовнішньому середовищі.

Сенсорне та мобільне середовище базується на використанні мобільних сенсорів для збору й обробки даних у режимі реального часу, що значно підвищує точність прогнозування та контролю.

Безпека та захист даних реалізуються через сучасні механізми кібербезпеки, які оберігають систему від кібератак, втрати інформації та несанкціонованого доступу.

Імітаційне моделювання та прогнозування здійснюється шляхом використання цифрових двійників та інших інструментів для тестування і оптимізації роботи кіберфізичних систем перед їх реальним впровадженням.

Масштабованість та гнучкість системи дозволяють легко розширювати її можливості та адаптувати до нових потреб і сценаріїв без необхідності значних змін у її структурі.

Відповідно, кожна сфера застосування через свої особливості потребує різних вимог для кіберфізичної системи, що буде представлено у Таблиці 1.1:

Таблиця 1.1 – Основні сфери застосування кіберфізичних системи та вимоги до них [3]

№	Сфера застосування	Ключові технології в сфері застосування	Вимоги
1	Транспортна	VANET та розумне шосе, залізничні системи, інтелектуальна транспортна система, автономний транспортний засіб, оптимальне управління дорожнім рухом, уникнення аварій та зіткнень, повідомлення про ДТП, інформація про завантаженість дорожнього руху	Кіберфізичні системи для автомобільної промисловості вимагають високої обчислювальної потужності через складні алгоритми керування трафіком. Крім того, потребується самоадаптація, міцність та мобільність.

## Продовження таблиці 1.1.

№	Сфера застосування	Ключові технології в сфері застосування	Вимоги
2	Охорона здоров'я	Виявлення нападів епілепсії, роботизована мікрохірургія, призначення ліків пацієнтам, розумна охорона здоров'я, мережі моніторингу здоров'я	Якість обслуговування та мобільність, надійність, конфіденційність даних, самоадаптація та гнучкість, висока точність вимірювань
3	Промисловість	Управління процесами, інтелектуальне виробництво, робототехніка, розумне виробництво,	Безпека та міцність, самоадаптація, хороший механізм управління, висока гнучкість
4	Енергетична	Енергозбереження, виробництво та розподіл електроенергії, розумна мережа електропостачання, управління пристроями захисту енергетичних систем у реальному часі, інтелектуальний облік електроенергії	Гнучкість, міцність та самоадаптація
5	Інфраструктурна	Моніторинг стану конструкцій, розумна будівля, управління ресурсами інфраструктури, «зелений» будинок	Гнучкість та надійність, точний та надійний механізм керування

## Продовження таблиці 1.1.

№	Сфера застосування	Ключові технології в сфері застосування	Вимоги
6	Оборонна	Супроводження цілей, нагляд за солдатами, захист літаків, виявлення цілей, системи донаведення, виконання маневрів ухилення з використанням машинного зору	Забезпечення цілісності даних, точність керування, якісне покриття, синхронізація часу, надійність, самоадаптація, точність
7	Допоміжні технології	Реабілітаційний нагляд, робототехніка, допоміжні технології для життя	Гнучкість, мобільність, масштабованість, надійність та висока точність вимірювань
8	Захист навколишнього середовища	Моніторинг та контроль промислових відходів, моніторинг якості повітря, моніторинг стічних вод, моніторинг забруднення, моніторинг погоди	Можливість працювати з малим споживанням енергії та без тривалої участі людини, самоадаптація та міцність
9	Сільське господарство	Прогнозування локалізації та хвороб тварин, прецензійне землеробство, тепличне вирощування, розумне зрошення	Масштабованість, надійність та гнучкість

Кінець таблиці 1.1.

№	Сфера застосування	Ключові технології в сфері застосування	Вимоги
10	Авіаційна	Управління повітряним простором, прилади для льотних випробувань, контроль посадки, льотні випробування, прилади зв'язку пілота та екіпажу	Синхронізація часу, точний та надійний механізм управління, висока точність вимірювань
11	Водне господарство	Контроль витоків, управління водними ресурсами, контроль мереж водопостачання, контроль тиску, моніторинг якості води	Самоадаптація, синхронізація часу, надійність та гнучкість

Визначивши вимоги до кіберфізичної системи потрібно виділити проблеми предметної області відповідно до теми «Метод та кіберфізична система прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання».

При застосуванні розробленого рішення потрібно враховувати проблеми та фактори енергоспоживання житлових кварталів, адже енергоспоживання є однією з ключових складових ефективного функціонування сучасних міст, і недостатня ефективність у цій сфері може призвести до значних економічних втрат та непотрібних витрат енергоресурсів.

Серед основних із них: неефективне споживання енергії, обмеженість даних для точного прогнозування, нестабільність енергетичних мереж, відсутність інтегрованих систем управління.

Неефективне споживання енергії полягає в тому, що багато старих будівель і житлових комплексів не обладнані сучасними енергозберігаючими технологіями. Використання застарілих приладів, неефективних систем опалення та вентиляції призводить до значних втрат енергії.

Обмеженість даних для точного прогнозування виникає через те, що наявні дані про енергоспоживання не завжди враховують такі змінні, як погодні умови, поведінкові зміни споживачів або непередбачувані коливання в енергетичних мережах. Це ускладнює створення ефективних моделей прогнозування.

Нестабільність енергетичних мереж проявляється у кризових ситуаціях, таких як військові конфлікти, коли мережі зазнають ушкоджень. Це призводить до частих відключень електропостачання та створює додаткові виклики для оптимізації споживання в умовах обмеженого постачання.

Відсутність інтегрованих систем управління спостерігається в багатьох житлових кварталах, де немає централізованих систем моніторингу та управління енергоспоживанням. Це унеможливує оптимізацію енергоспоживання в реальному часі та своєчасне коригування параметрів відповідно до змін.

Відповідно, при розробці методу та кіберфізичної системи потрібно враховувати дані проблеми, адже вони можуть мати суттєвий вплив при роботі, а також розглянути можливості для їх вирішення.

Основні завдання для вирішення цих проблем потрібно виконати такі завдання як: розробка методів прогнозування енергоспоживання, створення кіберфізичних систем для автоматизації процесу управління, розробка рекомендацій для користувачів щодо оптимізації енергоспоживання, забезпечення стійкості енергетичних мереж.

Розробка методів прогнозування енергоспоживання передбачає створення точних моделей за допомогою алгоритмів машинного навчання та аналізу великих даних. Такі моделі повинні враховувати погодні умови, режими роботи споживачів та інші змінні параметри для точного прогнозування енергоспоживання в різних умовах.

Створення кіберфізичних систем для автоматизації процесу управління базується на інтеграції сенсорів, систем контролю та алгоритмів машинного навчання в єдину систему. Це дозволить автоматизувати процес моніторингу та оптимізації енергоспоживання в режимі реального часу.

Розробка рекомендацій для користувачів щодо оптимізації енергоспоживання полягає у створенні системи, яка буде надавати поради щодо зменшення споживання енергії або її найбільш ефективного використання, особливо у періоди пікових навантажень.

Забезпечення стійкості енергетичних мереж потребує створення системи, здатної працювати в умовах нестабільного енергопостачання. Вона має оптимізувати використання наявних ресурсів та зменшувати навантаження на енергетичні мережі у кризових ситуаціях.

Таким чином, основні завдання зводяться до розробки нових методів прогнозування, оптимізації та автоматизації енергоспоживання в житлових кварталах на основі сучасних інформаційних технологій, що дозволить підвищити ефективність використання енергоресурсів і забезпечити стабільність енергопостачання в умовах зовнішніх викликів.

## 1.2 Порівняльний аналіз переваг та недоліків існуючих рішень

На ринку представлено широкий спектр рішень для управління енергоспоживанням, які варіюються від традиційних методів до інноваційних кіберфізичних систем. Традиційні підходи, такі як енергетичний аудит, стандарти енергоефективності (наприклад, ISO 50001) та оптимізація електромереж, залишаються основою для багатьох підприємств [4].

На рисунку 1.2 зображено процес енергетичного аудиту.

З іншого боку, автоматизовані системи енергоменеджменту (АСЕМ) забезпечують більш гнучке та ефективне управління споживанням електроенергії. Вони включають в себе технології моніторингу, прогнозування та автоматичного регулювання навантаження. Наприклад, системи «Розумний дім» дозволяють інтегрувати керування освітленням, опаленням та побутовими приладами, забезпечуючи максимальну економію без втрати комфорту [6].



Рисунок 1.2 – Традиційний підхід (процес енергетичного аудиту) [5]

Сучасні тенденції також включають застосування технологій штучного інтелекту та машинного навчання для прогнозування енергоспоживання.

Використання IoT-пристроїв у поєднанні з кіберфізичними системами дозволяє створювати гнучкі «розумні мережі» (Smart Grids), що забезпечують ефективний розподіл електроенергії та балансування навантажень у реальному часі.

На рисунку 1.3 зображено архітектуру системи управління енергоспоживанням зі застосуванням штучного інтелекту.

Таким чином, розвиток технологій відкриває нові можливості для оптимізації енергоспоживання, зменшення витрат та підвищення стабільності енергосистеми, що є ключовим фактором для сталого розвитку як побутового, так і промислового секторів.

Щоб перейти до порівняльного аналізу переваг та недоліків існуючих рішень у сфері прогнозування та оптимізації енергоспоживання житлових кварталів, слід спочатку розглянути основні підходи, які вже застосовуються. Це дозволить обґрунтовано визначити їхні сильні та слабкі сторони та підготувати основу для пропозиції вдосконаленого методу.

Отже, традиційні методи управління енергоспоживанням мають переваги у вигляді простоти реалізації, доступності та відсутності потреби у значних інвестиціях у технології. Проте вони відзначаються низькою ефективністю через відсутність гнучкої адаптації до змінних факторів, таких як погодні умови чи навантаження мережі.

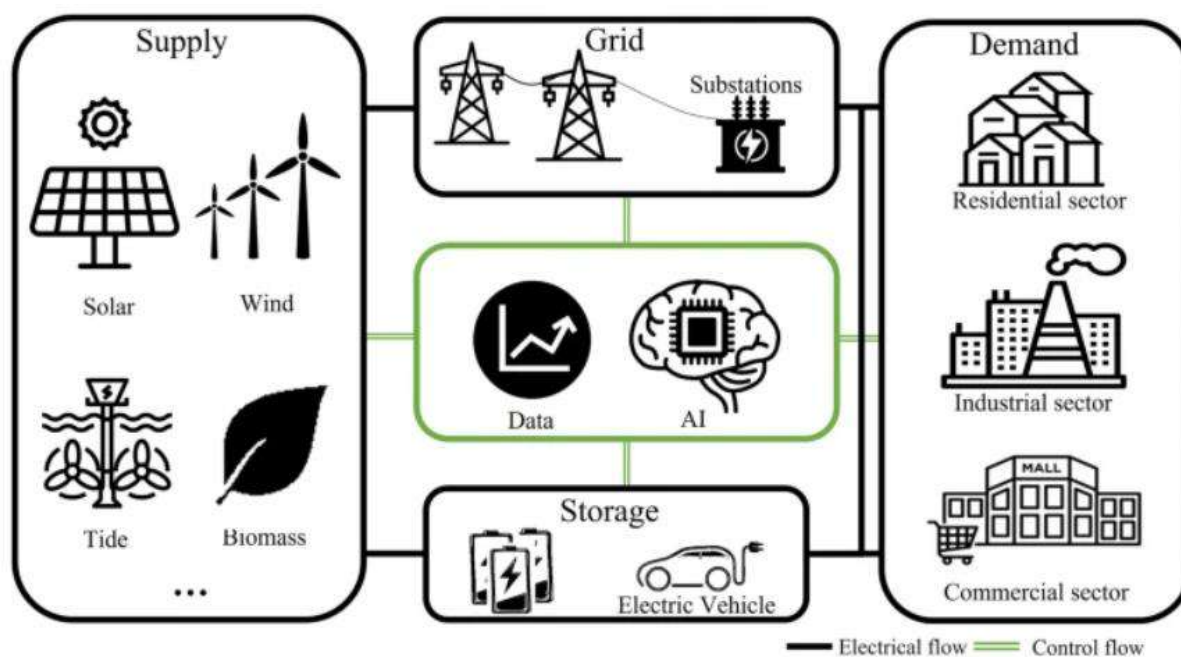


Рисунок 1.3 – Архітектура системи управління електроспоживанням зі застосуванням технології штучного інтелекту та машинного навчання [7]

Автоматизовані системи енергоменеджменту (EMS) використовують датчики та алгоритми для моніторингу споживання енергії й можуть забезпечувати аналіз у реальному часі. Їхні недоліки полягають у високій вартості впровадження та складності налаштування під конкретні потреби житлових кварталів.

Системи прогнозування на основі класичних статистичних методів (ARIMA, регресійний аналіз) забезпечують досить високу точність при обробці стабільних даних, добре вивчені та широко застосовуються в енергетичних компаніях. Однак вони погано адаптуються до динамічних змін середовища і не враховують нелінійні залежності.

Методи машинного навчання для прогнозування енергоспоживання демонструють високу точність прогнозів і здатність аналізувати великі обсяги різнорідних даних (погодні умови, споживчі звички, аварійні відключення). Основними недоліками є висока обчислювальна складність, потреба у зборі якісних навчальних даних та необхідність залучення спеціалістів із Data Science.

Розумні мережі (Smart Grids) з інтеграцією IoT та кіберфізичних систем дозволяють автоматизовано управляти навантаженням, інтегрувати відновлювані джерела енергії та реалізувати децентралізоване керування споживанням, що представлено на рисунку 1.4.

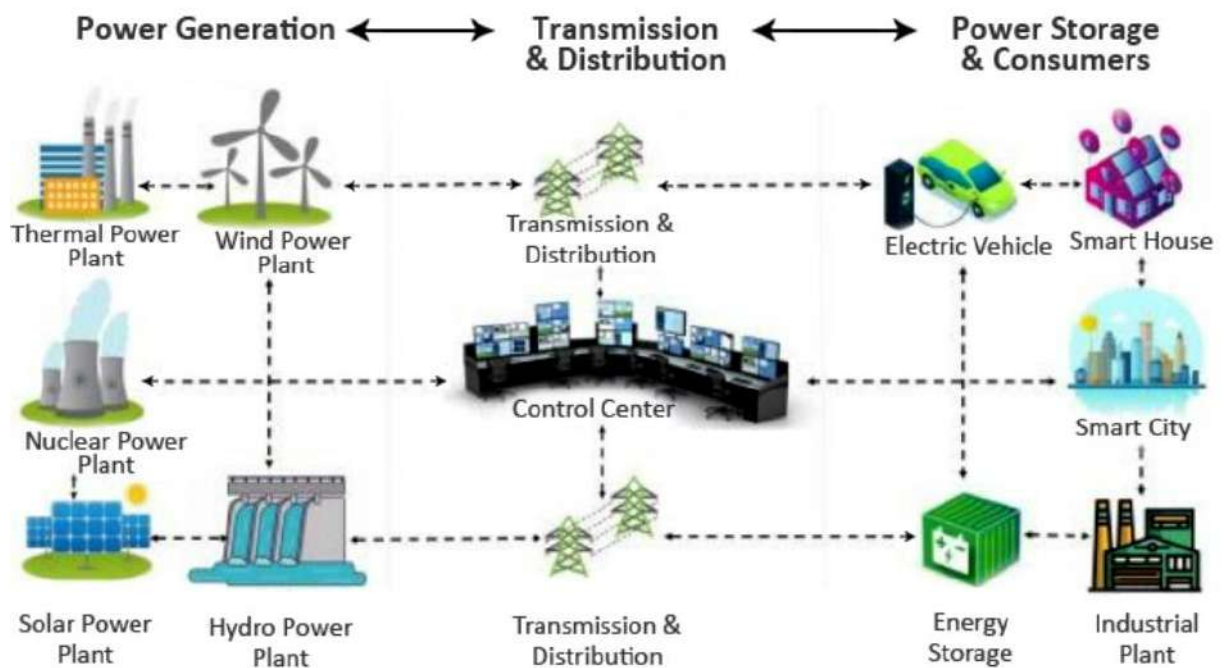


Рисунок 1.4 – Логіка роботи типової розумної мережі (Smart Grid) [8]

Недоліками розумної мережі є висока вартість впровадження, необхідність модернізації інфраструктури та ризики, пов'язані з кібербезпекою.

Як висновок – жоден із розглянутих методів не є ідеальним. Класичні методи прогнозування мають обмежену гнучкість, автоматизовані системи управління енергоспоживанням є дорогими, а найсучасніші рішення, такі як машинне навчання та розумні мережі, потребують значних ресурсів.

Тому перспективним підходом є розробка кіберфізичної системи прогнозування та оптимізації енергоспоживання житлових кварталів на основі методів машинного навчання. Це дозволить досягти балансу між точністю прогнозування, ефективністю керування споживанням та економічною доцільністю впровадження.

### 1.3 Підходи до вирішення задачі

На сьогоднішній день багато людей розуміють переваги оптимізації та економії електроспоживання не тільки у побутових умовах, але й в промислових, тому відповідно до появи попиту відомі компанії пропонують свої розроблені рішення.

Далі буде наведено детальні описи деяких таких рішень, як EcoFlow OASIS, Schneider Electric, Honeywell рішення розумної енергії, Siemens Connected Home та SIMATIC Energy Management.

У 2025 році компанією Ecoflow було представлено систему OASIS – інноваційну систему управління енергоспоживанням для дому, оснащену штучним інтелектом. OASIS об'єднує апаратні та програмні рішення EcoFlow, забезпечуючи єдине управління енергоспоживанням у всьому будинку. Система використовує штучний інтелект у поєднанні з даними про споживання енергії та навколишнє середовище в реальному часі для оптимізації використання енергії, що дозволяє інтегрувати у архітектуру системи використання сонячних батарей та акумуляторів для зберігання згенерованої електроенергії, а також надавати користувачу інформацію про сонячну активність, кількість доступної електроенергії та тої що генерується, за допомогою відповідного вікна у мобільному додатку [9].

Це можна побачити на рисунку 1.5.



Рисунок 1.5 – Вікна мобільного додатку з інформацією про сонячну енергію [10]

Система надає персоналізовані рекомендації та автоматизацію, допомагаючи користувачам приймати обґрунтовані рішення щодо енергоспоживання та економити кошти. OASIS також інтегрується з продуктами розробленими компанією EcoFlow, а також сторонніми пристроями, які сумісні з протоколами Matter, Tiber та Shelly для забезпечення комплексного управління енергією в будинку.

На жаль, надаючи користувачам великої кількості переваг при використанні даної системи, у ній присутні й недоліки:

- Так як продукт представлено лише у 2025 році, він обмежений у доступності на ринку через свою новизну не лише у кількості, а й у розповсюдженості по країнам.

- Попередньо було вказано, що система інтегрується також із іншими продуктами від компанії та сумісними і саме лише з ними вона може досягнути максимальної ефективності.

- Система пропонується у використанні лише для дому, тому не забезпечена потужностями для застосування у промислових об'єктах.

- Для коректної роботи управління та аналітики потребує стабільне інтернет з'єднання.

– Одна з головних функцій та переваг системи – асистент на основі штучного інтелекту, недостатньо навчений, тому часто може помилятися або не розуміти, що користувач бажає, щоб він зробив.

На рисунку 1.6 представлено мобільний додаток для керування системою OASIS.



Рисунок 1.6 – Мобільний додаток для керування системою OASIS

На рисунку 1.7 можна побачити спілкування користувача зі AI-асистентом у вікні мобільного додатку.

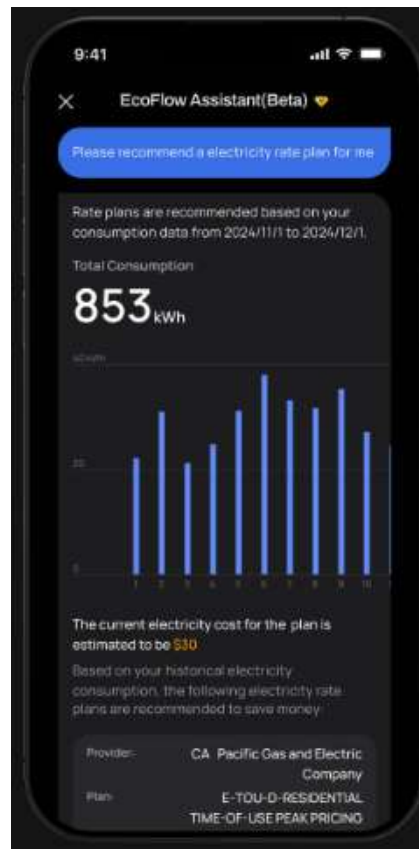


Рисунок 1.7 – AI асистент інтегрований у систему EcoFlow OASIS

Schneider Electric пропонує рішення для управління енергоспоживанням у житлових приміщеннях, які включають інтелектуальні системи моніторингу та контролю. Їхні продукти дозволяють оптимізувати споживання енергії, знижувати витрати та підвищувати енергоефективність за допомогою аналізу даних та прогнозування. Зокрема, система TAC I/NET Seven є комплексним рішенням для управління будівлею, яке поєднує екологічний контроль, контроль доступу та управління енергоспоживанням. [11]

При розгляді системи TAC I/NET Seven також варто враховувати недоліки, наприклад, те що, ця технологія була створена кілька десятиліть тому, і сьогодні існують сучасніші та ефективніші рішення з кращим дизайном. Через свою застарілість вона має обмежені можливості для оновлення та підтримки, а її налаштування є доволі складним.

Апаратну складову системи представлено на рисунку 1.8.



Рисунок 1.8 – Апаратна складова системи ТАС I/NET Seven

Також компанія Schneider Electric надає послуги по продажу та підтримці програмного забезпечення пов'язаного з енергетичним менеджментом, здебільшого для комерційної діяльності та підприємств: EcoStructure Power Monitoring Expert, EcoStructure Power Operation, EcoStructure Facility Expert.

Siemens розробила програмне забезпечення SIMATIC Energy Management, яке забезпечує наскрізне управління енергоспоживанням. Це рішення дозволяє постійно стежити за споживанням електроенергії в масштабах всієї компанії, що сприяє прийняттю обґрунтованих рішень для зниження витрат на енергоресурси та підвищення конкурентоспроможності [12].

Для житлових приміщень Siemens пропонує систему Connected Home, яка спрощує автоматизацію будинку, роблячи його комфортнішим, енергоефективнішим і безпечнішим. Інтуїтивний додаток Connected Home дозволяє легко керувати компонентами системи, забезпечуючи зручний контроль над системами опалення, кондиціонування повітря, освітлення та іншими пристроями [13].

На рисунку 1.9 представлено мобільний застосунок системи Siemens Connected Home.

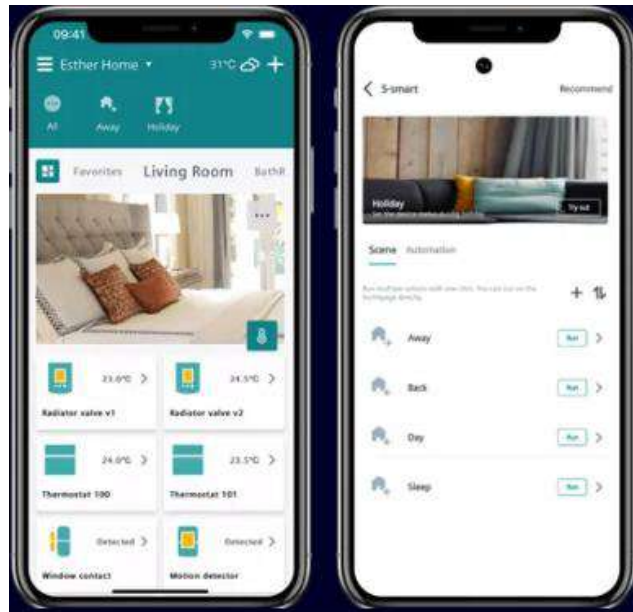


Рисунок 1.9 – Мобільний застосунок системи Siemens Connected Home

На рисунку 1.10 можна побачити апаратну складову та принцип роботи системи Siemens Connected Home.

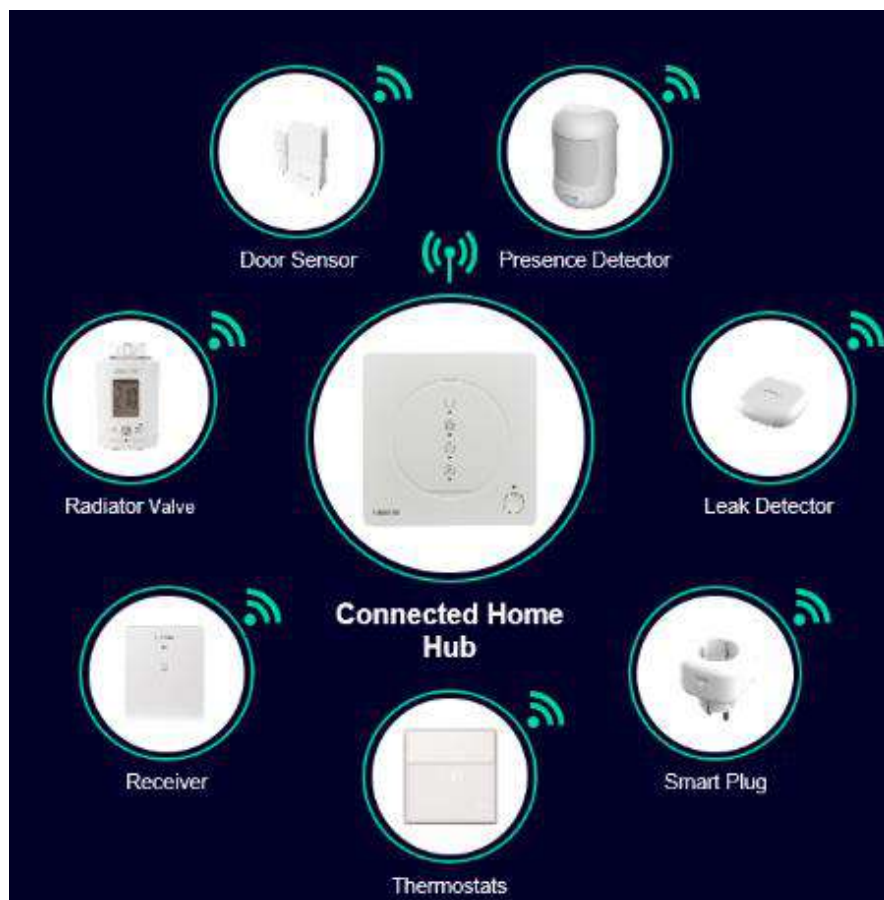


Рисунок 1.10 – Система Siemens Connected Home [14]

Рішення від компанії Siemens мають кілька недоліків. Система SIMATIC Energy Management потребує професійної інтеграції та налаштування, що робить її малодоступною для невеликих підприємств через високу вартість. До того ж, для ефективного використання всіх функцій системи необхідний кваліфікований персонал. Щодо рішення Siemens Connected Home, його робота залежить від стабільного інтернет-з'єднання, а встановлення та налаштування системи потребують значних фінансових витрат. Крім того, можливі труднощі із сумісністю системи з пристроями інших виробників.

Що стосується компанії Honeywell, то вона пропонує рішення розумної енергії, які допомагають будинкам та громадам забезпечити комплексну енергетичну стійкість, досягти цілей сталого розвитку та знизити операційні витрати. Ці рішення динамічно оптимізують попит та постачання енергії на основі доступності мережі, інтегруючи передове програмне забезпечення для моніторингу та контролю, а також розподілені енергетичні ресурси. Приклади застосувань рішень від компанії представлено на рисунку 1.11.

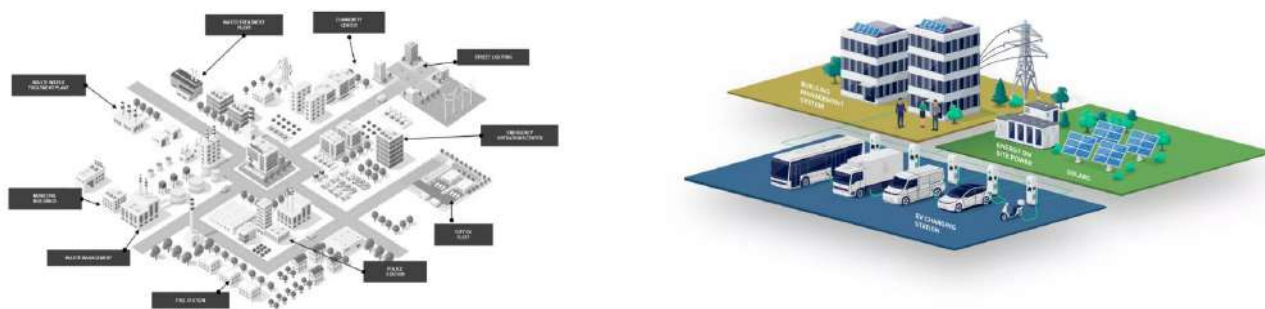


Рисунок 1.11 – Рішення розумної енергії для міст та будівель [15]

Крім того, Honeywell пропонує інноваційні рішення для автоматизації та контролю клімату, включаючи сенсори, системи управління, повітряні фільтри, пожежну сигналізацію та охоронні системи, що сприяють підвищенню енергоефективності та безпеки житлових будинків [16].

Недоліки не є критично важливими у порівнянні з перевагами, але серед них є: залежність від постачальника у питанні програмного та апаратного забезпечення,

складність інтеграції систем у існуючу інфраструктуру та системи, доволі висока вартість впровадження рішення.

Незважаючи на типові недоліки, серед яких найчастіше трапляється недолік високої вартості, ці компанії активно впроваджують інноваційні технології для прогнозування та оптимізації електроспоживання в житлових кварталах, використовуючи алгоритми машинного навчання та інші передові підходи, а переваги їх розроблених рішень переважають недоліки.

Відповідно, проаналізувавши дані рішення від компаній, очевидно, що методи та кіберфізичні системи прогнозування та оптимізації на основі алгоритмів машинного навчання надають функції, що значно покращують досвід користувача при їх використанні, а аналізування погодних умов дозволить своєчасно відреагувати на зміну зовнішніх факторів, потенційно збільшуючи ефективність використання електроспоживання.

#### 1.4 Постановка задачі

Для виконання роботи потрібно виконати такі завдання, як дослідження предметної області, що передбачає проведення ґрунтового аналізу поточного стану енергоспоживання в житлових кварталах, визначення основних проблем і ключових викликів, пов'язаних із прогнозуванням і оптимізацією електроспоживання.

Також необхідно провести аналіз існуючих рішень шляхом порівняльного аналізу наявних методів прогнозування енергоспоживання, оцінити їх переваги й недоліки, а також визначити найбільш ефективні підходи до вирішення поставленої задачі.

На основі проведених досліджень потрібно сформулювати перелік вимог до методу і кіберфізичної системи, включаючи як функціональні, так і нефункціональні вимоги.

Одним із завдань є розробка системи, яка передбачає створення методу прогнозування та оптимізації електроспоживання на основі алгоритмів машинного

навчання, а також реалізацію цього методу у вигляді кіберфізичної системи з використанням мікрокомп'ютера (Arduino або Raspberry Pi) та смарт-реле для управління електроприладами.

Потрібно провести експериментальну перевірку, протестувати розроблену систему на основі реальних або змодельованих даних і оцінити її точність та ефективність у прогнозуванні й оптимізації електроспоживання.

Останнім етапом є оцінка результатів та формулювання висновків щодо ефективності запропонованого підходу, а також розробка рекомендацій для подальших досліджень і вдосконалення системи. Таким чином, у результаті виконаної роботи буде розроблено метод й кіберфізичну систему, що дозволить підвищити ефективність управління електроспоживанням у житлових районах та його прогнозування шляхом використання алгоритмів машинного навчання та розумного керування електроприладами.

## 1.5 Висновки до першого розділу

У розділі «Теоретичні основи досліджуваної проблеми» було проведено детальний аналіз предметної області, що дозволило виявити ключові проблеми та визначити актуальні завдання, які потребують вирішення.

Також було здійснено порівняльний аналіз існуючих рішень, їхніх переваг та недоліків, а також розглянуто основні підходи до прогнозування та оптимізації електроспоживання в житлових кварталах. На основі отриманих результатів було сформульовано основні завдання кваліфікаційної роботи.

У подальших розділах роботи буде розглянуто процес розробки та реалізації запропонованого методу, проведення тестування системи та оцінки її ефективності, а також формулювання висновків та рекомендацій щодо їх застосування та подальшого вдосконалення.

## **2 РОЗРОБЛЕННЯ МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ЖИТЛОВИХ КВАРТАЛІВ НА ОСНОВІ АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ**

### **2.1 Обґрунтування вибору алгоритму машинного навчання**

Машинне навчання – це підгалузь штучного інтелекту, яка дозволяє комп'ютерам навчатися на основі досвіду та даних, покращуючи свою продуктивність без явного програмування. Це досягається шляхом розробки алгоритмів, які аналізують вхідні дані, виявляють закономірності та приймають рішення і створюють прогнози на основі цих даних [17].

З визначення видно, що правильний вибір алгоритму машинного навчання для створення методу прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів є критичним етапом у розробці методу і кіберфізичної системи прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів. Оскільки задача пов'язана з прогнозуванням часового ряду, де на основі різних вхідних параметрів, таких як температура, вологість, попереднє споживання та інші фактори, потрібно вибрати алгоритм, здатний ефективно обробляти часові залежності та виявляти приховані закономірності.

Машинне навчання пропонує кілька підходів, кожен з яких має свої переваги в залежності від специфіки задачі. Основними типами машинного навчання є [18]: контрольоване машинне навчання, неконтрольоване навчання та машинне навчання з підкріпленням.

Контрольоване машинне навчання застосовується, коли є великий обсяг даних, наприклад, тисячі фотографій домашніх тварин з мітками, що вказують, чи це кішка чи собака. Завдання алгоритму полягає в тому, щоб за допомогою цих даних навчити модель, яка зможе на основі нових, раніше невідомих зображень, визначити, що на них зображено: кінь чи верблюд. В даному випадку людина є «вчителем», оскільки вона створює мітки, що супроводжують дані. Алгоритм самостійно обирає ознаки, за якими буде здійснюватися класифікація. Також створений алгоритм можна адаптувати для вирішення інших задач, наприклад, для

розпізнавання овець та кіз або аналізу медичних зображень, таких як результати комп'ютерної томографії. На рисунку 2.1 показано логіку роботи контрольованого машинного навчання.

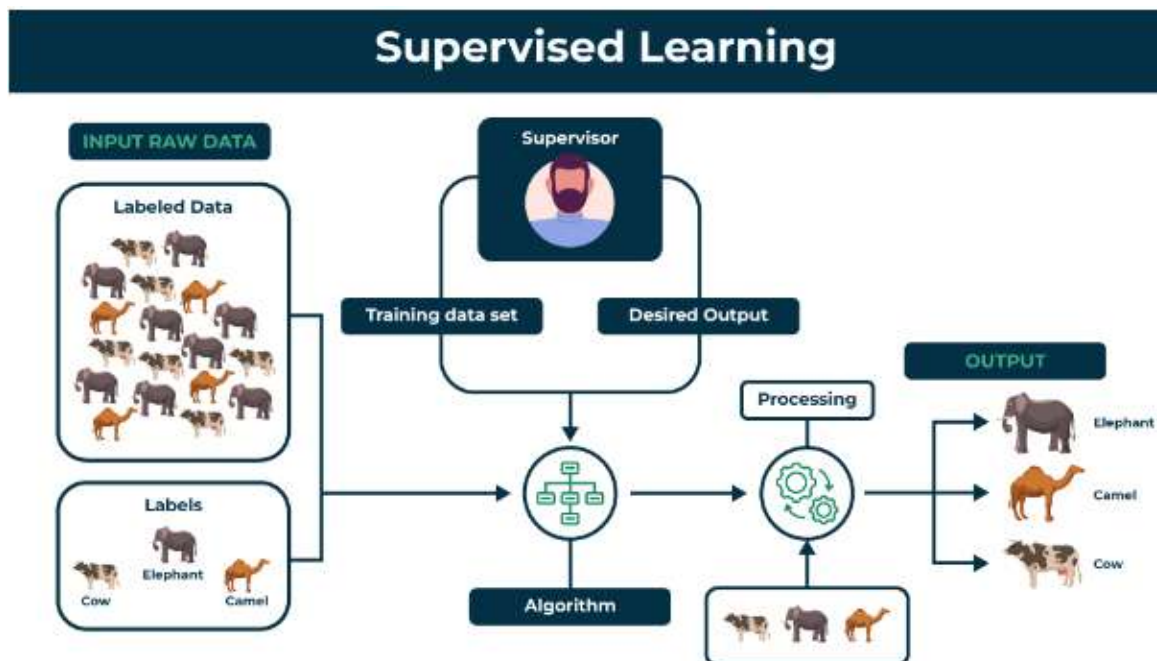


Рисунок 2.1 – Логіка роботи контрольованого машинного навчання [19]

Контрольоване машинне навчання поділяється на типи, відповідно до завдань, які потрібно виконати та способів підходу до їх виконання такі, як класифікація, прогнозування, регресія [20]:

У задачах класифікації алгоритм машинного навчання аналізує вхідні дані та визначає, до якої категорії належать нові спостереження. Наприклад, при фільтрації електронних листів на «спам» і «не спам» система використовує попередні дані, щоб здійснити правильне розподілення.

Щодо прогнозування, то процес прогнозування передбачає створення передбачень щодо майбутніх подій на основі аналізу минулих і поточних даних. Цей метод широко застосовується для аналізу тенденцій і майбутніх змін, а у задачах регресії алгоритм оцінює та виявляє взаємозв'язки між змінними. Регресійний аналіз працює з однією залежною змінною та кількома незалежними, що дозволяє прогнозувати значення та виявляти закономірності.

У контрольованому машинному навчанні виділяють такі основні алгоритми як: лінійна регресія, логістична регресія, дерева рішень, метод випадкового лісу, метод опорних векторів, метод k найближчих сусідів та градієнтне підсилення.

Лінійна регресія застосовується для визначення взаємозв'язку між залежною змінною та однією або кількома незалежними змінними, а також використовується для прогнозування майбутніх результатів. Якщо у моделі присутня лише одна незалежна змінна та одна залежна змінна, такий підхід називається простою лінійною регресією [21].

Просту лінійну регресію можливо описати математичним рівнянням за виглядом [97]:

$$y = \beta_0 + \beta_1 X, \quad (2.1)$$

де  $y$  – залежна змінна;

$X$  – незалежна змінна;

$\beta_0$  – перехоплення;

$\beta_1$  – кутовий коефіцієнт (кут нахилу).

Якщо у моделі присутня одна залежна змінна та багато незалежних, то таку лінійну регресію називають множинною і представляють у вигляді [22]:

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n, \quad (2.2)$$

де  $y$  – залежна змінна;

$X_1, X_2, \dots, X_n$  – незалежні змінні;

$\beta_0$  – перехоплення;

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$  – кутові коефіцієнти (кути нахилу).

Приклад застосування лінійної регресії для прогнозування показано на рисунку 2.2.

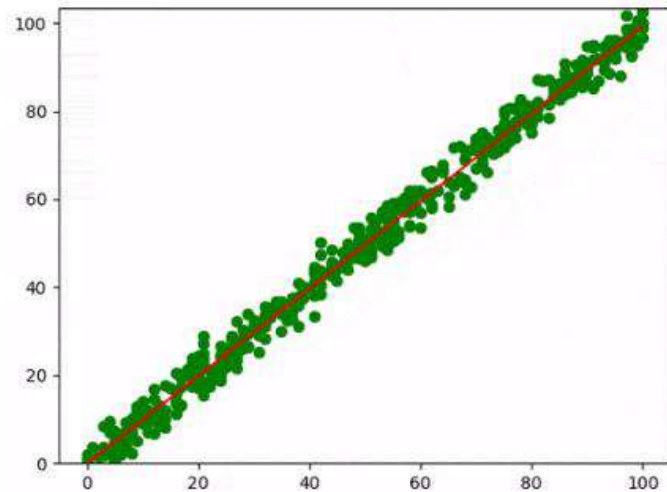


Рисунок 2.2 – Результати прогнозування зі застосуванням лінійної регресії

Логістична регресія – це алгоритм, який застосовується для задач класифікації з метою прогнозування ймовірності належності об’єкта до певного класу. Це статистичний метод, що аналізує взаємозв’язок між двома змінними. Він використовується для бінарної класифікації, де застосовується сигмоїдна функція [23].

На рисунку 2.3 зображено формулу та сигмоїдну функцію логістичної регресії.

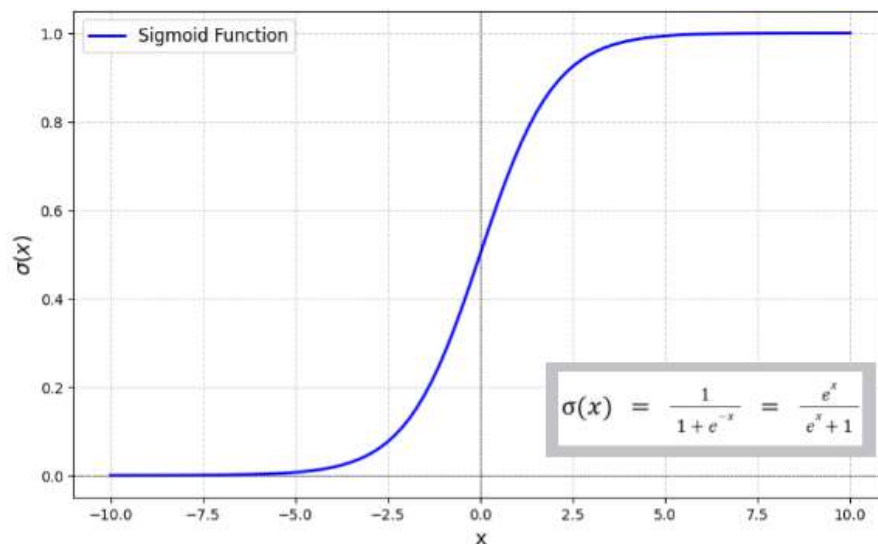


Рисунок 2.3 – Формула та сигмоїдна функція логістичної регресії [24]

Функція приймає на вхід незалежні змінні та видає ймовірність у межах від 0 до 1. Наприклад, якщо потрібно класифікувати об'єкти на два класи (Клас 0 і Клас 1), то значення логістичної функції, що перевищує поріг 0.5, вказує на належність об'єкта до Класу 1, інакше – до Класу 0. Хоча алгоритм є продовженням лінійної регресії, його основне призначення – вирішення задач класифікації.

Дерева рішень – це непараметричний алгоритм, який використовується як для класифікації, так і для регресії. Його структура має ієрархічний вигляд та складається з кореневого вузла, гілок, внутрішніх вузлів і листових вузлів [25].

На рисунку 2.4 представлено структуру дерева рішень.

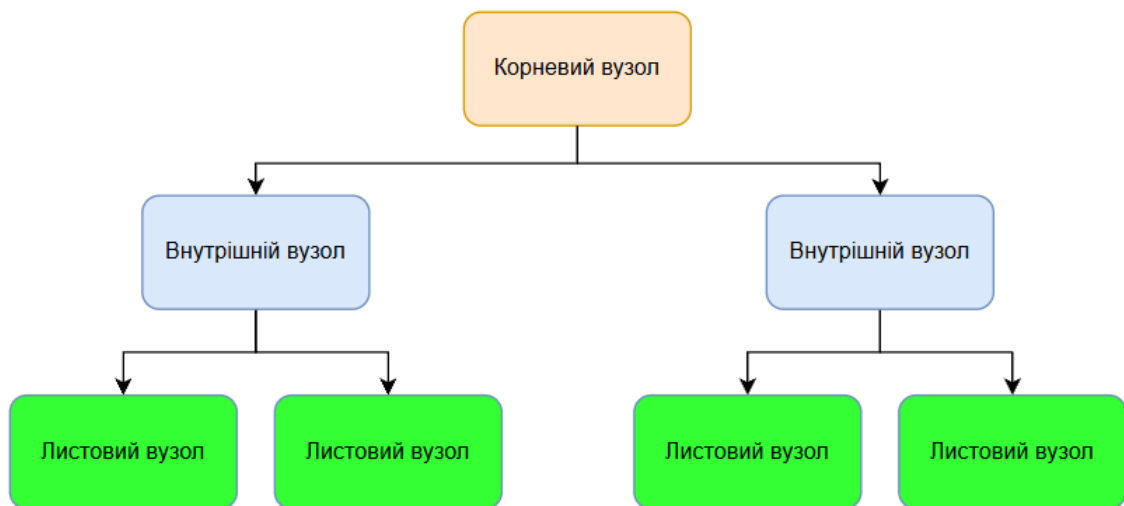


Рисунок 2.4 – Структура дерева рішень

З рисунку 2.4 видно, що дерево рішень починається з кореневого вузла, який не має вхідних гілок. Від нього відходять вихідні гілки, що ведуть до внутрішніх вузлів, також відомих як вузли прийняття рішень. Внутрішні та кореневий вузли аналізують доступні ознаки, розподіляючи дані на однорідні підгрупи. Ці підгрупи представлені листовими вузлами, які відображають усі можливі результати у вибірці.

Метод випадкового лісу (Random Forest) – це алгоритм ансамблевого навчання, який поєднує прогнози кількох дерев рішень для підвищення точності та стабільності результатів і застосовується як для класифікації, так і для регресії.

Процес починається з Bootstrap-вибірки, під час якої випадкові рядки даних обираються із заміщенням для формування унікальних навчальних наборів для кожного дерева. Потім проводиться вибірка ознак – кожне дерево будується лише на основі випадкової підмножини характеристик, що забезпечує різноманітність моделей.

Після тренування кожне дерево формує прогноз, а для регресійних завдань остаточне передбачення визначається як середнє значення прогнозів усіх дерев [26]. На рисунку 2.5 видно логіку роботи алгоритму випадкового лісу.

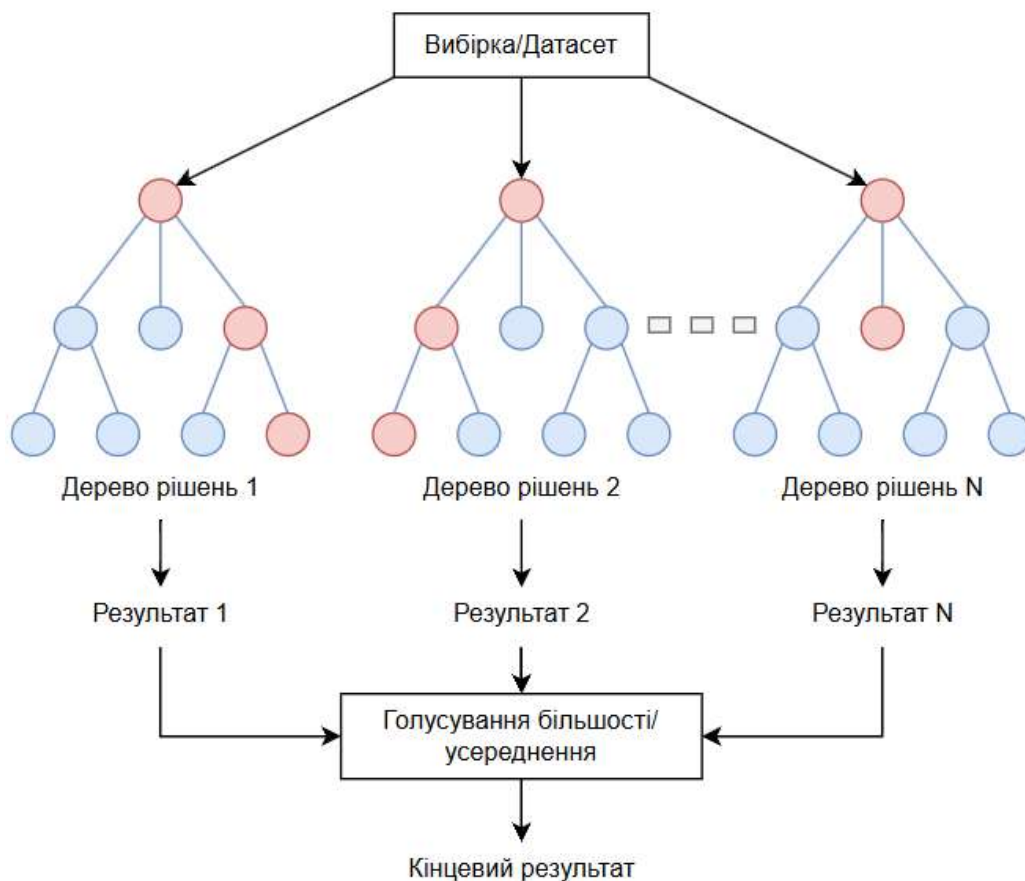


Рисунок 2.5 – Логіка роботи алгоритму випадкового лісу

Метод опорних векторів (МОВ) – алгоритм, який використовується для розв’язання задач класифікації та регресії. Хоча МОВ може застосовуватися для регресійних задач, його основною сферою використання є класифікація.

Метою МОВ є знаходження оптимальної гіперплощини в N-вимірному просторі, яка розділяє дані на різні класи. Алгоритм прагне максимально збільшити відстань (відступ) між найближчими точками різних класів, що забезпечує кращу узагальнену здатність моделі [27].

Математичне представлення гіперплощини, яка розділяє дані на різні класи можливо описати формулою [28]:

$$wx + b = 0, \quad (2.3)$$

де  $w$  – ваговий вектор;

$x$  – вхідний вектор;

$b$  – зміщення.

На рисунку 2.6 представлено класифікацію на два класи за допомогою методу опорних векторів.

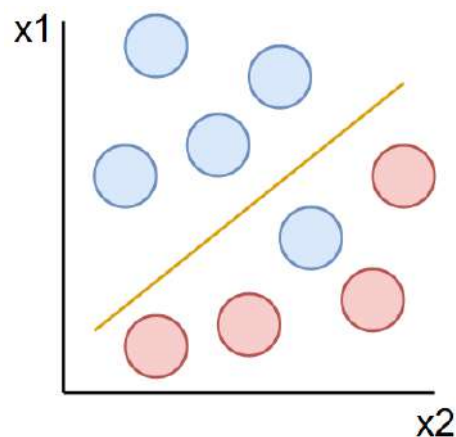


Рисунок 2.6 – Класифікація за допомогою методу опорних векторів

Метод  $k$  найближчих сусідів – здійснює прогнозування, оцінюючи близькість точки даних до інших. Завдяки своїй простоті та ефективності, він широко застосовується як для класифікації, так і для регресії.

Спочатку алгоритм визначає  $K$  найближчих сусідів до вхідної точки на основі відстані між ними. У випадку класифікації алгоритм присвоює точці даних клас,

який є найпоширенішим серед її  $K$  сусідів. Для регресії прогнозоване значення обчислюється як середнє або зважене середнє значень цільової змінної сусідів [29].

На рисунку 2.7 показано роботу алгоритму  $k$  найближчих сусідів.

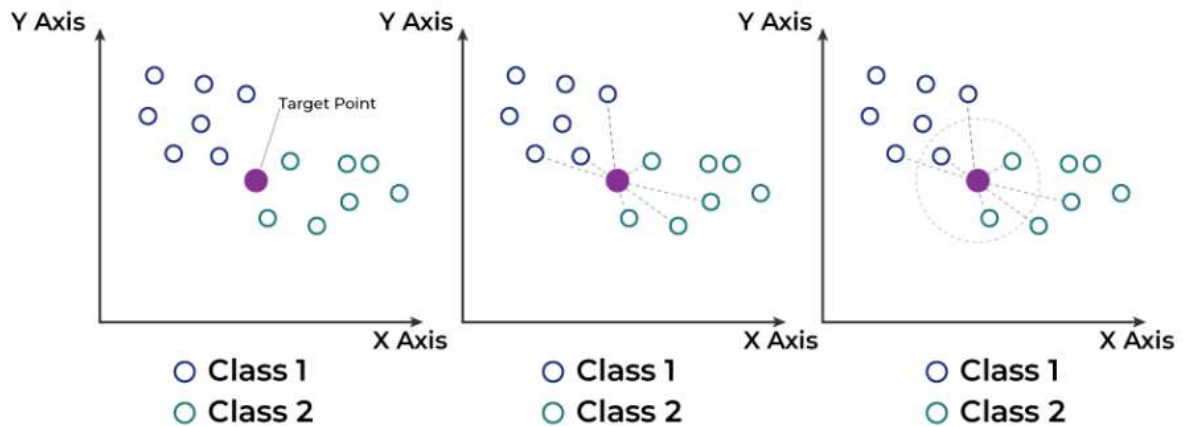


Рисунок 2.7 – Робота алгоритму  $k$  найближчих сусідів [30]

Градiєнтне пiдсилення (Gradient Boosting) – ансамблевий метод машинного навчання, який поєднує кiлька слабких моделей у єдину, бiльш точну та ефективну прогнозу модель. Зазвичай цi слабкi моделi представленi рiшеннями на основi дерев, тому такi алгоритми часто називають градiєнтно пiдсиленими деревами рiшень.

Алгоритм працює iтеративним способом, додаючи новi моделi послiдовно, при цьому кожна наступна модель спрямована на виправлення помилок попереднiх. Остаточне передбачення формується як сума прогнозiв усiх окремих моделей [31].

Градiєнтне пiдсилення поєднує метод градiєнтного спуску та метод пiдсилення, що вiдображено в його назвi.

Такий пiдхiд дозволяє оптимiзувати будь-якi диференцiйованi функцiї втрат, що робить його ефективним для вирiшення складних завдань регресiї та класифiкацiї. У регресiї кiнцевий прогноз є середнiм значенням усiх слабких моделей, а в класифiкацiї пiдсумковий результат визначається як клас, який отримав найбiльшу кiлькiсть голосiв вiд окремих моделей.

На рисунку 2.8 показано роботу алгоритму градієнтного підсилення для завдання регресії.

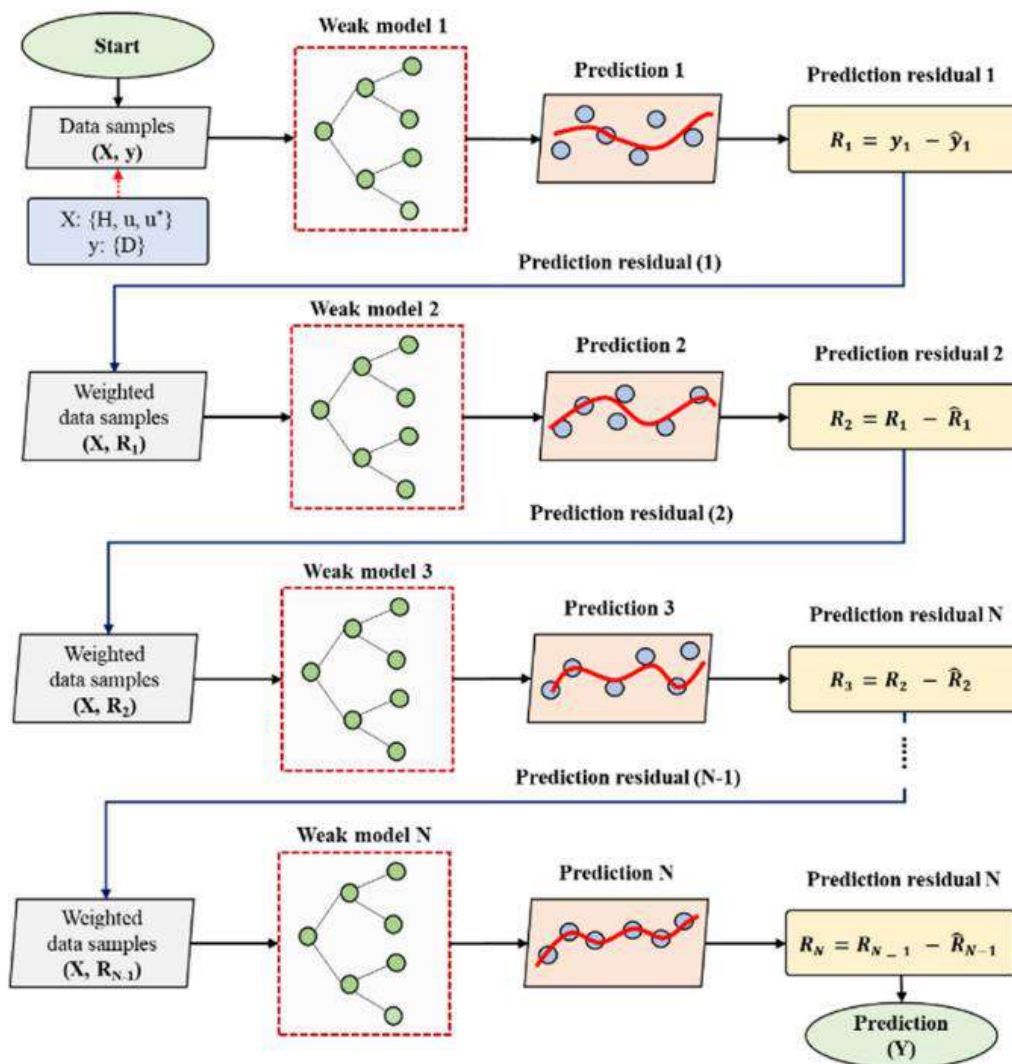


Рисунок 2.8 – Робота алгоритму градієнтного підсилення (Gradient Boosting) для завдання регресії [32]

Наївний алгоритм Байєса (Naive Bayes) – це сімейство алгоритмів машинного навчання, засноване на застосуванні теореми Байєса, яке використовується для класифікаційних завдань. Його називають "наївним", оскільки він припускає, що всі ознаки є незалежними одна від одної, що рідко буває в реальних даних, але цей підхід часто працює досить ефективно [33].

На основі навчальних даних алгоритм обчислює ймовірність належності нового об'єкта до того чи іншого класу, використовуючи формулу Байєса [34; 35].

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \times P(A)}{P(B)}, \quad (2.4)$$

де  $P(A|B)$  – ймовірність того, що об'єкт належить до класу  $A$ , за умови, що відомі його ознаки  $B$ ;

$P(B|A)$  – ймовірність отримати набір ознак  $B$  для класу  $A$ ;

$P(A)$  – апіорна ймовірність класу  $A$ ;

$P(B)$  – ймовірність отримати набір ознак  $B$  незалежно від класу.

На рисунку 2.9 показано логіку роботи наївного алгоритму Байєса.

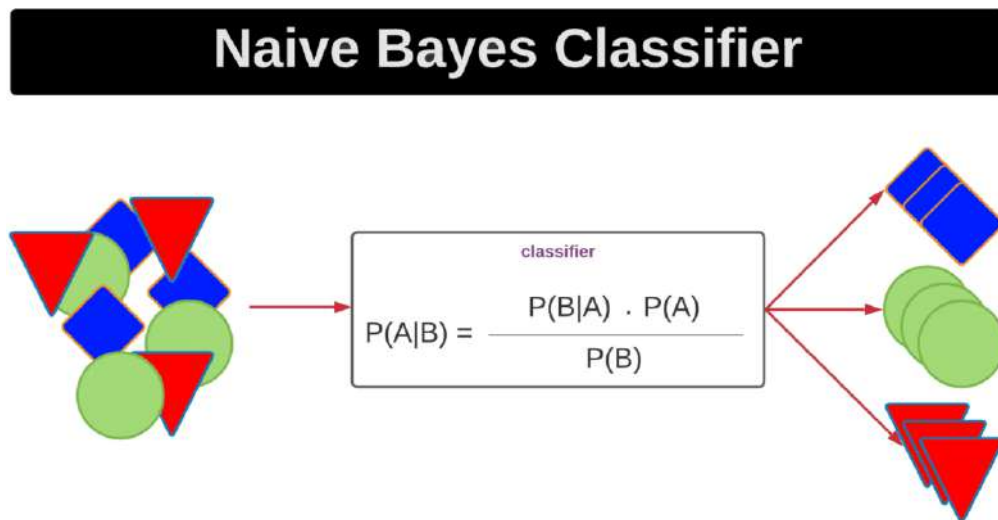


Рисунок 2.9 – Робота наївного алгоритму Байєса (Naive Bayes) для завдання класифікації [36]

Другий тип – неконтрольоване навчання є типом машинного навчання, який працює з даними, що не містять міток або попередньо визначених категорій. Це означає, що дані не мають заздалегідь присвоєних позначок або класифікацій, і мета такого навчання – виявити схеми та зв'язки в даних без явного керівництва [37].

Процес неконтрольованого навчання передбачає, що машина працює з неструктурованою інформацією, яка не була класифікована, і дозволяє алгоритму самостійно здійснювати аналіз, не отримуючи конкретних вказівок. Завдання

машини – класифікувати або групувати дані за схожістю, шаблонами чи відмінностями, без попереднього навчання.

На відміну від підходу з наявністю чітких відповідей, коли модель навчається за прикладами з правильними результатами, у неконтрольованому навчанні алгоритм самостійно досліджує та виявляє закономірності у невпорядкованих, немаркованих даних. Такий підхід широко використовується у системах персоналізованих рекомендацій: наприклад, аналізуючи попередні покупки користувача, система самостійно формує добірку товарів, які можуть його зацікавити. Схожа логіка застосовується й на медіаплатформах на кшталт YouTube, де користувачам пропонуються відео, пов'язані зі змістом їхніх попередніх переглядів. У випадку з пошуковими системами, як-от Google, результати видачі адаптуються до індивідуальних історій пошуків, що дозволяє формувати унікальний та максимально релевантний досвід для кожного користувача. На рисунку 2.10 представлено процес неконтрольованого навчання.

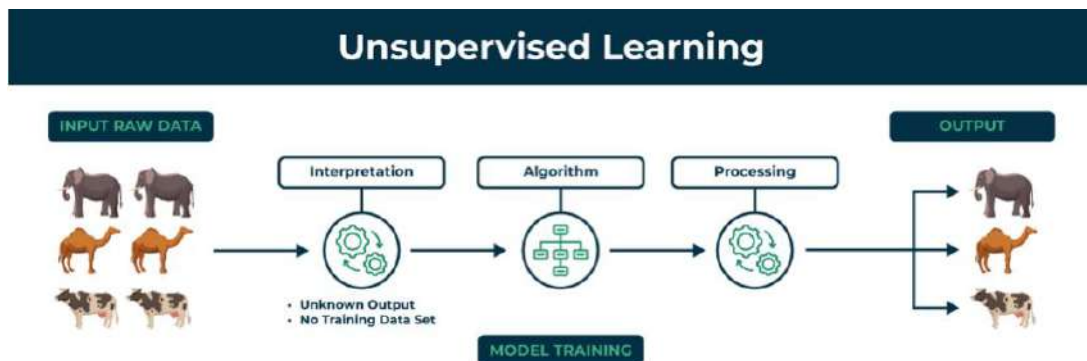


Рисунок 2.10 – Процес неконтрольованого машинного навчання

Неконтрольоване машинне навчання застосовується до таких типів завдань, як кластеризація, навчання асоціативних правил та зниження розмірності [38].

Кластеризація – це метод аналізу даних, який об'єднує немарковані дані в групи на основі їхніх подібностей або відмінностей. Кластеризаційні алгоритми дозволяють обробляти необроблені, некласифіковані дані та формувати з них групи, що відображають певні структури або закономірності.

Навчання асоціативних правил – це метод, який ґрунтується на виявленні зв'язків між змінними у великих базах даних. Його метою є знаходження стійких залежностей у вибірці за допомогою таких показників, як довіра (confidence) або підйом (lift).

Асоціативне правило має вигляд виразу  $X \rightarrow Y$ , де  $X$  і  $Y$  є окремими наборами елементів. Наприклад, у контексті споживчої поведінки можна виявити правило {Підгузки}  $\rightarrow$  {Пиво}, що означає: покупці, які купують підгузки, часто купують і пиво [39];

Зниження розмірності – це метод представлення набору даних з меншою кількістю ознак (вимірів), зберігаючи при цьому ключові властивості вихідних даних. Це передбачає видалення нерелевантних або надлишкових ознак, а також зменшення шуму в даних, що дозволяє створити модель із меншою кількістю змінних. Зменшення розмірності охоплює різні методи вибору ознак та стиснення даних, які застосовуються під час попередньої обробки. Незважаючи на різницю в підходах, усі ці методи спрямовані на перетворення високовимірних просторів у низьковимірні шляхом вилучення або комбінування змінних [40].

Описані типи завдань використовують відповідні основні алгоритми як: метод середніх  $k$ , априорі алгоритм, метод головних компонент.

Метод середніх  $k$  (K-means Clustering) – це метод, що дозволяє організувати дані в групи на основі їхньої схожості.

Алгоритм починається з випадкового вибору кількох центральних точок, званих центроїдами. Потім кожен елемент даних присвоюється найближчому центроїду, що формує кластер. Після того, як всі елементи будуть призначені до кластерів, центроїди оновлюються шляхом обчислення середнього значення для всіх точок у кожному кластері. Цей процес повторюється, поки центроїди не стабілізуються, утворюючи остаточні кластери [41].

На рисунку 2.11 показано результати кластеризації за допомогою методу середніх  $k$  (K-means Clustering).

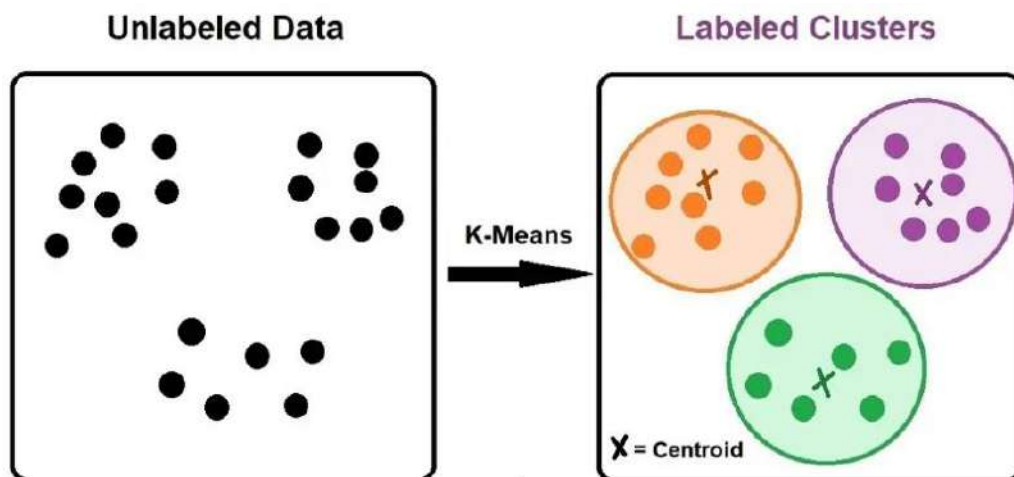


Рисунок 2.11 – Результат роботи методу середніх  $k$  (K-means Clustering) [42]

Алгоритм Аргіогі – використовує часті набори елементів для генерування асоціативних правил і призначений для роботи з базами даних, що містять транзакції. За допомогою цих асоціативних правил алгоритм визначає, наскільки сильно чи слабо пов'язані два об'єкти. Він застосовує пошук в ширину та деревоподібну структуру хешування для ефективного обчислення асоціацій між наборами елементів [43].

Алгоритм працює наступним чином [44]:

Спочатку алгоритм сканує набір даних, щоб визначити окремі елементи (1-елементи) та їх частоти. Потім встановлюється мінімальний поріг підтримки, який визначає, чи буде набір елементів вважатися частим.

Після того, як часті 1-елементні групи (окремі елементи) визначені, алгоритм генерує кандидати 2-елементних груп, комбінуючи часті елементи. Цей процес продовжується ітераційно, формуючи більші набори елементів ( $k$ -елементні групи), поки не знайдуться нові часті групи.

Алгоритм використовує техніку обрізання, засновану на властивості Аргіогі, яка стверджує, що якщо набір елементів рідкісний, то всі його супери (більші набори) також будуть рідкісними. Це значно зменшує кількість комбінацій, які потрібно оцінити.

Після визначення частих наборів елементів алгоритм генерує асоціативні правила, які демонструють, як елементи пов'язані між собою, використовуючи такі метрики, як підтримка, довіра та підйом для оцінки сили цих зв'язків.

На рисунку 2.12 показано приклад роботи алгоритму відповідно до описаних раніше кроків.

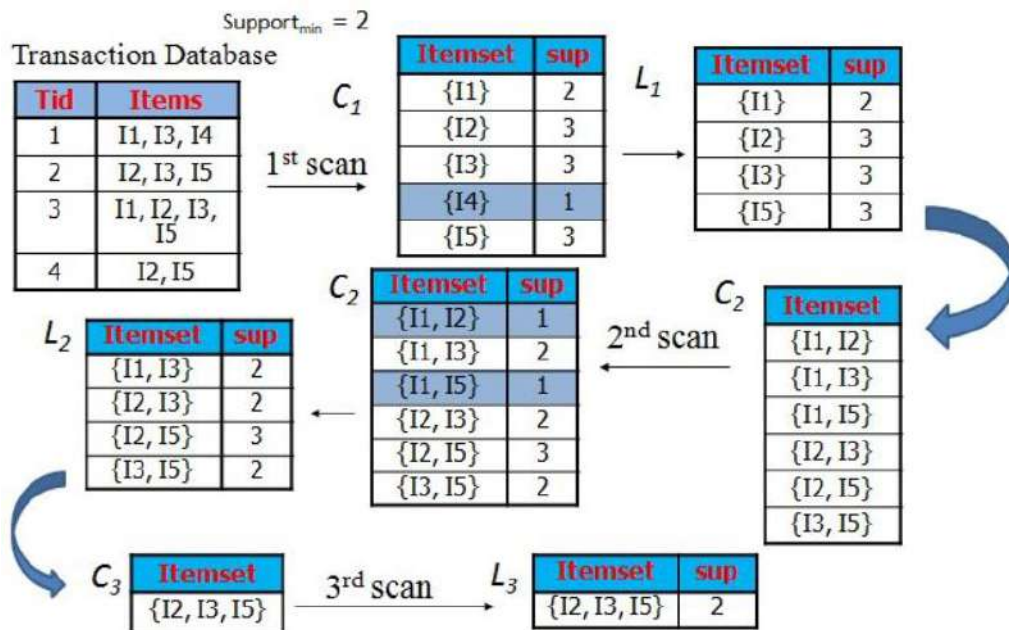


Рисунок 2.12 – Приклад роботи алгоритму Apriori [45]

Метод головних компонент(Principal Component Analysis (МГК)) – МГК зменшує складність великих наборів даних, підсумовуючи їх інформацію в менший набір некорельованих змінних, відомих як головні компоненти. Ці компоненти є лінійними комбінаціями оригінальних змінних, що вибираються через їх здатність захоплювати найбільшу варіативність порівняно з іншими комбінаціями, таким чином зберігаючи максимальну кількість інформації з оригінального набору даних.

Метод спирається на лінійну алгебру та матричні операції для трансформації набору даних у нову систему координат, організовану навколо цих головних компонентів. Власні вектори та власні значення, отримані з ковариаційної матриці, є ключовими в цьому процесі, дозволяючи аналізувати ці трансформації.

У МГК обчислюються дві основні компоненти: перша головна компонента (PC1) і друга головна компонента (PC2) [46].

На рисунку 2.13 зображено трансформацію даних за допомогою методу головних компонент (МГК).

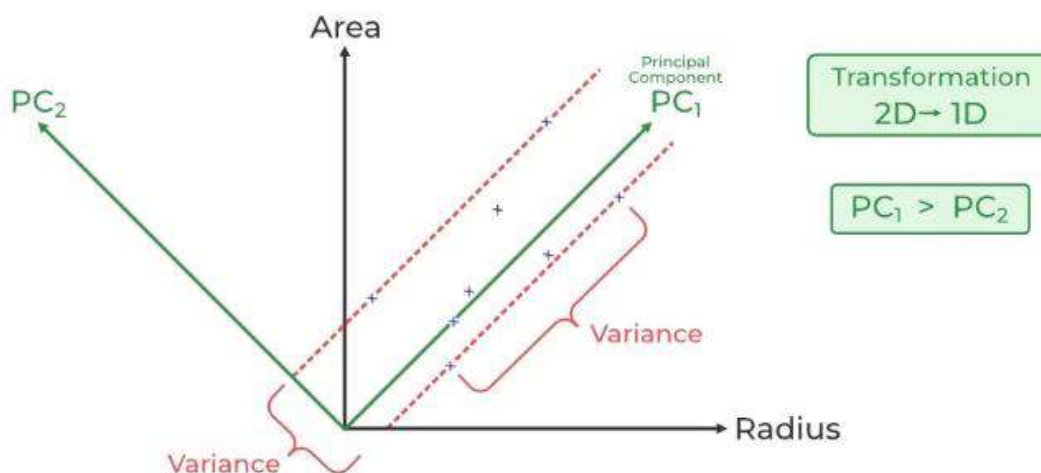


Рисунок 2.13 – Трансформація даних за допомогою методу головних компонент (МГК) [47]

Що стосується машинного навчання з підкріпленням, то воно є специфічною формою навчання з учителем, де роль «вчителя» виконує середовище, що взаємодіє з агентом. Агент (машина) не має попередньої інформації про середовище, але може виконувати різні дії. Середовище реагує на ці дії, надаючи агенту зворотний зв'язок, що дозволяє йому вдосконалювати свої стратегії. Це підходить для вирішення складних завдань, таких як навігація роботів, які вчаться уникати перешкод шляхом досвіду, або для логістичних задач, де машини планують маршрути і складають графіки на основі отриманого зворотного зв'язку.

На рисунку 2.14 показано процес машинного навчання з підкріпленням.

У даному типі машинного навчання виділяють два підкласи: навчання основане на моделях та безмодельне навчання.

Навчання основане на моделях – це підхід, при якому агент створює внутрішню модель динаміки середовища. Ця модель дозволяє прогнозувати майбутні стани, оцінювати можливі винагороди та ефективно оптимізувати вибір дій [48].

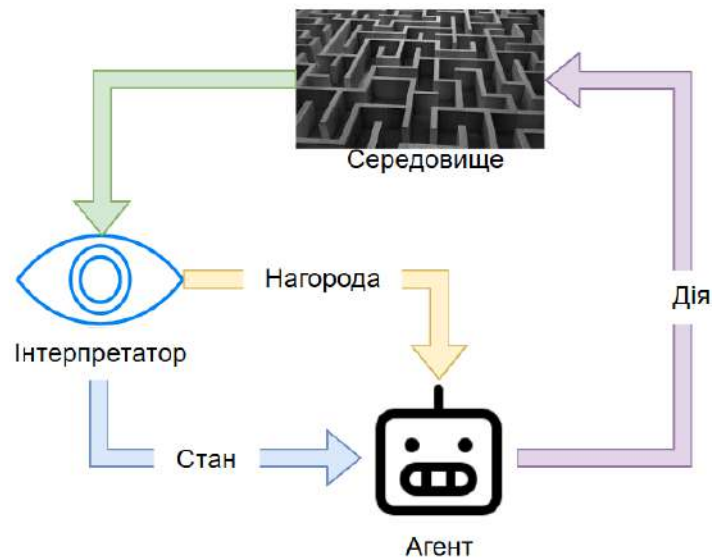


Рисунок 2.14 – Процес машинного навчання з підкріпленням

Безмодельне навчання – це підхід, у якому агент навчається виключно на основі власного досвіду, без використання моделі динаміки середовища. У цьому випадку стратегія або функція цінності формується на основі отриманих винагород і спостережених переходів між станами [49].

Серед алгоритмів, які належать до даних підкласів виділяють алгоритм пошук по дереву Монте-Карло та Q-Learning.

Q-Learning – це алгоритм, який визначає оптимальну політику вибору дій для кінцевого марківського процесу прийняття рішень. Він дозволяє агенту навчатися шляхом багаторазової взаємодії з середовищем, навіть якщо його модель невідома, з метою максимізації загальної винагороди в довгостроковій перспективі [50].

Q-значення відображають очікувану винагороду за виконання певної дії у конкретному стані. Вони поступово оновлюються за допомогою правила оновлення, а агент переміщується між станами, виконуючи дії та отримуючи відповідні винагороди, в залежності від Q-значення. Процес триває до досягнення термінального стану, після чого епізод завершується. Оновлення Q-значень відбувається за формулою [51]:

$$Q(S,A) \leftarrow Q(S,A) + \alpha(R + \gamma Q(S',A') - Q(S,A)), \quad (2.5)$$

де  $S$  – поточний стан;

$A$  – виконана дія;

$S'$  – наступний стан після виконання дії;

$A'$  – найкраща дія у стані  $S'$ ;

$R$  – отримана винагорода за виконання дії  $A$  у стані  $S$ ;

$\alpha$  – коефіцієнт навчання, що контролює, наскільки нова інформація впливає на старі  $Q$ -значення;

$\gamma$  – коефіцієнт дисконтування, що визначає баланс між негайними та майбутніми винагородами.

Пошук по дереву Монте-Карло (Monte Carlo Tree Search) – це метод пошуку в дереві рішень, який поєднує дослідження нових варіантів та використання накопичених знань для прийняття оптимальних рішень. Він застосовує випадкове моделювання у вигляді симуляцій і поступово збирає статистичні дані про дії, що дозволяє покращувати вибір на кожній наступній ітерації [52].

На відміну від повного перебору всіх можливих варіантів, алгоритм аналізує лише певну частину дерева, визначаючи, які його розгалуження є найбільш перспективними. Алгоритм використовує симуляції, у яких випадковим чином відтворює послідовність дій від поточного стану до кінцевого, після чого оновлює статистику вузлів, що були залучені до цього процесу. Після серії таких симуляцій вибирається стан, який має найкраще середнє значення виграшу, що дозволяє алгоритму ефективно звужувати простір пошуку та приймати зважені рішення.

Описану логіку та кроки роботи алгоритму показано на рисунку 2.15.

При виборі алгоритмів для створення методу прогнозування та оптимізації електроспоживання також потрібно проаналізувати алгоритми глибокого навчання, оскільки вони демонструють високу ефективність у розпізнаванні складних закономірностей у великих наборах даних.

Глибоке навчання (Deep Learning) відрізняється від класичного машинного навчання (Machine Learning) кількома ключовими аспектами, зокрема способом обробки даних, необхідністю в ручній інженерії ознак, масштабованістю та здатністю автоматично знаходити складні закономірності.

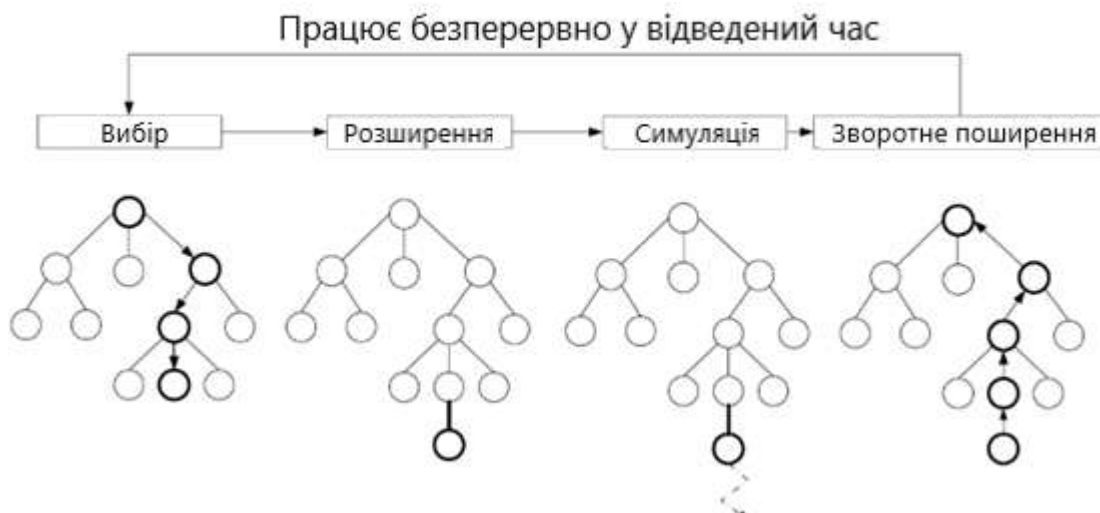


Рисунок 2.15 – Кроки та логіка роботи алгоритму пошуку по дереву Монте-Карло [53]

По-перше, класичні алгоритми машинного навчання, такі як лінійна регресія, метод опорних векторів (МОВ) або дерева рішень, часто потребують значного попереднього аналізу та інженерії ознак. Це означає, що дослідник має вручну визначити найбільш важливі характеристики даних перед навчанням моделі. Наприклад, для прогнозування електроспоживання можуть знадобитися такі параметри, як середня температура, час доби чи історичні дані про використання енергії.

На відміну від цього, глибокі нейронні мережі здатні автоматично витягати релевантні ознаки без потреби в ручному налаштуванні. Наприклад, згорткові нейронні мережі (ЗНМ) самостійно знаходять важливі шаблони в даних, тоді як рекурентні мережі (РНМ, LSTM) враховують часову залежність у послідовностях [54].

По-друге, глибоке навчання вимагає значно більшої кількості даних, ніж класичні методи машинного навчання. Це пов'язано з тим, що глибокі моделі мають тисячі або навіть мільйони параметрів, які потребують оптимізації. Якщо класичні алгоритми добре працюють на невеликих наборах даних, то глибокі моделі стають ефективнішими при використанні великих масивів інформації [55].

По-третє, обчислювальна складність глибоких моделей значно вища. Глибоке навчання вимагає використання графічних процесорів або тензорних обчислювальних пристроїв, оскільки процес навчання передбачає виконання великої кількості матричних операцій. Натомість класичні алгоритми можуть бути запуснені на звичайному процесорі та навчатися швидше, особливо на невеликих наборах даних.

На рисунку 2.16 показано різницю у структурі між класичним та глибоким машинним навчанням.

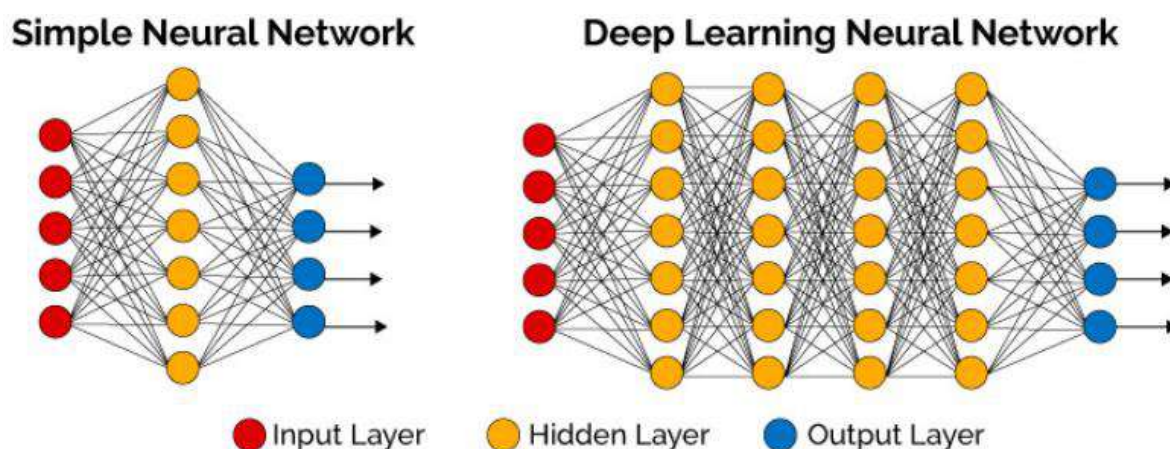


Рисунок 2.16 – Різниця між класичним та глибоким машинним навчанням [56]

Нарешті, пояснюваність результатів є ще однією важливою відмінністю. Методи класичного машинного навчання, такі як рішення дерев або регресійні моделі, забезпечують певний рівень інтерпретованості результатів, що дозволяє аналізувати, як кожен фактор впливає на кінцевий прогноз. У той же час глибокі нейронні мережі є так званими "чорними ящиками", і розуміння їх внутрішньої роботи є складним завданням. Однак існують методи пояснення глибоких моделей, такі як SHAP або LIME [57].

Таким чином, вибір між класичним машинним навчанням і глибоким навчанням залежить від особливостей задачі: обсягу даних, необхідності інтерпретації результатів, доступних обчислювальних ресурсів і складності патернів у даних.

У глибокому навчанні виділяють такі архітектури та алгоритми нейронних мереж [58]:

Згорткова нейронна мережа (ЗНМ) – спеціалізується на обробці даних, що мають ґратоподібну структуру. Завдяки згортковим шарам відмінно підходить для розпізнавання зображень і відео, класифікації зображень, а також застосовуються у сфері медичної візуалізації.

Нейронна мережа складається з кількох шарів: вхідного, згорткового, об'єднуючого та повнозв'язаного шарів. Згортковий шар використовує фільтри для виділення ознак із вхідного зображення, об'єднуючий шар зменшує розмірність для зниження обчислювальних витрат, а повнозв'язаний шар здійснює остаточне передбачення. Навчання мережі відбувається шляхом оптимізації фільтрів за допомогою зворотного поширення помилки та градієнтного спуску [59].

На рисунку 2.17 зображено структуру та етапи роботи алгоритму.

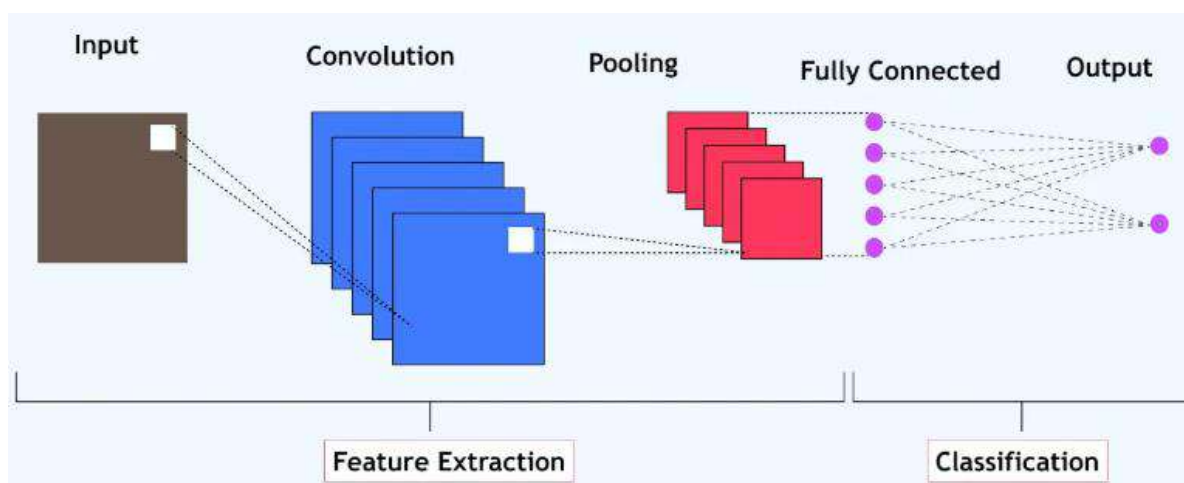


Рисунок 2.17 – Структура простої згорткової нейронної мережі [60]

Рекурентна нейронна мережа (РНМ) – це нейронна мережа, призначена для обробки послідовних або часових даних, що дозволяє будувати моделі машинного навчання для прогнозування або аналізу на основі послідовного введення.

Наприклад, РНМ може прогнозувати рівень повені на основі попередніх даних про рівень води, припливи та метеорологічні показники. Однак її

застосування не обмежується лише такими завданнями – рекурентні мережі також ефективні у вирішенні впорядкованих або часових задач [61].

Рекурентні нейронні мережі (РНМ) здатні "запам'ятовувати" попередню інформацію, передаючи вихідні дані одного кроку як вхідні для наступного. Це дозволяє моделі враховувати контекст попередніх подій та робити більш точні передбачення.

На рисунку 2.18 представлена базова архітектура РНМ, що демонструє механізм зворотного зв'язку, де вихідні значення передаються назад як вхідні для наступного тимчасового кроку [62].

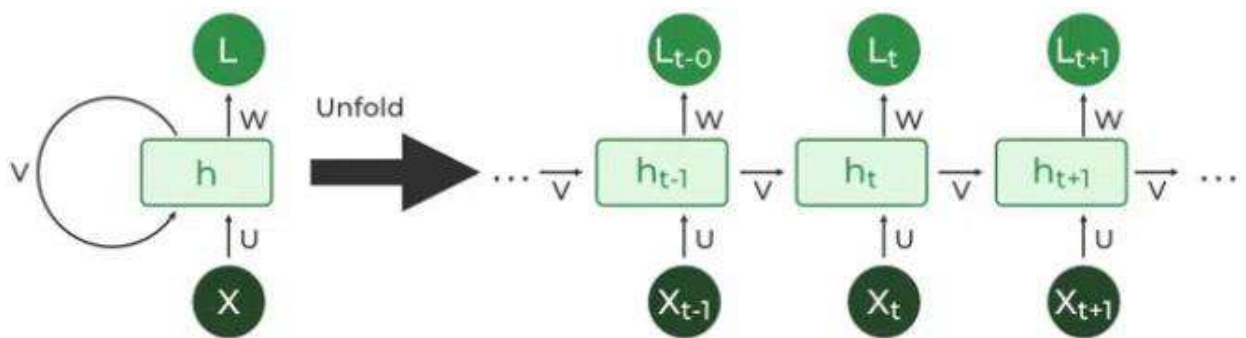


Рисунок 2.18 – Базова архітектура рекурентної нейронної мережі [62]

Далі продовжувати описувати типи та алгоритми глибокого навчання не варто, адже було розглянуто рекурентні нейронні мережі (РНМ) та згорткові нейронні мережі (ЗНМ), які є базовими архітектурами даного типу навчання. Інші типи нейромереж глибокого навчання здебільшого є їхніми похідними або поєднують їхні властивості для вирішення специфічних завдань. Наприклад, трансформери, які використовуються у природній мовній обробці, розвинули ідеї РНМ, усунувши їхні обмеження щодо довготривалої пам'яті. Автокодувальники та генеративні змагальні мережі також ґрунтуються на принципах ЗНМ для обробки складних даних, таких як зображення та відео.

При розробці методу прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів також доцільно розглянути метаевристичні алгоритми оптимізації, оскільки вони дозволяють ефективно знаходити наближені оптимальні

рішення в складних та динамічних системах. Оптимізація електроспоживання включає роботу з великою кількістю змінних, стохастичними факторами та нелінійними залежностями, що ускладнює застосування традиційних математичних методів.

Метаевристичні алгоритми, такі як генетичний алгоритм (ГА), оптимізація рою частинок (МРЧ) та імітація відпалу, мають перевагу над градієнтними методами, оскільки не потребують точного математичного опису системи та здатні уникати локальних мінімумів. Завдяки цьому вони можуть ефективно працювати в умовах неповної інформації та адаптуватися до змінних параметрів електроспоживання. Наприклад, МРЧ може бути використаний для динамічного керування розподілом енергії в реальному часі, а генетичний алгоритм дозволяє знаходити оптимальні стратегії енергозбереження, зважаючи на попередні історичні дані та прогнозоване навантаження.

Ще однією важливою перевагою є можливість паралельного виконання багатьох метаевристичних алгоритмів, що дозволяє значно прискорити процес знаходження ефективних рішень. Імітація відпалу та диференційна еволюція можуть використовуватися для оптимізації параметрів енергомережі в умовах динамічних змін споживання. Оскільки енергетичні системи часто працюють в умовах невизначеності, такі методи дозволяють швидко адаптувати моделі до нових даних, забезпечуючи більш ефективне управління ресурсами.

Таким чином, застосування метаевристичних алгоритмів у прогнозуванні та оптимізації електроспоживання є виправданим через їхню здатність до глобальної оптимізації, адаптації до змін та ефективного опрацювання великих обсягів даних.

До метаевристичних алгоритмів належать такі типи як: еволюційні алгоритми, алгоритми основані на природі, алгоритми основані на рої, алгоритми основані на траєкторії.

Еволюційні алгоритми – базуються на принципах природного відбору та адаптації, що дозволяє їм ефективно знаходити оптимальні рішення в складних задачах, зокрема у сфері енергоспоживання. Вони добре працюють у випадках, коли аналітичні методи або традиційні алгоритми машинного навчання стикаються

з обмеженнями через велику кількість параметрів або відсутність чіткої математичної моделі [63].

Алгоритми основані на природі – це клас оптимізаційних методів, розроблених на основі принципів, спостережуваних у природних системах. Ці алгоритми надзвичайно ефективні у знаходженні оптимальних рішень для багатовимірних і багатомодальних задач, де традиційні алгоритми можуть бути малоефективними [67].

Алгоритми основані на рої – це алгоритми, які імітують колективну поведінку групи агентів або біологічних систем, таких як мурахи, бджоли, птахи чи риби. Вони використовують взаємодію між агентами для пошуку оптимальних рішень у складних задачах. Основний принцип цих алгоритмів полягає у самостійній адаптації агентів до середовища без централізованого управління.

Алгоритми основані на траєкторії – це методи оптимізації, які досліджують простір пошуку за допомогою єдиної кандидатної розв’язкової траєкторії. Вони поступово змінюють поточне рішення відповідно до певних правил оновлення, уникаючи збереження та управління великою кількістю розв’язків, як це відбувається в популяційних алгоритмах (наприклад, еволюційних або ройових підходах) [68].

На рисунку 2.19 показано описані типи та всі алгоритми, які належать до метаевристичних алгоритмів оптимізації.

Відповідно, потрібно розглянути алгоритми кожного типу метаевристичної оптимізації, для розуміння їх логіки роботи та можливості застосування при створенні методу прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів.

Генетичний алгоритм (ГА) – це метод розв’язання як обмежених, так і необмежених задач оптимізації, заснований на принципах природного добору, що є рушійною силою еволюції. Він поступово змінює популяцію можливих рішень, де на кожному етапі обираються найкращі особини, які стають батьківськими для створення нового покоління. З кожною ітерацією популяція пристосовується та наближається до оптимального рішення [65].

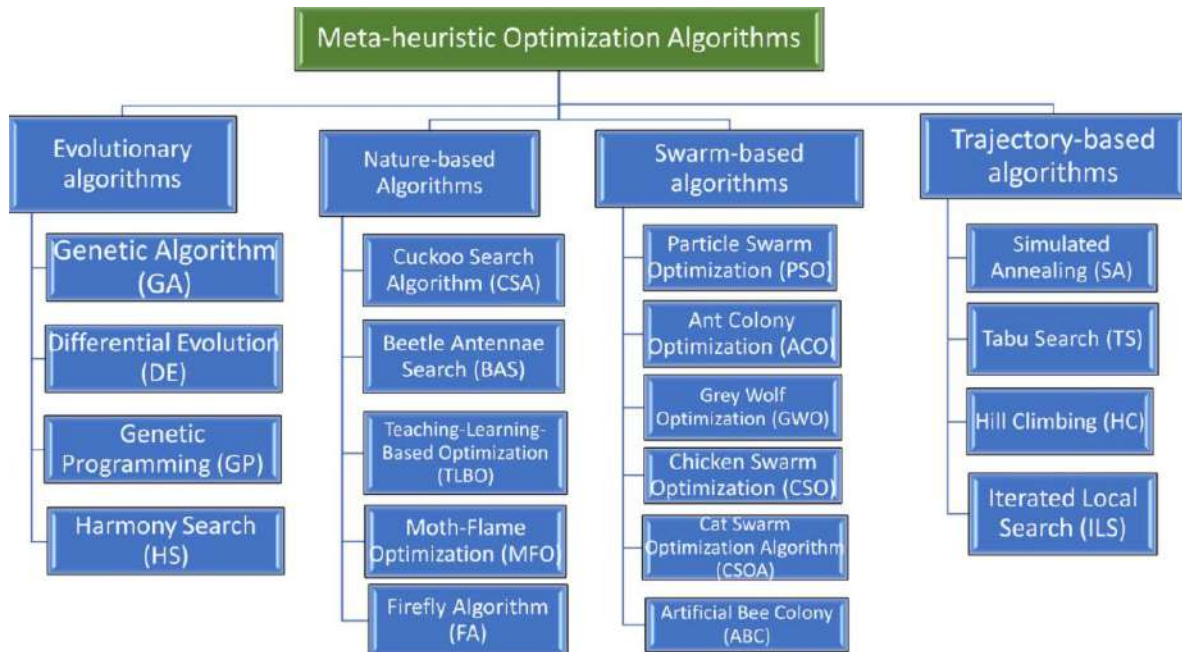


Рисунок 2.19 – Метаеврестичні алгоритми оптимізації [64]

На рисунку 2.20 показано логіку роботи генетичного алгоритму.

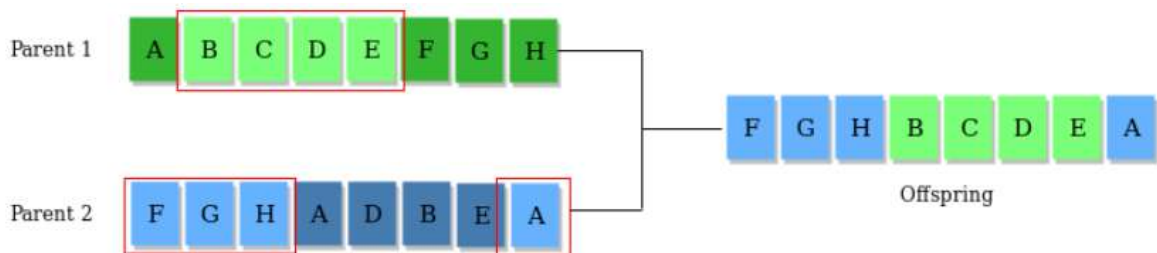


Рисунок 2.20 – Створення потомства генетичним алгоритмом [66]

Алгоритм Зозулі – цей алгоритм є методом оптимізації, натхненим репродуктивною поведінкою птахів виду зозуля. Він розроблений для знаходження глобального оптимуму заданої цільової функції з кількома обмеженнями. Алгоритм базується на принципі випадковості та не використовує похідні функції під час оптимізації. Він працює з популяцією кандидатів на рішення, які представлені у вигляді гнізд, і застосовує стохастичний підхід для дослідження простору рішень. Процес оптимізації включає випадковий вибір гнізда зозулі як початкової точки, після чого виконується стохастичний пошук кращого рішення [69].

На рисунку 2.21 показано логіку роботи алгоритму Зозулі.

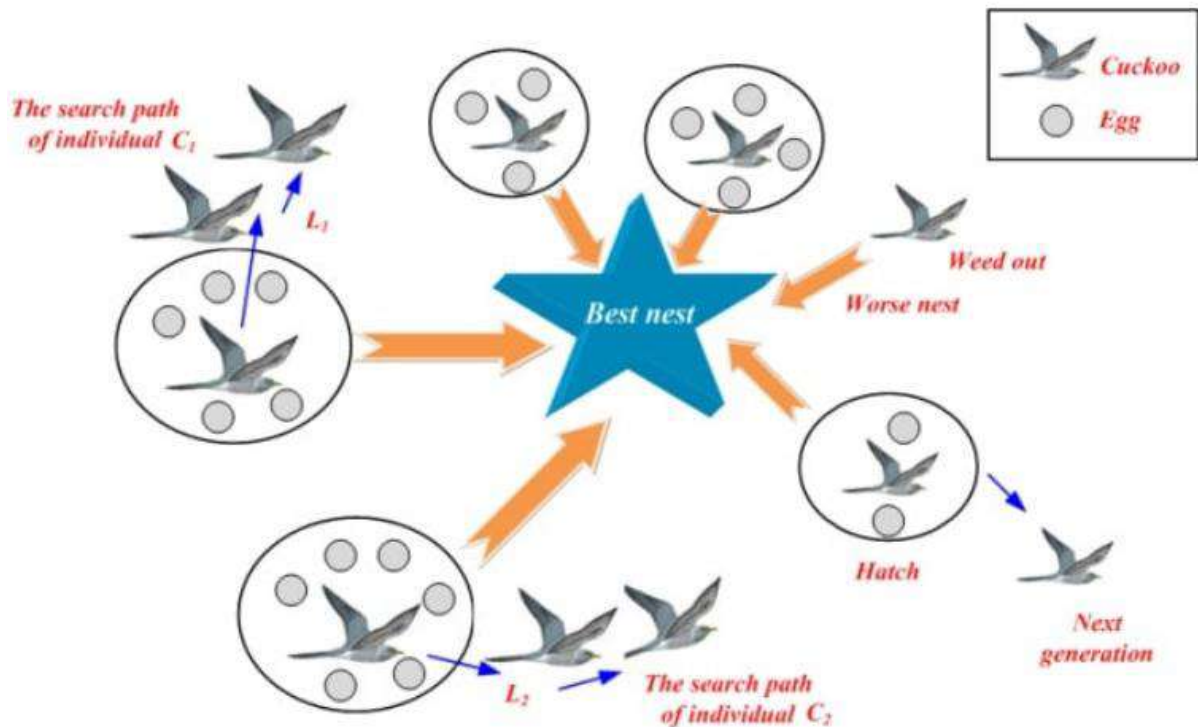


Рисунок 2.21 – Логіка роботи алгоритму Зозулі [70]

Метод рою часток (МРЧ) – це обчислювальна методика, натхненна колективною поведінкою природних організмів, таких як птахи або риби, що рухаються разом для досягнення спільної мети. У МРЧ група часток, які представляють потенційні рішення, досліджує простір можливих рішень, щоб знайти найкращий варіант. Кожна частка коригує свою позицію, орієнтуючись на власне найкраще знайдене рішення (особистий оптимум) і найкраще рішення, виявлене всім роєм (глобальний оптимум). Така спільна взаємодія дозволяє часткам поступово зближуватися до оптимального рішення з кожною ітерацією. МРЧ широко застосовується в різних галузях для вирішення задач оптимізації, ефективно використовуючи принцип колективного інтелекту для дослідження складних просторів рішень [71].

На рисунку 2.22 проведено аналіз алгоритму оптимізації рою часток на основі його формули оновлення швидкості частки.

## Аналіз Алгоритму Оптимізації Рою Часток

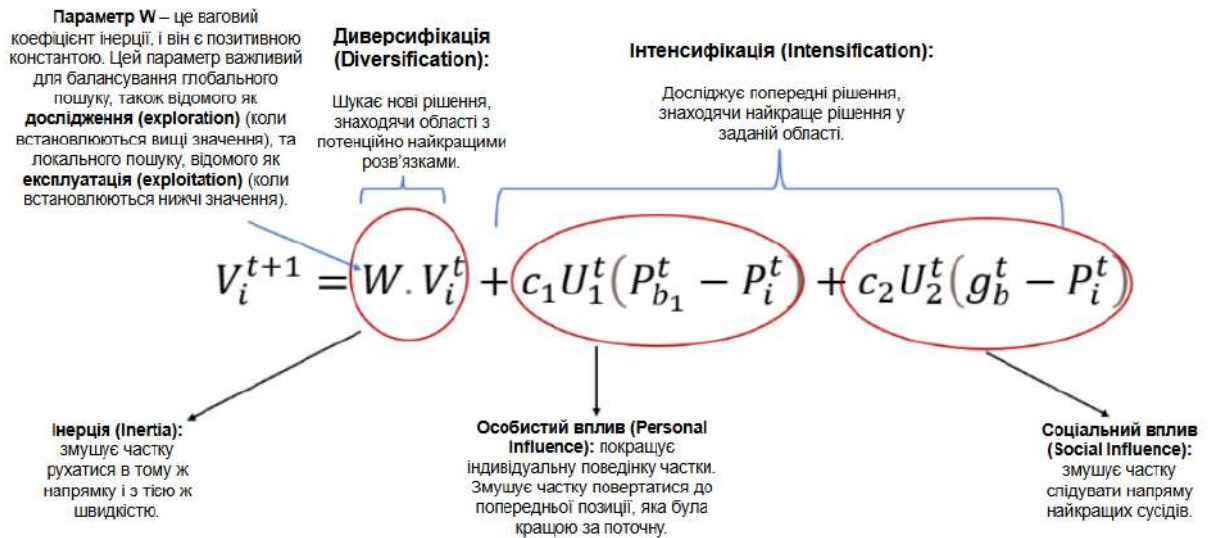


Рисунок 2.22 – Аналіз алгоритму оптимізації рою часток

Табу-пошук (ТП) є ітеративним методом пошуку в околі, де набір можливих сусідніх рішень змінюється динамічно. Він покращує локальний пошук, активно уникаючи повторного відвідування вже розглянутих точок у просторі рішень. Завдяки цьому алгоритм запобігає зацикленню пошукової траєкторії та дозволяє виходити з локальних оптимумів. Табу-пошук поєднує локальний пошук із механізмом пам'яті. Основна особливість цього методу – використання явної пам'яті, яка виконує дві функції: запобігає поверненню до вже відвіданих рішень і сприяє дослідженню нових, ще не досліджених областей простору рішень [72].

На основі аналізу описаних раніше у розділі 2.1 алгоритмів, можливо створити таблицю 2.1 (Додаток А), у якій описано їх доцільність використання при створенні методу прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів.

Після створення таблиці можливо провести аналіз алгоритмів, які є доцільними до застосування у методі і обрати найкращі, що представлено у таблиці 2.2 (Додаток Б).

З таблиці 2.2. видно, що для прогнозування електроспоживання найкращими є підходами для створення методу є градієнтне підсилення (XGBoost) та

рекурентна нейронна мережа (РНМ) через їхню здатність точно прогнозувати складні залежності у часових рядах.

Для оптимізації електроспоживання найефективнішими є генетичний алгоритм (ГА) та метод рою часток (МРЧ), оскільки вони добре працюють у багатопараметричних задачах та знаходженні оптимальних стратегій.

## 2.2 Моделювання предметної галузі на основі обраних алгоритмів машинного навчання

На основі аналізу алгоритмів у розділі 2.1, визначено найкращі алгоритми для створення методу прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів. Було прийнято рішення використовувати гібрид градієнтне підсилення (XGBoost) та рекурентної нейронної мережі (РНМ) для створення методу прогнозування електроспоживання, оскільки він поєднує потужність ансамблевого навчання для роботи з нерівномірними даними (XGBoost) та здатність працювати з часовими рядами (РНМ).

Для оптимізації електроспоживання найефективнішими є поєднання ГА і МРЧ, оскільки вони поєднують глобальний пошук оптимального рішення (ГА) із швидкою локальною оптимізацією (МРЧ), що дозволяє досягти ефективного розподілу енергоресурсів та мінімізації витрат.

Оптимізація електроспоживання передбачає мінімізувати загальне споживання електроенергії у житловому кварталі за певний період часу, враховуючи можливості регулювання роботи електроприладів. Функція цілі може бути визначена як:

$$\min E_{total} = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N P_{i,t} * \Delta t, \quad (2.6)$$

де  $E_{total}$  – загальне споживання електроенергії;

$P_{i,t}$  – потужність споживання пристрою  $i$  у момент часу  $t$ ;

$N$  – загальна кількість електроприладів;

$T$  – кількість дискретних моментів часу;

$\Delta t$  – тривалість кожного інтервалу.

Для коректної роботи також потрібно ввести певні обмеження, такі як мінімальна потужність для роботи пристроїв:

$$P_{i,min} \leq P_{i,t} \leq P_{i,max}, \quad (2.7)$$

де  $P_{i,min}$  – мінімальна потужність для роботи пристрою  $i$ ;

$P_{i,max}$  – потужність споживання пристрою  $i$  у момент часу  $t$ .

Також потрібно врахувати, що при вимкненні холодильнику на великий час, його вміст може зіпсуватися, а при вимкненні опалення – зменшиться температура, що спричинить незручності, тому для комфорту користувачів та уникнення фінансової шкоди, потрібно ввести обмеження на час, довше якого пристрої не можна вимикати:

$$\sum_{t=1}^T I_{i,t} \geq T_{min,i}, \quad (2.8)$$

де  $I_{i,t}$  – бінарна змінна (1 – якщо пристрій  $i$  увімкнений, 0 – вимкнений);

$T_{min,i}$  – мінімальний час роботи пристрою  $i$  за добу.

Метод мусить також забезпечувати гнучкість розкладу (переміщення навантаження), тобто ввімкнення пристроїв раніше або пізніше, задля уникнення перевантаження мережі. Для прикладу, ввімкнення пральної машини замість шостої години вечора о третій години ранку, допоможе не тільки розвантажити мережу, а й забезпечити фінансову економію за допомоги використання спеціального тарифу.

$$T_{start,i} \leq t \leq T_{end,i}, \quad (2.9)$$

де  $T_{start,i}$  та  $T_{end,i}$  – допустимий діапазон часу роботи пристрою  $i$ .

Обмеження загальної потужності визначено у рівнянні 2.10:

$$\sum_{t=1}^N P_{i,t} \leq P_{grid,t}, \quad (2.10)$$

де  $P_{grid,t}$  – доступна потужність мережі в момент  $t$ .

Наступний крок – ініціалізація популяції генетичним алгоритмом, де ініціалізація – це створення випадкової популяції можливих рішень, а кожне рішення це набір значень потужності  $P_{i,t}$ . Кожен індивід у популяції  $X^{(k)}$  представляє можливий розподіл потужності пристроїв:

$$X^{(k)} = \{P_{1,t}^{(k)}, P_{2,t}^{(k)}, \dots, P_{N,t}^{(k)}\}, \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (2.11)$$

де  $K$  – розмір популяції.

Далі проводимо оцінку рішень – кожне рішення оцінюється за допомогою фітнес-функції, що базується на мінімізації електроспоживання:

$$F(X^{(k)}) = E_{total}^{(k)}, \quad (2.12)$$

Генетичний алгоритм проводить відбір, тобто вибір кращих особин (рішення) через турнірний відбір або відбір за пропорційною пристосованістю для, а потім комбінує вибрані особини для створення нових рішень (схрещування).

Схрещування можна описати як:

$$X_{new} = \alpha X_{parent1} + (1 - \alpha) X_{parent2}, \quad (2.13)$$

де  $\alpha$  – випадковий коефіцієнт у діапазоні  $|0;1|$ .

Після цього проводимо мутацію – випадкове коригування гена заради знаходження кращого рішення.

$$P_{i,t}^{new} = P_{i,t} + rand(-\delta, \delta), \quad (2.14)$$

де  $\delta$  – максимальна амплітуда зміни.

Виконавши мутацію, алгоритм може повторити раніше описані кроки до поки не буде знайдено задовільного рішення.

Так як генетичний алгоритм (ГА) працює на глобальному рівні (глобальний пошук), шукаючи наближене оптимальне рішення, то метод рою часток (МРЧ) використовується для його точного налаштування. Тобто, кожне рішення (частинка) рухається у напрямку кращого власного та глобального кращого рішення (кращого можливого розподілу електроспоживання).

Оновлення позицій частинок алгоритму відбувається за формулою 2.15 [73]:

$$P_{i,t} = P_{i,t} + V_{i,t}, \quad (2.15)$$

де  $V_{i,t}$  – швидкість оновлення частинок.

Швидкість оновлення визначається, як було описано у розділі 2.1 [71]:

$$V_{i,t} = \omega V_{i,t} + c_1 r_1 (P_{best} - P_{i,t}) + c_2 r_2 (P_{global} - P_{i,t}), \quad (2.16)$$

де  $\omega$  – інерція (наскільки сильно частинка зберігає попередню швидкість);

$c_1, c_2$  – коефіцієнти впливу особистого та глобального досвіду;

$r_1, r_2$  – випадкові значення для додавання випадковості в навчанні;

$P_{best}$  – найкраще рішення частинки;

$P_{global}$  – найкраще знайдене рішення всіма частинками.

Після проходження генетичного алгоритму та методу рою часток можливо отримати оптимізований розподіл електроспоживання:

$$P_{i,t}^{opt} = \arg \min_{P_{i,t}} E_{total}, \quad (2.17)$$

Дане рішення дозволяє мінімізувати загальне електроспоживання, зберігаючи необхідний рівень роботи електроприладів, а застосовані обмеження допомагають зробити оптимізацію реалістичною та збалансованою.

З використанням гібридного підходу XGBoost + РНМ прогноз електроспоживання можна описати як функцію:

$$P'_{t+1} = f(P_t, P_{t-1}, \dots, P_{t-n}, X_t), \quad (2.18)$$

де  $P'_{t+1}$  – прогнозоване електроспоживання на момент  $t + 1$ ;

$P_t, P_{t-1}, \dots, P_{t-n}$  – історичні дані про електроспоживання;

$X_t$  – набір зовнішніх ознак (температура, вологість, день тижня тощо);

$f(\cdot)$  – функція моделі, яка здійснює прогноз (у даному випадку гібрид XGBoost + РНМ).

Частина методу для прогнозування складається з двох етапів: XGBoost прогнозує електроспоживання та генерує додаткові ознаки, а РНМ використовує ці ознаки для обробки часових залежностей.

XGBoost є ансамблевим методом, що використовує градієнтний бустинг, то його прогноз та генерація нових ознак описується рівнянням 2.19 [74]:

$$P'_t{}^{XGB} = \sum_{m=1}^M h_m(X_t), \quad (2.19)$$

де  $h_m(X_t)$  – окреме дерево в ансамблі, яку приймає вхідні фактори  $X_t$ ;

$M$  – загальна кількість дерев у моделі.

Окрім прогнозу  $P'_t{}^{XGB}$ , алгоритм XGBoost генерує додаткові ознаки (набір)  $F_t$ , які допомагають РНМ аналізувати динаміку:

$$F_t = g(X_t, P_t) = (P'_t{}^{XGB}, \text{feature importance}), \quad (2.20)$$

де  $P'_t{}^{XGB}$  – прогноз XGBoost;

*feature importance* – важливість ознак (для розуміння, які фактори впливали на прогноз).

Дані ознаки  $F_t$  передаються до РНМ, яка оновлює свій внутрішній прихований стан  $h_t$  на основі попереднього стану та нових даних, щоб покращити прогнозування.

Визначення прихованого стану  $h_t$  визначається за формулою 2.21 [98]:

$$h_t = \sigma(W_h h_{t-1} + W_x F_t + b_h), \quad (2.21)$$

де  $h_t$  – прихований стан (містить інформацію про минулі споживання);

$W_h, W_x$  – вагові матриці, які визначають, як враховуються попередній стан і нові ознаки;

$b_h$  – зміщення (bias);

$\sigma(\cdot)$  – функція активації (ReLU або tanh).

Далі можливо формувати прогноз на основі рекурентної нейронної мережі [75]:

$$P_t^{RNN} = W_y h_t + b_y, \quad (2.22)$$

де  $W_y, b_y$  – параметри вихідного шару, які перетворюють прихований стан у прогноз.

Оскільки в нас є два прогнози (XGBoost і РНМ), ми об'єднуємо їх у фінальний прогноз:

$$P_t^{Hybrid} = \alpha P_t^{XGB} + (1 - \alpha) P_t^{RNN}, \quad (2.23)$$

де  $\alpha$  – ваговий коефіцієнт, який визначає довіру XGBoost або РНМ (визначається експериментальним шляхом).

При ваговому коефіцієнті 0.0 довіра до XGBoost буде становити 0%, тобто для прогнозування буде використовуватись тільки РНМ, а при значенні коефіцієнта 1.0 – навпаки. Відповідно, при 0.5 буде надана рівна вага обом моделям.

Вибір оптимального  $\alpha$  залежить від тестування на затверджених даних, тобто потрібно запустити гібридну модель для різних значень вагового коефіцієнта і порівняти метрики точності, наприклад використовуючи середню абсолютну помилку (САП) та корінь середньоквадратичної помилки (СКП) [76]:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |P_t - P'_t|, \quad (2.24)$$

де  $N$  – кількість вимірювань (часових точок у тестовому наборі даних);

$P_t$  – фактичне електроспоживання в момент часу  $t$ ;

$P'_t$  – прогнозоване електроспоживання в той же момент часу  $t$ ;

$|P_t - P'_t|$  – абсолютна похибка для кожного прогнозу;

$\sum$  – сума всіх похибок за весь період прогнозу.

Корінь середньоквадратичної помилки (СКП) визначається за формулою 2.25 [77]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (P_t - P'_t)^2}, \quad (2.25)$$

де  $(P_t - P'_t)^2$  – квадрат помилки для кожного прогнозу.

Для розрахування цих показників потрібно підставити гібридний прогноз моделі  $P_t^{Hybrid}$  у відповідні формули, які були наведені.

Хоча САП є більш стабільним показником, бо враховує всі помилки однаково, СКП – сильніше штрафує великі помилки, тому його використовують, якщо важливіше уникати великих відхилень. Таким чином, якщо середня абсолютну помилку та корінь середньоквадратичної приблизно дорівнюють один одному, то модель працює стабільно, а якщо СКП значно більший за САП – були допущені деякі великі похибки, які треба досліджувати.

### 2.3 Висновки до другого розділу

У цьому розділі було розроблено метод прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання. Для цього проведено детальний аналіз машинного та глибокого навчання, метаевристичних методів оптимізації, їхніх основних типів і принципів роботи. На основі отриманих результатів оцінено доцільність застосування різних алгоритмів, після чого серед них обрано найефективніші, враховуючи їхні переваги та недоліки. У якості методів прогнозування використано градієнтне підсилення (XGBoost) та рекурентну нейронну мережу (RNN), а для оптимізації – генетичний алгоритм (ГА) та метод рою часток (МРЧ).

Запропонований метод дозволяє зменшити загальне електроспоживання, зберігаючи необхідний рівень функціонування електроприладів, а введені обмеження забезпечують реалістичність та збалансованість оптимізації. Поєднання XGBoost, який ефективно виявляє нелінійні залежності, та RNN, здатної враховувати часові зміни, забезпечує підвищену точність прогнозування енергоспоживання.

Крім того, обґрунтований вибір вагового коефіцієнта дозволить знаходити оптимальний баланс між статистичним та динамічним підходами, що сприяє підвищенню стійкості прогнозованої моделі.

Також було розроблено підходи для оцінки точності моделі, що дозволить виявляти можливі помилки та неточності в прогнозах, а також коригувати її параметри для покращення результатів. Це включає використання метрик, таких як середня абсолютна помилка (САП) та кореляція між прогнозами та фактичними даними, що допоможе визначити рівень ефективності алгоритмів і дозволить здійснювати адаптацію моделі в реальному часі для підвищення її точності.

Наступним етапом є розробка практичної реалізації запропонованого методу, що передбачає побудову архітектури системи, визначення вхідних параметрів та критеріїв оцінки ефективності. Також необхідно провести тестування та аналіз отриманих результатів для подальшого вдосконалення моделі.

## 3 ПРОЕКТУВАННЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ЖИТЛОВИХ КВАРТАЛІВ

### 3.1 Обґрунтування вибору мови програмування

Після визначення алгоритмів машинного навчання та моделювання предметної області можна розпочати розробку кіберфізичної системи для прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів. Однак перед цим необхідно обрати апаратні компоненти, які відповідатимуть вимогам обраного методу.

Зокрема, підбір мікрокомп'ютера залежить не лише від його технічних характеристик, а й від сумісності з мовою програмування, що використовуватиметься при розробці. Деякі пристрої можуть відповідати іншим критеріям, таким як енергоефективність або обчислювальна потужність, проте не підтримувати необхідне програмне забезпечення, що може ускладнити інтеграцію моделі в систему. Тому важливо заздалегідь визначити мову програмного забезпечення та перевірити її на сумісність з обраним апаратним забезпеченням.

Для реалізації розробленого методу було обрано мову програмування Python через велику кількість переваг, які вона надає [78-80].

Простота та зручність використання є однією з головних переваг Python. Простий і зрозумілий синтаксис значно спрощує розробку та тестування алгоритмів, дозволяючи швидко впроваджувати нові рішення. Наприклад, навчання моделі випадкового лісу для прогнозування споживання електроенергії займає всього кілька рядків коду, що показано на рисунку 3.1:

```
1 import numpy as np
2 import pandas as pd
3 from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
4
5 # Завантаження даних
6 data = pd.read_csv("energy_data.csv")
7
8 # Навчання моделі
9 model = RandomForestRegressor()
10 model.fit(data[["temperature", "humidity"]], data["energy_consumption"])
```

Рисунок 3.1 – Навчання моделі випадкового лісу для прогнозування

Таким чином, з рисунка 3.1, видно, що Python підтримує об'єктно-орієнтований та функціональний стиль програмування, що сприяє ефективній організації коду.

Широкий вибір бібліотек для машинного навчання також є важливою перевагою Python. Ці бібліотеки спрощують розробку програмного забезпечення на основі машинного навчання. Серед найпопулярніших варто відзначити Scikit-learn для класичних алгоритмів (випадковий ліс, XGBoost, МОВ), TensorFlow і PyTorch для нейромережевих моделей (РНМ, ЗНМ), а також Pandas і NumPy для обробки даних. Інші мови програмування, такі як C++, Java або R, мають менший вибір готових бібліотек або складніший синтаксис для машинного навчання.

Python також є оптимальним вибором для роботи на мікрокомп'ютерах завдяки широкій підтримці ARM-архітектури та сумісності з багатьма одноплатними системами. Він має оптимізовані бібліотеки, такі як NumPy та TensorFlow Lite, що дозволяють ефективно виконувати обчислення навіть на малопотужних пристроях. Крім того, Python забезпечує вбудовану підтримку роботи з GPIO, сенсорами та мікроконтролерами через бібліотеки, такі як RPi.GPIO та Adafruit, що значно полегшує інтеграцію апаратних компонентів.

На рисунку 3.2 показано приклад роботи з датчиками на Raspberry Pi за використання мови програмування Python.

```
import RPi.GPIO as GPIO
import time

GPIO.setmode(GPIO.BCM)
GPIO.setup(18, GPIO.OUT)

while True:
    GPIO.output(18, GPIO.HIGH)
    time.sleep(1)
    GPIO.output(18, GPIO.LOW)
    time.sleep(1)
```

Рисунок 3.2 – Приклад роботи з датчиками на Raspberry Pi

Завдяки універсальності Python, його можна використовувати для роботи з різними мікрокомп'ютерами, зокрема Raspberry Pi, BeagleBone, Jetson Nano та іншими. Це дає можливість створювати проекти автоматизації, аналізу даних та оптимізації енергоспоживання без необхідності глибокого занурення в низькорівневе програмування.

Гнучкість для прогнозування та оптимізації також є важливою перевагою Python. На відміну від інших мов програмування, таких як C++ або Java, які потребують додаткових бібліотек і ускладнюють інтеграцію алгоритмів, Python дозволяє реалізувати як методи оптимізації (метод рою часток (МРЧ) та генетичний алгоритм (ГА)), так і складні алгоритми прогнозування, зокрема нейронні мережі (РНМ), в одному середовищі без необхідності підключення додаткових мов або складних бібліотек.

Велика підтримка та активна спільнота є ще однією перевагою Python. Це робить його одним з найпопулярніших інструментів для розробників, адже існує велика кількість документації, форумів і відкритого коду. Завдяки активним обговоренням на форумах, таких як StackOverflow чи GitHub, легко знайти рішення на будь-яку проблему.

Таким чином, Python є найкращим вибором для прогнозування та оптимізації енергоспоживання на мікрокомп'ютерах, адже він забезпечує простоту коду, широкий вибір бібліотек для машинного навчання та оптимізації, ефективність роботи на малопотужних пристроях, легку взаємодію з датчиками та активну підтримку спільноти, що створює ідеальний баланс між продуктивністю, гнучкістю та зручністю для впровадження рішень на базі машинного навчання.

### 3.2 Обґрунтування вибору мікрокомп'ютера

Як зазначено у розділі 3.1, для реалізації методу прогнозування та оптимізації електроспоживання в житлових кварталах найкращим вибором є мова програмування Python. Відповідно, при виборі мікрокомп'ютера слід орієнтуватися на пристрої, які забезпечують повну підтримку цієї мови.

Окрім сумісності з Python, важливо враховувати й інші технічні параметри мікрокомп'ютера, зокрема обчислювальну потужність, енергоефективність, доступність бібліотек для машинного навчання та можливості інтеграції із сенсорами та іншими апаратними компонентами системи. Вибір оптимальної платформи дозволить забезпечити стабільну роботу моделі прогнозування та ефективне керування електроспоживанням.

У таблиці 3.1 виконано порівняння доцільних до застосування у розробці кіберфізичної системи мікрокомп'ютери Raspberry Pi 5, BeagleBone Black, Jetson Nano [81-83].

Таблиця 3.1. – Порівняння мікрокомп'ютерів

Параметр	Raspberry Pi 5	BeagleBone Black	NVIDIA Jetson Nano
Процесор	Broadcom BCM2712 (4× Cortex-A76, 2.4 ГГц)	AM3358 (1× Cortex-A8, 1 ГГц)	NVIDIA Maxwell (4× Cortex-A57, 1.43 ГГц) + GPU 128 ядер
Оперативна пам'ять	4/8 ГБ LPDDR4X	512 МБ DDR3	4 ГБ LPDDR4
Графіка	Broadcom VideoCore VII	SGX530 GPU	NVIDIA Maxwell GPU (128 ядер CUDA)
Зберігання	microSD, PCIe SSD (через NAT)	4 ГБ eMMC + microSD	microSD
Порти USB	2× USB 3.0, 2× USB 2.0	1× USB 2.0	4× USB 3.0
Гігабітний Ethernet	Підтримується	Підтримується	Підтримується
Wi-Fi / Bluetooth	Підтримує (Wi-Fi 5, Bluetooth 5.0)	Не підтримується	Не підтримується

Кінець таблиці 3.1.

Параметр	Raspberry Pi 5	BeagleBone Black	NVIDIA Jetson Nano
GPIO (I/O порти)	40 пінів	69 пінів	40 пінів
Продуктивність МН	Висока (ARM Cortex-A76 + TensorFlow Lite)	Низька (лише CPU)	Дуже висока (CUDA, TensorRT, PyTorch)
Енергоспоживання	~5–7 Вт	~2–3 Вт	~5–10 Вт
Операційна система	Raspberry Pi OS, Ubuntu, Debian	Debian-based (Angstrom, Ubuntu)	Ubuntu-based (JetPack)
Ціна	~3950 грн., де оперативна пам'ять 4 ГБ; ~4900 грн. з 8 ГБ	~3500 грн.	~9200 грн.
Основні переваги	Висока продуктивність CPU, PCIe SSD, швидший GPU, краще охолодження	Більше GPIO, вбудована eMMC пам'ять, стабільність у промислових застосуваннях	Найкраща продуктивність у МН-завданнях, підтримка CUDA та нейронних мереж
Основні недоліки	Слабший у машинному навчанні за Jetson Nano	Менше підтримуваних МН-бібліотек, слабкий процесор	Висока ціна, більше енергоспоживання

Як видно з таблиці 3.1, лінійка мікрокомп'ютерів Raspberry Pi є найбільш оптимальним вибором для розробки кіберфізичної системи, а також для виконання завдань прогнозування та оптимізації на основі алгоритмів машинного навчання.

Це зумовлено вдалим поєднанням продуктивності, енергоефективності та доступної вартості.

Серед доступних моделей було обрано Raspberry Pi 5 з оперативною пам'яттю на 8 ГБ, оскільки вона значно перевершує Raspberry Pi 4 за обчислювальною потужністю завдяки більш продуктивному процесору та підтримці підключення SSD-накопичувачів, що забезпечує швидшу обробку даних. При цьому вартість обох моделей майже однакова, що робить Raspberry Pi 5 більш вигідним варіантом.

Також з аналізу таблиці 3.1 випливає, що NVIDIA Jetson Nano є технічно найпотужнішим рішенням для роботи з машинним навчанням, особливо в задачах глибокого навчання та нейронних мереж. Цей мікрокомп'ютер підтримує CUDA та TensorRT, що дозволяє прискорити тренування моделей. Однак, його використання у проєкті виявилось недоцільним з кількох причин:

- Висока вартість, так як на момент аналізу ціна становила 9200 грн, що значно перевищує бюджетні альтернативи.
- Припинення виробництва, яке відбулось у 2023 році. Компанія NVIDIA офіційно зупинила випуск Jetson Nano, що означає припинення технічної підтримки, оновлень та зменшення доступності пристроїв на ринку [84].
- Дефіцит компонентів, бо через припинення виробництва виникли труднощі з придбанням не лише самого мікрокомп'ютера, але й сумісних аксесуарів та модулів розширення.

На відміну від Jetson Nano, Raspberry Pi 5 підтримує TensorFlow Lite та Scikit-learn, що є достатнім для поставлених завдань прогнозування та оптимізації. Таким чином, вибір Raspberry Pi 5 дозволяє досягти оптимального балансу між продуктивністю, вартістю та довготривалою підтримкою з боку спільноти розробників.

Основні компоненти обраного мікрокомп'ютера Raspberry Pi 5 позначено на рисунку 3.3.

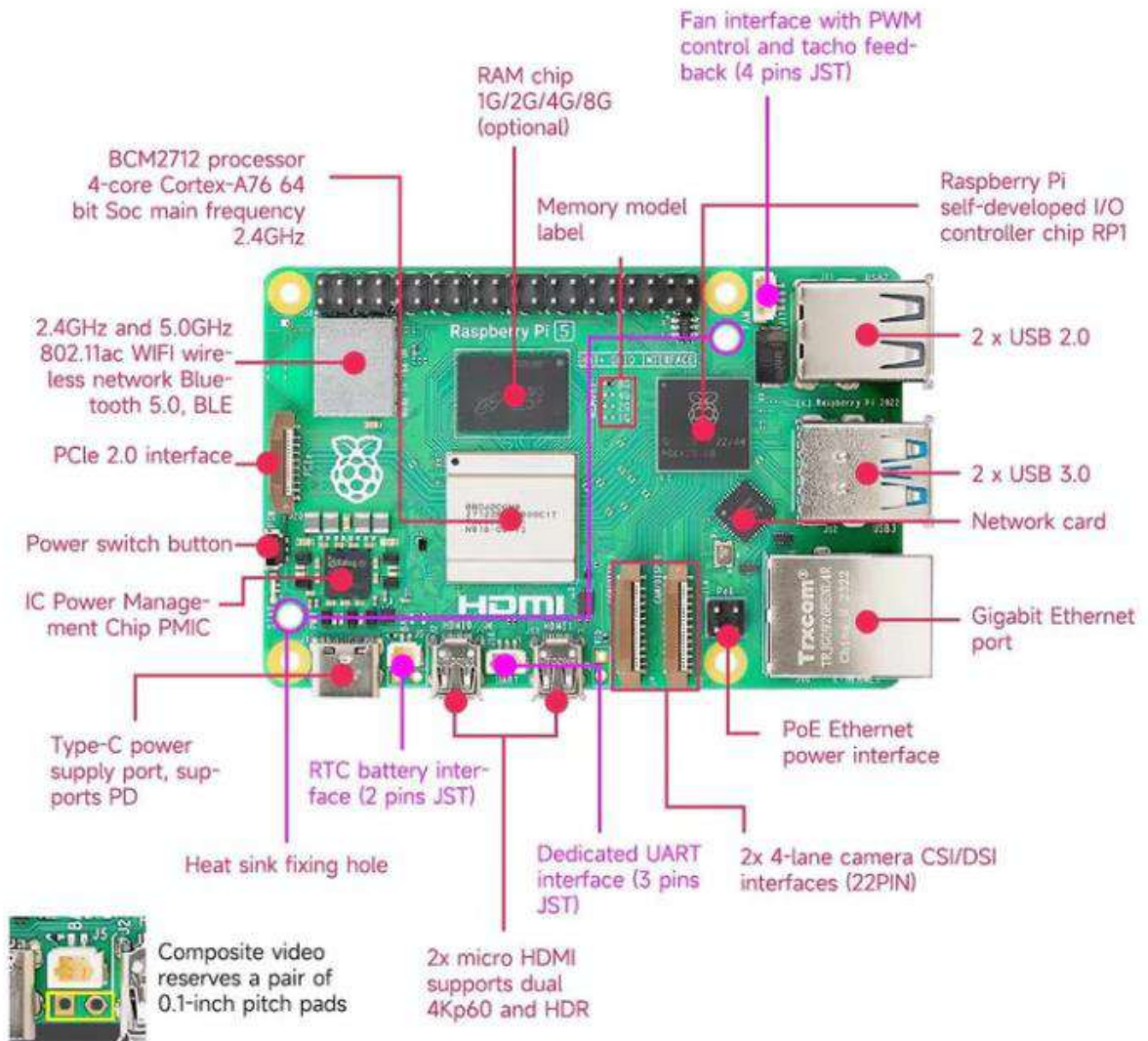


Рисунок 3.3 – Позначення компонентів Raspberry Pi 5 [85]

Повні характеристики мікрокомп'ютера Raspberry Pi 5 [86]:

- Центральний процесор працює на частоті 2,4 ГГц, має чотири ядра, базується на 64-бітній архітектурі Arm Cortex-A76, з кешем L2 512 КБ і загальним кешем L3 2 МБ;
- Графічний процесор VideoCore VII з частотою 800 МГц підтримує OpenGL ES 3.1 і Vulkan 1.2;
- Оперативна пам'ять типу LPDDR4X-4267 SDRAM представлена варіантами об'єму 2ГБ, 4ГБ, 8ГБ або 16ГБ;
- Wi-Fi працює у двох діапазонах 2,4 ГГц і 5,0 ГГц за стандартом 802.11ac;

- Bluetooth підтримує версію 5.0 та режим Bluetooth Low Energy (BLE).
- Сховище реалізовано через слот для microSD-карт із підтримкою високошвидкісного режиму SDR104;
- USB 3.0 представлений двома портами з одночасною роботою на швидкості до 5 Гбіт/с.;
- USB 2.0 має два окремих порти для підключення периферійних пристроїв;
- Ethernet забезпечує гігабітне з'єднання з підтримкою PoE+ (при наявності модуля PoE+ NAT);
- HDMI представлений двома портами micro-HDMI з підтримкою роздільної здатності до 4Kp60, декодуванням HEVC і підтримкою HDR;
- Інтерфейси DSI/CSI мають два 4-смугові MIPI-передавачі для камер і дисплеїв;
- PCIe інтерфейс реалізований у стандарті PCIe 2.0 x1 для високошвидкісних периферійних пристроїв (потребує додаткового модуля M.2 NAT або адаптера);
- Живлення здійснюється через USB-C із параметрами 5В/5А постійного струму і підтримкою Power Delivery;
- GPIO має стандартний 40-контактний роз'єм, зворотно сумісний з попередніми версіями Raspberry Pi;
- Годинник реального часу працює за допомогою зовнішньої батареї;
- Кнопка живлення вбудована для зручного вмикання та вимикання пристрою.

Вбудований модуль Wi-Fi дозволить забезпечити віддалений доступ до системи та інтегрувати її з розробленим мобільним додатком, що надасть користувачам можливість спостереження за енергоспоживанням та керування окремими функціями. Однак, оскільки Raspberry Pi 5 виконує роль центрального пристрою у кіберфізичній системі, важливо передбачити також можливість локального управління.

Для цього доцільно оснастити систему додатковим сенсорним дисплеєм, який забезпечить інтуїтивний інтерфейс для взаємодії користувача з пристроєм. Це дозволить здійснювати контроль над параметрами системи без необхідності використання зовнішніх пристроїв, що покращить зручність управління в умовах обмеженого доступу до мобільного додатку або інтернет-з'єднання.

### 3.3 Обґрунтування вибору дисплея та корпусу для нього

Як уже згадувалося, у складі кіберфізичної системи передбачається використання сенсорного дисплея для зручної взаємодії з користувачем. Цей компонент виконує важливу роль у забезпеченні автономності та зручності керування системою. Його основне призначення полягає в реалізації наступних функцій:

- Забезпечення локального керування системою в ситуаціях, коли неможливо підключитися до неї дистанційно через мобільний додаток або при відсутності інтернет-з'єднання.

- Можливість налаштування параметрів роботи системи безпосередньо через графічний інтерфейс користувача, що значно спрощує експлуатацію.

- Відображення в реальному часі ключових даних, таких як графіки споживання електроенергії, температура повітря, рівень вологості, що дозволяє користувачу швидко оцінити стан середовища та ефективність роботи системи.

Завдяки цьому сенсорний дисплей виконує не лише функцію керування, але й слугує інструментом моніторингу, підвищуючи загальну ефективність і зручність використання кіберфізичної системи.

У даній роботі передбачається використання 7-дюймового офіційного сенсорного дисплея Raspberry Pi. Цей дисплей був спеціально розроблений для безпосередньої роботи з лінійкою мікрокомп'ютерів Raspberry Pi, що гарантує повну апаратну та програмну сумісність, включно з останньою моделлю Raspberry Pi 5. Його підключення здійснюється через інтерфейс DSI, що забезпечує стабільну передачу даних і живлення.

Ключові переваги використання даного дисплея:

- Компактні розміри дозволяють легко інтегрувати його в корпус системи.
- Ємнісний сенсорний інтерфейс забезпечує інтуїтивне керування без необхідності додаткових периферійних пристроїв, таких як миша чи клавіатура.
- Проста процедура встановлення та конфігурації, що зменшує час розгортання системи.
- Можливість ручної взаємодії з системою в автономному режимі, наприклад, при відсутності доступу до мобільного додатку або інтернет-з'єднання.
- Підтримка мультитач (до 10 дотиків), що розширює функціональність інтерфейсу користувача.

Таким чином, дисплей виступає не лише як елемент виведення інформації, а й як повноцінний засіб керування кіберфізичною системою без потреби у зовнішніх пристроях.

На рисунку 3.4 показано загальний вигляд Raspberry Pi 7" Touch Screen Display.



Рисунок 3.4 – Загальний вигляд сенсорного дисплею [87]

Технічні характеристики сенсорного дисплею [88]:

- Дисплей має діагональ 7 дюймів;

- Розміри екрана становлять 194 мм × 110 мм × 20 мм (з урахуванням монтажних стійок);
- Розмір активної області екрана становить 155 мм × 86 мм.;
- Роздільна здатність екрана становить 800 × 480 пікселів;
- Ємнісне сенсорне управління з підтримкою до 10 одночасних дотиків;
- Підключення до плати Raspberry Pi здійснюється через шлейф, який з'єднується з портом DSI;
- Живлення дисплея відбувається від Raspberry Pi 5.

На рисунку 3.5 показано вид ззаду, де можна побачити підключений мікрокомп'ютер Raspberry Pi до дисплею.



Рисунок 3.5 – Підключення мікрокомп'ютера до дисплею [89]

З рисунку 3.5 можна побачити, що мікрокомп'ютер Raspberry Pi 5 може зазнавати негативного впливу з боку зовнішніх факторів, таких як пил, бруд, волога та інші шкідливі впливи. Тому для забезпечення стабільної та надійної роботи пристрою доцільно встановити захисний корпус для дисплея. Такий корпус не лише убезпечить мікрокомп'ютер від цих факторів, а й захистить сам дисплей від

можливих механічних ушкоджень. Крім того, корпус має додаткові важливі функції, зокрема забезпечує ефективне охолодження всіх компонентів системи.

Завдяки спеціальному дизайну корпусу можна не тільки знизити ризик перегріву пристрою, що може зменшити його продуктивність або навіть призвести до поломки, але й забезпечити довговічність роботи всіх компонентів. Охолоджувальні елементи, такі як радіатори чи вентилятори, можуть бути інтегровані в корпус, що дозволить підтримувати оптимальну температуру мікрокомп'ютера під час інтенсивного використання або в умовах високих температур.

Також важливою перевагою такого корпусу є зручність у використанні, оскільки він може мати доступ до всіх необхідних портів і роз'ємів без необхідності знімати захисну оболонку, що підвищує рівень безпеки та зручності в обслуговуванні системи.

У процесі розробки кіберфізичної системи прогнозування та оптимізації електроспоживання було прийнято рішення про доцільність використання корпусу SmartiPi Touch Pro 2, який є оптимальним рішенням для інтеграції офіційного 7-дюймового сенсорного дисплея Raspberry Pi із моделями Raspberry Pi 4 та 5. Даний корпус забезпечує не лише захист і естетичний вигляд пристрою, а й сприяє створенню функціональної, зручно керованої системи з сенсорним інтерфейсом, що ідеально підходить для побудови сучасного інтелектуального пристрою.

SmartiPi Touch Pro 2 є ідеальним варіантом для проектів, які передбачають створення інтерфейсів взаємодії з користувачем, зокрема для розробки інформаційних терміналів, систем моніторингу, рішень для автоматизації будинків, мультимедійних центрів тощо. Його конструкція дозволяє здійснювати монтаж як на горизонтальні поверхні, так і на стіни, завдяки підтримці VESA-кріплень, що значно розширює можливості інтеграції в інтер'єр.

Для кращого розуміння SmartiPi Touch Pro 2, потрібно навести опис конструкції та основні характеристики [90, 91].

Наприклад, сумісність забезпечується повною підтримкою моделей Raspberry Pi 4 та 5 разом з офіційним 7-дюймовим сенсорним дисплеєм.

Зручний доступ до microSD-карти реалізовано через спеціальне бічне вікно, що значно спрощує обслуговування пристрою та оновлення програмного забезпечення.

Ефективне охолодження досягається завдяки вентилятору з антивібраційними гумовими кріпленнями, який входить у комплект та знижує ризик перегріву під час тривалого використання.

Інтеграція камери передбачає спеціальне кріплення для встановлення камер Raspberry Pi (версій V1, V2, V3), з можливістю приховати отвір за допомогою декоративної кришки.

Безпека та обмеження доступу реалізуються через настроювану панель, яка дозволяє контролювати доступ до окремих портів Raspberry Pi, підвищуючи безпеку та зменшуючи ризик несанкціонованого втручання.

На рисунку 3.6 зображено корпус SmartiPi Touch Pro 2, з інтегрованими офіційним 7-дюймовим сенсорним дисплеєм Raspberry Pi та мікрокомп'ютером Raspberry Pi 5.



Рисунок 3.6 – Корпус з інтегрованими дисплеєм та мікрокомп'ютером [92]

Таким чином, SmartiPi Touch Pro 2 не лише повністю відповідає технічним вимогам проекту, але й підвищує загальну надійність, функціональність та зручність експлуатації кіберфізичної системи, що будується.

### 3.4 Обґрунтування вибору розумної розетки

У кіберфізичній системі доцільно використовувати розумні розетки для ефективного управління електроприладами (такими як чайники, обігрівачі, зарядні пристрої, бойлери тощо), що дозволяє здійснювати їх дистанційне або автоматичне керування. Це дасть змогу не тільки знижувати споживання енергії, але й підвищувати зручність і ефективність використання електроприладів. Інтеграція розумних розеток у систему надає багато переваг, таких як: віддалене керування, автоматизація за розкладом, вимірювання споживання, безпека, інтеграція з іншими системами.

Віддалене керування дає можливість контролювати електроприлади через мобільний додаток або протокол MQTT, що дозволяє здійснювати дистанційне включення або вимкнення приладів у будь-який час.

Автоматизація за розкладом передбачає увімкнення або вимкнення приладів на основі часу або події, наприклад, автоматичне вимкнення приладів при відсутності людей у приміщенні, що дозволяє значно знизити непотрібне споживання енергії.

Вимірювання споживання є ще однією важливою функцією, адже багато моделей розумних розеток мають вбудовані лічильники потужності (ват, кВт·год), що дає можливість моніторити енергоспоживання кожного приладу окремо, дозволяючи оптимізувати використання енергії.

Безпека забезпечується завдяки функції аварійного вимкнення у разі перенавантаження, що дозволяє уникнути ризиків, пов'язаних з коротким замиканням або перегрівом, підвищуючи рівень безпеки у системі.

Інтеграція з іншими системами підтримує протокол MQTT, що дозволяє легко інтегрувати розумні розетки з різними системами для забезпечення більш

складної автоматизації та керування енергоспоживанням на основі прогнозів або сценаріїв.

Інтеграція розумних розеток в кіберфізичну систему дозволяє не лише здійснювати контроль за споживанням енергії, а й автоматизувати багато процесів, зменшуючи споживання енергії та збільшуючи ефективність роботи приладів.

Окрім цього, у межах системи прогнозування та оптимізації енергоспоживання розумні розетки також використовуються для передавання даних на центральний вузол Raspberry Pi, де відбувається обробка, збереження і прийняття рішень, та реалізації оптимізаційних сценаріїв на основі розробленого методу прогнозування та оптимізації електроспоживання.

Після аналізу доступних моделей, було обрано розумну розетку Shelly Plug S завдяки її функціональності та можливостям інтеграції в систему.

Загальний вигляд розумної розетки Shelly Plug S показано на рисунку 3.7.



Рисунок 3.7 – Загальний вигляд розумної розетки Shelly Plug S [93]

Переваги Shelly Plug S дозволяють їй безперешкодно та швидко інтегруватись у систему [94].

Для прикладу, підтримка протоколу MQTT дозволяє розетці безпосередньо інтегруватися з Raspberry Pi або локальним сервером без необхідності використання хмарних сервісів.

Вбудований енергомоніторинг забезпечує можливість вимірювати потужність і моніторити енергоспоживання кожного підключеного пристрою.

Розетка відкрита для налаштування завдяки наявності повноцінного API, що дозволяє адаптувати її під конкретні потреби користувача.

Підтримка локальної автоматизації дає змогу працювати розетці навіть без доступу до Інтернету, що важливо у випадках відсутності мережевого з'єднання.

Компактний дизайн розетки дозволяє легко інтегрувати її в будь-яке приміщення або вбудувати у вже наявні мережі.

У складі кіберфізичної системи розумна розетка підключається до Wi-Fi та передає дані про енергоспоживання на Raspberry Pi 5 через протокол MQTT, де мікрокомп'ютер збирає ці дані, аналізує їх та приймає рішення, що дозволяє автоматизувати контроль за енергоспоживанням, знижуючи витрати енергії та підвищуючи ефективність роботи електроприладів.

У система передбачає типовий розподіл розеток у стандартній міській квартирі, з урахуванням їх кількості та основного призначення в різних приміщеннях таких як: вітальня, спальня, кухня, ванна кімната та коридор.

У вітальні зазвичай встановлюють 3 розетки для підключення телевізора, кондиціонера, зарядних пристроїв для телефонів та інших приладів. Тут зазвичай розміщується найбільше електропристроїв для відпочинку та дозвілля.

У спальні в середньому встановлюється 2 розетки, які живлять обігрівачі в холодну пору року, нічники та зарядні пристрої. Розетки мають бути зручно розташовані біля ліжка.

На кухні спостерігається найбільше навантаження на електромережу, тому тут монтують близько 4 розеток для побутової техніки: електрочайника, мікрохвильовки, тостера, холодильника тощо. За потреби кількість розеток може бути збільшена.

У ванній кімнаті зазвичай встановлюють від 0 до 1 розетки залежно від умов ремонту та норм електробезпеки. Якщо є розетка, її використовують для підключення пральної машини або фену, часто встановлюючи її за межами ванної для безпеки.

У коридорі може бути від 0 до 1 розетки, що залежить від потреб мешканців. Вона може використовуватися для підключення пилососа, додаткового освітлення або інших мобільних пристроїв. Такий розподіл дозволяє отримати загальне уявлення про типову кількість електричних точок споживання у квартирі, що є корисним для подальшого аналізу енергоспоживання та побудови оптимізаційних моделей у межах кіберфізичної системи.

### 3.5 Реалізація методу прогнозування та оптимізації електроспоживання у кіберфізичній системі

За допомогою мови програмування Python, у середовищі Visual Studio Code потрібно створити програмне забезпечення, яке реалізує метод прогнозування та оптимізації електроспоживання на основі алгоритмів машинного навчання. Дане ПЗ також містить логіку та обмеження, які були описані у розділі 2.2 "Моделювання предметної галузі на основі обраних алгоритмів машинного навчання".

Використання Visual Studio Code в поєднанні з Raspberry Pi 5 забезпечує зручність у створенні та тестуванні моделей машинного навчання завдяки широкому вибору бібліотек.

Для прогнозування енергоспоживання застосовуються різні інструменти. Наприклад, бібліотека `xgboost` використовується для реалізації градієнтного бустингу в задачах регресійного прогнозування, що забезпечує високу точність при оцінці майбутнього споживання енергії. Для створення рекурентних нейронних мереж (РНМ), які дозволяють здійснювати прогнозування на основі часових рядів, застосовуються `tensorflow` або `torch`. Для попередньої обробки даних і оцінки точності моделей використовуються інструменти з бібліотеки `sklearn`, що дає

можливість підготувати дані для тренування моделей та здійснити точну оцінку їхньої ефективності [95].

У процесі оптимізації використовується бібліотека `dear` для реалізації генетичних алгоритмів (ГА), які сприяють пошуку оптимальних рішень для зниження енергоспоживання в системі. Для більш ефективної оптимізації параметрів системи застосовується бібліотека `pyswarms`, що реалізує ройову оптимізацію (МРЧ). Окрім того, для математичних розрахунків та обробки великих даних використовуються бібліотеки `numpy` і `scipy`.

Для візуалізації результатів прогнозування та оптимізації використовуються бібліотеки `matplotlib` і `seaborn`, які дозволяють створювати графіки та інші візуальні представлення даних. З метою обробки табличних даних застосовується `pandas`, що дозволяє зручно маніпулювати великими наборами інформації та підготовлювати їх до подальшого аналізу [96].

Що стосується взаємодії з апаратною частиною, для локального зберігання результатів та даних прогнозування застосовуються бази даних `sqlite3` або `tinydb`. Це дає змогу зберігати історію споживання та дані, що генеруються в процесі роботи системи, для подальшого аналізу та покращення моделей прогнозування. Всі ці інструменти і технології забезпечують комплексну та ефективну роботу кіберфізичної системи, спрямованої на оптимізацію енергоспоживання.

Покрокова логіка функціонування розробленої системи чітко простежується у структурі її роботи, яка включає сім основних етапів: ініціалізація системи, збір даних, збереження та обробка інформації, прогнозування електроспоживання, оптимізація споживання, виведення результатів, а також завершення роботи системи.

Після запуску системи починається процес збору даних: розумні розетки передають показники енергоспоживання до центрального вузла (Raspberry Pi 5) за допомогою протоколу MQTT або WiFi-з'єднання. Ці дані включають значення потужності, часу споживання та інші супутні параметри.

На етапі збереження та попередньої обробки інформація фіксується у локальній базі даних `sqlite3`, після чого відбувається її підготовка до подальшого

аналізу. Для цього використовуються інструменти бібліотек pandas та sklearn: виконується заповнення пропущених значень, нормалізація або масштабування даних, створення часових ознак, а також побудова вікон послідовностей (time windows), необхідних для тренування рекурентних моделей.

На четвертому етапі, прогнозування електроспоживання, починають працювати алгоритми машинного навчання, а саме алгоритм XGBoost. Створена модель «xgboost» навчається на отриманих історичних даних, прогнозує значення  $P_t^{XGB}$ , яке визначається за формулою 2.18 у розділі «Моделювання предметної галузі на основі обраних алгоритмів машинного навчання» та генерує додаткові ознаки  $F_t$ . Наступним кроком буде формування ознак для РНМ, де згенеровані ознаки  $F_t$  алгоритмом XGBoost об'єднуються з часовими ознаками і формується послідовність для рекурентної мережі. За використання бібліотеки tensorflow, РНМ навчається на послідовних даних і виконує прогноз  $P_t^{RNN}$ , який розраховується за формулою 2.22. Останнім кроком цього етапу є комбінування отриманих прогнозів, що представлено у формулі 2.23 значенням  $P_t^{Hybrid}$ .

На етапі оптимізації електроспоживання система починає з аналізу прогнозованих значень енергії, отриманих на попередньому етапі, з метою зниження загальних витрат та вирівнювання пікових навантажень у межах добового циклу. Враховуючи ці прогнози, запускається процес оптимізації, що поєднує два потужних підходи – генетичні алгоритми (ГА) та ройову оптимізацію (МРЧ).

Першим активується генетичний алгоритм, реалізований за допомогою бібліотеки deap. У межах цієї моделі кожна хромосома представляє собою варіант розкладу увімкнення та вимкнення електроприладів протягом доби. Фітнес-функція в цій системі спрямована на мінімізацію споживання електроенергії, при цьому враховуються всі необхідні обмеження, визначені в процесі моделювання предметної галузі – наприклад, мінімальні години роботи приладів, часові обмеження на використання тощо.

Після попереднього пошуку рішень за допомогою ГА, до процесу підключається метод ройової оптимізації, реалізований через бібліотеку `pyswarms`. У цьому випадку кожна частинка рою представляє можливий розклад роботи пристроїв, а цільова функція оцінює не лише рівень споживання, але й рівень комфорту для користувача. Наприклад, пріоритет надається тому, щоб обігрівач працював у нічний час або щоб не вимикати критично важливі пристрої в години пік. Пошук балансу між комфортом і ефективністю споживання відбувається за рахунок багатоцільової оптимізації.

Після завершення обчислень формується фінальний, оптимальний розклад роботи пристроїв, який надалі застосовується до розумних розеток у реальному часі. Завдяки цьому система автоматично керує вмиканням та вимиканням приладів, орієнтуючись на поточні прогнози, енергетичні тарифи та задані користувачем параметри комфорту. Такий підхід дозволяє не лише знизити навантаження на мережу та скоротити витрати, а й зробити використання електроенергії більш розумним та адаптивним.

На шостому етапі реалізується процес представлення результатів, отриманих унаслідок прогнозування та оптимізації електроспоживання. Вивід інформації може здійснюватися в різних формах – через консоль для розробника, у вигляді структурованого файлу (наприклад, CSV або JSON) або шляхом збереження у локальну базу даних для подальшого аналізу.

За допомогою бібліотеки `matplotlib` результати можуть бути представлені у вигляді графіків – як добових профілів енергоспоживання, так і порівняння фактичних і прогнозованих значень. Це полегшує сприйняття інформації користувачем і дозволяє швидко оцінити ефективність роботи системи. Побудовані графіки можуть бути інтегровані як у мобільний додаток, так і відображені на дисплеї самої кіберфізичної системи, наприклад, екрані, підключеному до Raspberry Pi.

Крім локального використання, користувач також отримує можливість обирати, чи надсилати зібрані дані на центральний сервер або до хмарного сховища, наприклад, у Firebase. Як приклад, прогнозовані дані про споживання

електроенергії можуть передаватися до комунального підприємства, яке відповідає за енергопостачання в місті. Це дозволить йому оптимізувати навантаження на мережу, передбачати пікові навантаження та забезпечувати більш раціональне планування енергетичних ресурсів на рівні житлових кварталів.

На рисунку 3.8 показано схему методу.

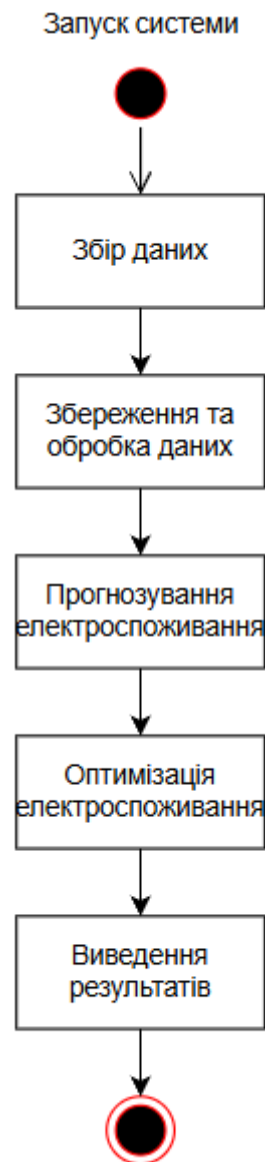


Рисунок 3.8 – Схема методу прогнозування та оптимізації електроспоживання

На рисунку 3.9 показано результати роботи кіберфізичної системи та методу прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі

алгоритмів машинного навчання, які було виведено у консольному вигляді, а саме початок їх роботи та запуск прогнозування електроспоживання.

```
[Running] python -u "d:\work doc\Js\MasterWork\PysmeniukVMDyplom.py"
=====
Прогнозування електроспоживання
=====

[INFO] Завантаження даних...
[INFO] Історичних записів: 720 (30 днів по годині)

[INFO] Запуск прогнозування споживання (XGBoost + RNN)...

-> Прогноз XGBoost:          14.67 кВт
-> Генерація ознак XGBoost:  ['день тижня: Пн']
-> Прогноз RNN:              15.24 кВт
-> Підсумковий прогноз:     14.91 кВт [ $\alpha = 0.4$ ]

[INFO] Прогнозування завершено
```

Рисунок 3.9 – Виведення результатів роботи системи (початок роботи та прогнозування)

На рисунку 3.10 наведено результати роботи оптимізації електроспоживання, які демонструють, як після отримання прогнозованих даних було здійснено відповідне керування електроприладами. Зокрема, видно, що зарядка деяких пристроїв була перенесена на пізніший час, коли загальне навантаження на електромережу було нижчим. Таке рішення було прийняте відповідно до заданих обмежень, сформульованих у моделюванні предметної області та реалізованих за допомогою програмного коду в кіберфізичній системі з метою зниження енергоспоживання в години пікового навантаження.

На рисунку 3.11 представлено продовження роботи системи, де зображено сценарій із підтвердженням користувачем згоди на передачу даних про прогнозування до комунального підприємства, а також дистанційне керування побутовими пристроями відповідно до сформованого оптимального розкладу через

центральный пристрій. Після цього система переходить до завершального етапу, де фіксується стан пристроїв та завершується сеанс оптимізації.

```

=====
Оптимізація споживання
=====

[INFO] Запуск генетичного алгоритму...

-> Початкова популяція: 30 рішень
-> Найкраще рішення (ітерація 1): 13.76 кВт
-> Селекція, кросовер, мутація...

[INFO] Оптимізація за допомогою PSO...

-> Частинки: 15
-> Краще глобальне рішення: 12.89 кВт
-> Оптимальне навантаження:
    - Бойлер:      Вкл (1.2 кВт)
    - Кондиціонер:Викл
    - Холодильник:Вкл (0.3 кВт)
    - Світло:      Вкл (0.2 кВт)
    - Зарядка:     Відкладено (0.6 кВт)

[INFO] Оптимізація завершена
  
```

Рисунок 3.10 – Виведення результатів роботи системи (оптимізація електроспоживання)

З рисунка також видно, що після етапу прогнозування відбулося порівняння між очікуваним (неоптимізованим) та скоригованим (оптимізованим) електроспоживанням. Результати демонструють досягнуту економію у 2.02 кВт, що становить близько 13.5% від загального прогнозованого споживання. Це свідчить про ефективність запропонованого підходу до прогнозування та оптимізації, який дозволяє зменшити енергоспоживання без шкоди для зручності користувача.

Отже, на основі наведених рисунків можна зробити висновок, що запропонований метод та створена кіберфізична система для прогнозування й

оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання працюють ефективно та демонструють практичну придатність. Система успішно виконує аналіз даних, прогнози споживання електроенергії, формує оптимальні розклади роботи пристроїв і дозволяє досягати енергетичної економії.

```
=====  
Порівняння:  
=====  
  
• Прогнозоване споживання: 14.91 кВт  
• Оптимізоване споживання: 12.89 кВт  
• Економія: 2.02 кВт (~13.5%)  
  
[INFO] Управління пристроями активовано.  
[INFO] Наступне оновлення через 60 хвилин.  
  
=====  
Відправити дані про прогнозування комунальному підприємству?  
1 - Так  
2 - Ні  
Ваш вибір: Так  
[INFO] Дані передано комунальному підприємству.  
=====  
Система завершила роботу  
=====
```

Рисунок 3.11 – Виведення результатів роботи системи (відправлення даних та завершення роботи)

Окрім цього, у складі загальної архітектури реалізовано зручний мобільний додаток, який надає користувачам доступ до персоналізованих результатів, а також центральний сервер, що у цьому випадку представлений у вигляді веб-сайту комунального підприємства. Вони забезпечують зберігання, обробку та подальше використання даних на рівні житлових кварталів або громади. Детальніше реалізація мобільного додатку та серверної інфраструктури буде розглянута у наступному Розділі 4, де буде описано їх логіку та інтерфейси.

### 3.6 Висновки до третього розділу

У розділі «ПРОЄКТУВАННЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ЖИТЛОВИХ КВАРТАЛІВ» було обрано мову програмування Python завдяки її численним перевагам, таким як простота вивчення, потужність для роботи з алгоритмами машинного навчання та широкому використанню в галузі наукових досліджень. Це робить її ідеальним вибором для розробки методу прогнозування та оптимізації енергоспоживання житлових кварталів в межах створюваної кіберфізичної системи.

Після вибору мови програмування було обрано мікрокомп'ютер Raspberry Pi 5, який володіє оптимальними технічними характеристиками для реалізації проекту, включаючи підтримку Python та достатню потужність для обробки даних. Raspberry Pi 5 є відмінною платформою для створення автономних і ефективних систем, що виконують завдання прогнозування та оптимізації в реальному часі.

З метою підвищення зручності, ефективності та автономності роботи кіберфізичної системи було використано 7-дюймовий офіційний сенсорний дисплей Raspberry Pi, який забезпечує інтуїтивно зрозумілий інтерфейс для взаємодії з користувачем. Додатково, для інтеграції дисплея та мікрокомп'ютера, був вибраний корпус SmartPi Touch Pro 2, який надає надійний захист, підвищує безпеку системи та полегшує її експлуатацію завдяки зручній конструкції для монтажу.

Для ефективного управління електроприладами в рамках системи було обрано розумну розетку Shelly Plug S, яка не лише задовольняє вимоги за технічними характеристиками, але й підвищує загальну енергоефективність. Вона дозволяє здійснювати дистанційне управління, автоматизувати процеси на основі сценаріїв та забезпечувати моніторинг споживання енергії, що сприяє зниженню витрат енергії в житлових кварталах.

У цьому розділі також було здійснено програмну реалізацію методу прогнозування та оптимізації електроспоживання в межах кіберфізичної системи,

використовуючи мову програмування Python у середовищі Visual Studio Code. Завдяки інтеграції з мікрокомп'ютером Raspberry Pi 5 стало можливим ефективно застосовувати спеціалізовані бібліотеки, що значно спростили процес розробки та дозволили зосередитись на реалізації основної логіки системи. Уся програмна частина була створена відповідно до математичних моделей і алгоритмів, описаних у попередньому розділі «Модельовання предметної галузі на основі обраних алгоритмів машинного навчання».

Окрему увагу було приділено детальному опису етапів функціонування алгоритму системи, де поетапно представлено ключові процеси – від збору даних до виводу результатів, із вказанням відповідних бібліотек і технологій, які забезпечують кожен із цих кроків.

На основі результатів, представлених у виводі консолі, можна зробити висновок, що система демонструє високу ефективність і має потенціал до подальшого впровадження. Економія електроенергії після оптимізації склала 2.02 кВт, що становить приблизно 13.5 %, що є доволі позитивним показником у контексті побутового енергозбереження.

Крім того, користувач системи отримує можливість самостійно вирішувати, чи надсилати свої дані до центрального сервера – у даному випадку це веб-платформа комунального підприємства. Така інтеграція сприяє не лише індивідуальному контролю, а й дозволяє формувати централізовану аналітику, яка може бути використана для підвищення енергоефективності на рівні цілих житлових кварталів. У наступному розділі буде розглянуто реалізацію інтерфейсної частини – мобільного додатку та веб-сайту, які забезпечують зручний доступ до даних і підтримку прийняття рішень.

## 4 ТЕСТУВАННЯ МЕТОДУ І КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ

### 4.1 Перевірка точності прогнозування

Одним із ключових етапів тестування розробленого методу і кіберфізичної системи прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання є оцінка точності прогнозування. Це дозволяє не лише перевірити ефективність обраних моделей, а й визначити рівень їхньої надійності та відповідності реальним даним.

Для цього використовуються такі метрики, як середня абсолютна помилка (САП) та середньоквадратична помилка (СКП), які обчислюються за формулами 2.24 та 2.25 відповідно. Завдяки цим показникам можна порівняти фактичне електроспоживання з отриманими прогнозами для кожного окремого алгоритму, а також для комбінованої (гібридної) моделі. У цій гібридній моделі прогнозу враховується ваговий коефіцієнт  $\alpha$ , який визначає ступінь довіри до прогнозів, представлених моделями XGBoost та РНМ.

Для виконання аналізу точності було обрано історичні дані за певний період, а саме – п'ять послідовних записів споживання електроенергії, які записані у локальну базу даних. Ці дані наведені в таблиці 4.1 і використовуються для оцінки відповідності прогнозів реальному споживанню, тобто точності.

Таблиця 4.1 – Записи, які використовуються для перевірки точності

Дата та час	Прогноз XGBoost, кВт	Прогноз РНМ, кВт	Гібридний прогноз, кВт	Фактичне споживання, кВт
2025-04-13 10:00	14.67	15.24	14.95	15.012
2025-04-13 11:00	15.10	15.50	15.30	15.340
2025-04-13 12:00	15.30	15.10	15.00	15.180
2025-04-13 13:00	14.95	15.40	15.20	15.220
2025-04-13 14:00	15.05	15.20	15.10	15.140

Також варто зазначити, що гібридне прогнозування, наведене у таблиці 4.1, було виконане з ваговим коефіцієнтом 0.4 ( $\alpha = 0.4$ ), що означає 40% довіра алгоритму XGBoost та 60% алгоритму РНМ.

Таким чином, зрозуміло, що чим меншими є значення САП та СКП, тим більш точною вважається модель. Додатково ці показники дають змогу оцінити стабільність роботи моделі – якщо значення САП та СКП приблизно збігаються, можна зробити висновок про стійкість і передбачуваність системи. У протилежному випадку модель вимагає доопрацювання або налаштування.

Спираючись на результати, отримані в процесі роботи методу та кіберфізичної системи, зокрема – на прогнози електроспоживання, сформовані окремо за допомогою кожного алгоритму (XGBoost та РНМ), а також на фактичні значення електроспоживання, що зберігалися у локальній базі даних і були представлені у таблиці 4.1, стало можливим розрахувати точність гібридної моделі.

Для цього було обчислено значення середньої абсолютної помилки (САП) та середньоквадратичної помилки (СКП) при різних значеннях вагового коефіцієнта  $\alpha$  – від 0 до 1 з кроком 0.1. Такий підхід дозволить оцінити, як змінюється точність прогнозу в залежності від того, який алгоритм має більший вплив на остаточне значення гібридного прогнозу.

Результати цих обчислень подано у таблиці 4.2, що дозволяє порівняти ефективність кожного варіанту комбінації моделей та обрати оптимальне значення коефіцієнта  $\alpha$  для забезпечення найменшої похибки прогнозування.

Таблиця 4.2 – Перевірка прогнозів на точність за САП та СКП

№	Ваговий коефіцієнт $\alpha$	Середня абсолютна помилка (САП), кВт	Середньоквадратична помилка (СКП), кВт
1	0.0	0.178	0.192
2	0.1	0.151	0.158
3	0.2	0.123	0.128

Кінець таблиці 4.2

№	Ваговий коефіцієнт $\alpha$	Середня абсолютна помилка (САП), кВт	Середньоквадратична помилка (СКП), кВт
4	0.3	0.096	0.103
5	0.4	0.068	0.089
6	0.5	0.051	0.091
7	0.6	0.078	0.107
8	0.7	0.110	0.134
9	0.8	0.145	0.165
10	0.9	0.181	0.198
11	1.0	0.216	0.234

Як показано у таблиці 4.2, найменші значення середньої абсолютної та середньоквадратичної помилок спостерігаються при приблизному значенні вагового коефіцієнта  $\alpha = 0.4$ . Це свідчить про те, що в умовах даної системи більшу частину довіри слід надавати саме рекурентній нейронній мережі (РНМ), ніж алгоритму XGBoost. Такий результат є логічним, зважаючи на обмежений набір структурних ознак у проєктованій системі: відсутні дані про температуру, вологість, рівень вуглекислого газу, тощо – тобто ті параметри, які могли б посилити ефективність градієнтного бустингу.

Окрім цього, таблиця 4.2 підтверджує доцільність використання гібридного підходу до прогнозування. Видно, що при крайніх значеннях коефіцієнта  $\alpha$  – менше ніж 0.3 або більше ніж 0.7 – точність моделі суттєво погіршується, що проявляється у зростанні САП та СКП. Це вказує на те, що ефективніше комбінувати обидва підходи, збалансовано враховуючи як короткострокові залежності (XGBoost), так і часові патерни (РНМ), замість покладатися лише на одну з моделей.

Це також видно на графіках залежності точності прогнозування від вагового коефіцієнта, представлених на рисунках 4.1 та 4.2 для зручності аналізування.

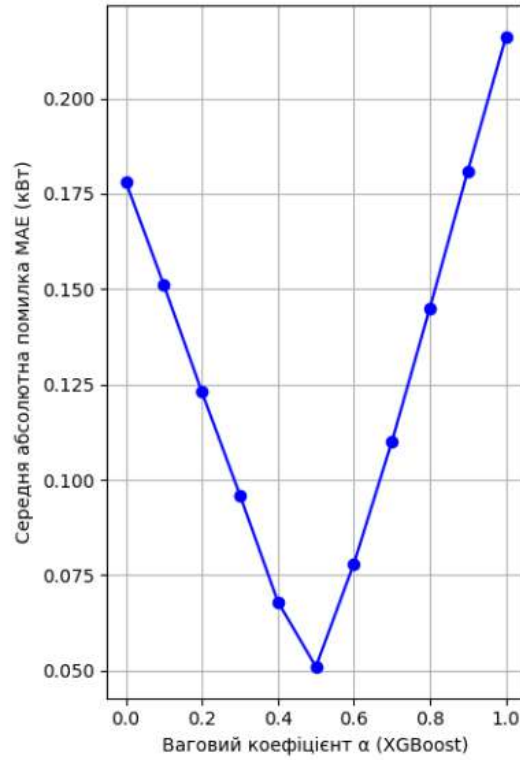


Рисунок 4.1 – Залежність точності прогнозування від вагового коефіцієнта (САП)

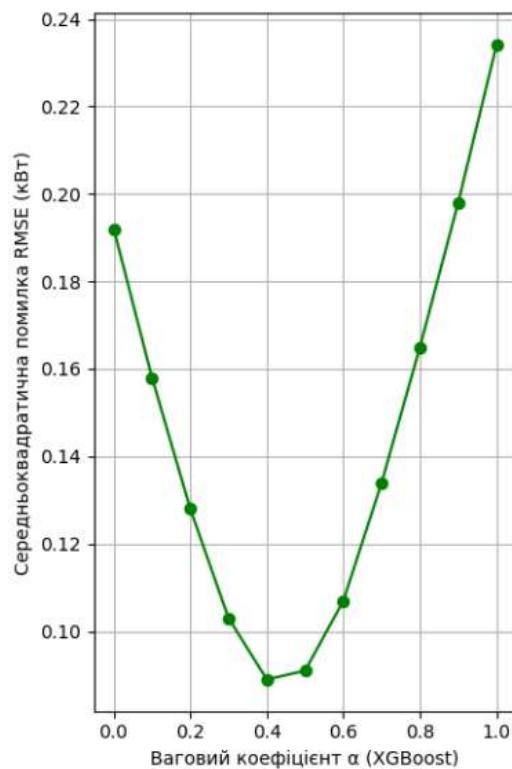


Рисунок 4.2 – Залежність точності прогнозування від вагового коефіцієнта (СКП)

Таким чином, запропонований метод демонструє належну стабільність, високу ефективність та точність прогнозування, що підтверджує раціональність застосування гібридного підходу, який поєднує сильні сторони XGBoost та PHM. Завдяки цьому вдається покращити результати порівняно з використанням окремих моделей.

Додатково, адаптивність вагового коефіцієнта  $\alpha$  відкриває можливості для подальшого налаштування системи під специфіку конкретного середовища чи типу споживання. Наприклад, в умовах наявності розширених структурних ознак (температури, вологості, рівня вуглекислого газу) можлива перевага XGBoost, тоді як у середовищах з вираженими часовими залежностями PHM відіграватиме ключову роль.

На рисунку 4.3 представлено графік електроспоживання на день, розрахованому на основі гібридного підходу прогнозування.



Рисунок 4.3 – Прогнозування споживання електроенергії на добу

На рисунку 4.3 простежується характерна динаміка споживання електроенергії, яка відповідає типовій поведінці користувача. Зокрема, вночі та в ранковий період, коли користувач відпочиває, електроспоживання знижується, однак споживання повністю не припиняється. Це зумовлено роботою приладів, які

мають постійний режим функціонування, як-от холодильник, або автоматичним увімкненням відкладених пристроїв.

Також на графіку можна помітити, що система активує певні пристрої у нічні години згідно з розробленими обмеженнями, орієнтуючись на вигідні нічні тарифи. Це дозволяє не лише зменшити навантаження на енергомережу в пікові години, але й досягти економії коштів для користувача. Таким чином було продемонстровано ефективність алгоритмів оптимізації в реальних умовах функціонування системи, оскільки вони адаптуються до поведінкових та економічних параметрів споживання.

На рисунку 4.4 представлено прогноз електроспоживання на місяць.

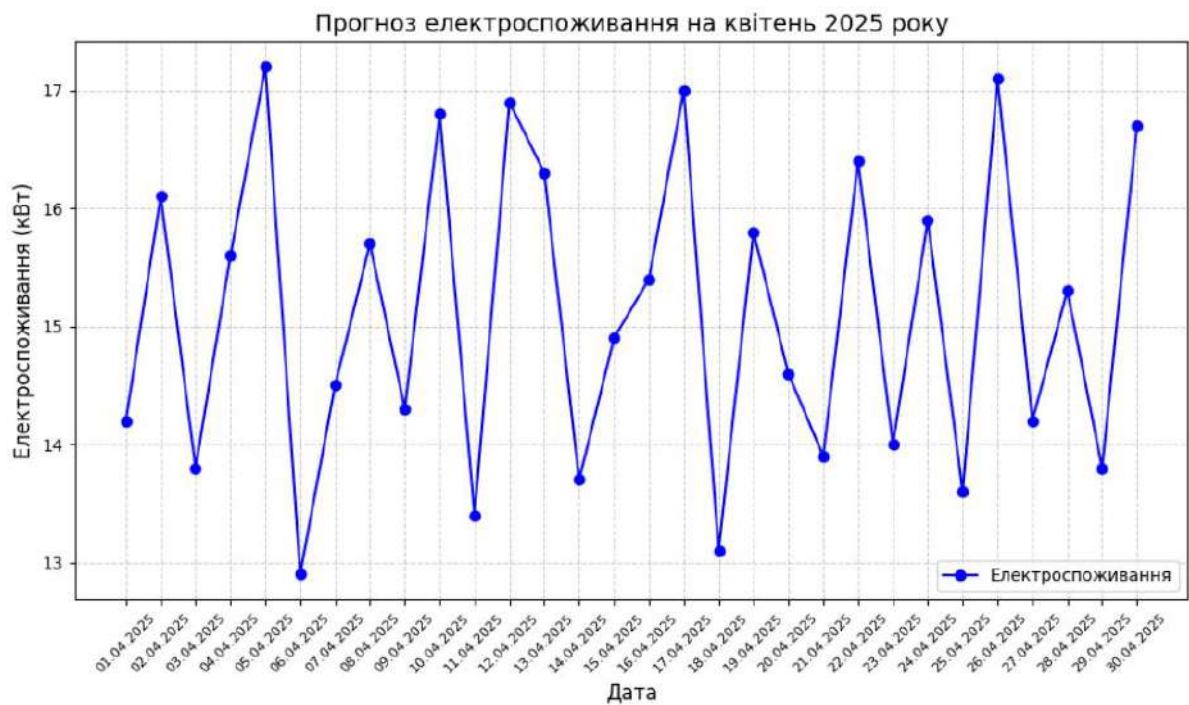


Рисунок 4.4 – Прогнозування споживання електроенергії на добу

Слід також зауважити, що представлені графіки добового та місячного прогнозування електроспоживання побудовані виключно на основі фактичних даних споживання, без урахування етапу оптимізації. Такий підхід є цілеспрямованим і має кілька важливих причин.

По-перше, на момент побудови графіків ще не було проведено повного тестування функціоналу оптимізації, що є наступним етапом впровадження

системи. По-друге, це дозволяє забезпечити модульність розробленого методу: користувач має можливість окремо використовувати блок прогнозування, навіть без залучення оптимізаційного алгоритму. Така архітектура підвищує надійність роботи системи в цілому – у випадку виникнення збою або помилки в одному з модулів, інші залишаються функціональними та не залежать від нього.

Крім того, окреме використання модуля прогнозування є корисним для користувачів, які хочуть отримати лише аналітичну інформацію щодо майбутнього споживання, наприклад, для планування бюджету чи контролю за витратами енергії, без необхідності втручання у роботу електроприладів або впровадження сценаріїв оптимізації. У майбутньому можливе поєднання обох частин у більш інтегровану систему, з налаштуванням рівня автономності та взаємодії між модулями залежно від потреб кінцевого користувача.

#### 4.2 Тестування оптимізації електроспоживання

Одним із ключових етапів впровадження запропонованого методу та кіберфізичної системи прогнозування й оптимізації електроспоживання є оцінка ефективності процесу оптимізації, а також вибору алгоритмів і доцільності застосування гібридного підходу. Такий аналіз дозволяє визначити, наскільки успішно система зменшує енергоспоживання, вирівнює пікові навантаження та забезпечує енергоефективне управління.

Додатково аналіз допоможе зрозуміти, які алгоритми виявилися найефективнішими в рамках поставлених завдань та чи є потенціал для подальшого удосконалення системи.

З цією метою використовуються результати, отримані у ході прогнозування, які представлені в таблиці 4.1, однак тепер буде створено таблицю 4.3, у якій наведено безпосередньо дані щодо оптимізованого електроспоживання. У ній буде порівняно фактичні значення, прогнози та результати оптимізації, що в подальшому дозволить оцінити відсоток зекономленої енергії, ефективність використаних підходів та вплив різних обмежень і сценаріїв на кінцевий результат.

Таблиця 4.3 – Результати оптимізації

Дата та час	Фактичне споживання (кВт)	ГА- оптимізоване (кВт)	МРЧ- оптимізоване (кВт)	Гібридне (ГА + МРЧ) (кВт)
2025-04-13 10:00	15.012	13.60	12.76	13.05
2025-04-13 11:00	15.340	13.90	13.04	13.00
2025-04-13 12:00	15.180	13.75	12.90	12.70
2025-04-13 13:00	15.220	13.79	12.94	12.45
2025-04-13 14:00	15.140	13.72	12.87	12.30

У таблицях 4.1 та 4.3 було наведено фактичне електроспоживання для кожного опитування системи. Для визначення рівня оптимізації застосованого методу, зручно було б використати середнє значення даних вимірювань.

У рівнянні 4.1 визначається середнє значення фактичного електроспоживання:

$$P_{\text{сер}} = \frac{P_1 + P_2 + P_3 + P_4 + P_5}{N}, \quad (4.1)$$

де  $P_{\text{сер}}$  – фактичне середнє електроспоживання;

$P_N$  – фактичне електроспоживання на момент вимірювання  $N$ ;

$N$  – кількість вимірювань.

Таким чином, після підстановки у рівняння 4.1 значень, середнє арифметичне фактичного електроспоживання приблизно становить 15.18 кВт ( $P_{\text{сер}} = 15.18$  кВт).

Аналогічним чином обчислюються середні значення для результатів оптимізації, що застосовувалися з використанням окремих алгоритмів, а також гібридного підходу. В результаті, середнє значення оптимізації за допомогою генетичного алгоритму (ГА) складає 13.75 кВт, а для алгоритму рою часток (МРЧ) – 12.90 кВт. Для гібридного підходу середнє значення оптимізації становить 12.70 кВт.

Ці результати дозволяють порівняти ефективність кожного підходу щодо зниження електроспоживання та оцінити ефективність застосованої оптимізації в реальних умовах. Згідно з отриманими даними, видно, що гібридний підхід є найбільш ефективним, оскільки він забезпечує найнижчі показники споживання енергії.

На рисунку 4.5 представлено порівняння електроспоживання, де у вигляді діаграми видно різницю між фактичним споживанням електроенергії та оптимізованими значеннями, а також порівняння результатів оптимізації, отриманих за допомогою окремих алгоритмів та гібридного підходу. Цей графік наочно демонструє, як різні методи оптимізації впливають на зменшення споживання електроенергії в порівнянні з початковими даними.

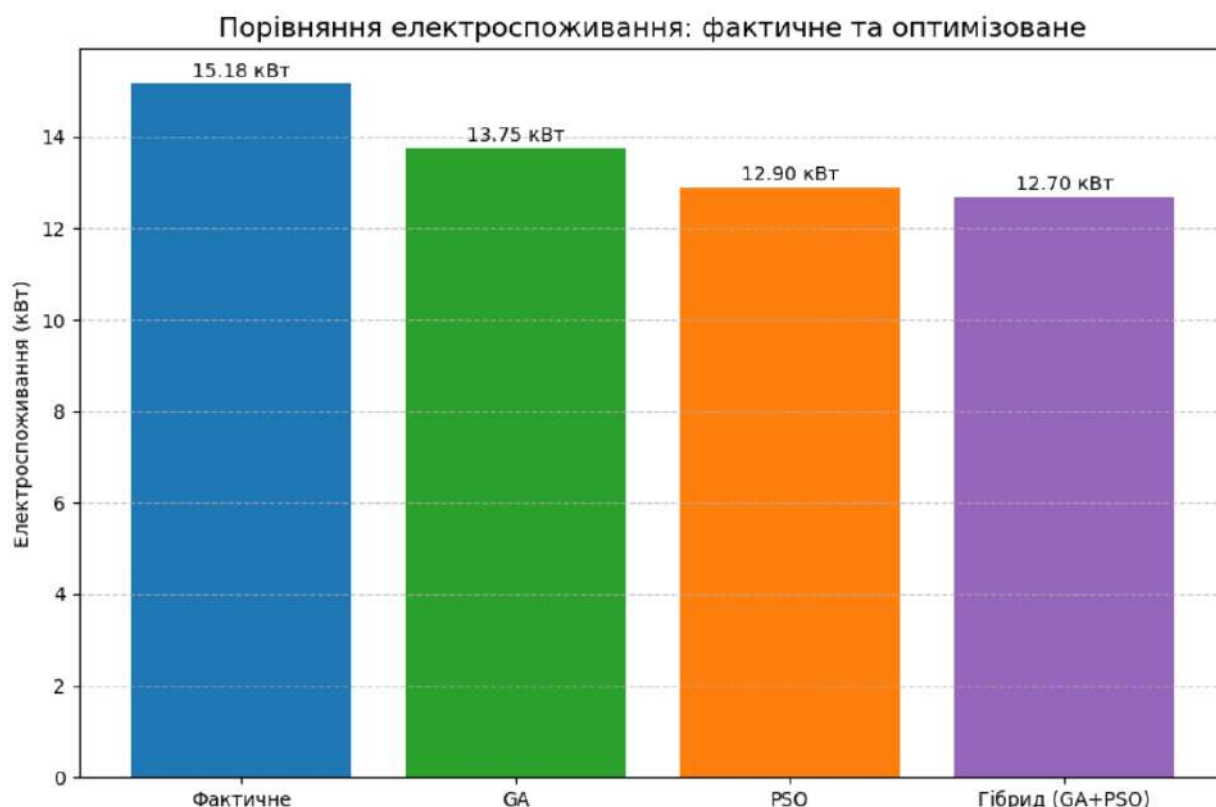


Рисунок 4.5 – Порівняння електроспоживання у кВт

Рисунок 4.5 наочно демонструє порівняння результатів оптимізації електроспоживання в одиницях кВт. Для більш чіткого розуміння ефективності

оптимізації, доцільно створити також діаграму, що відобразить результати у вигляді відсоткових значень.

Рисунок 4.6 показує розрахунок оптимізації електроспоживання на основі отриманих результатів системи, виражених у відсотках. Цей графік дозволяє оцінити зниження споживання електроенергії в порівнянні з початковими значеннями, а також візуально порівняти ефективність застосованих методів оптимізації, таких як генетичний алгоритм, рій часток та гібридний підхід.

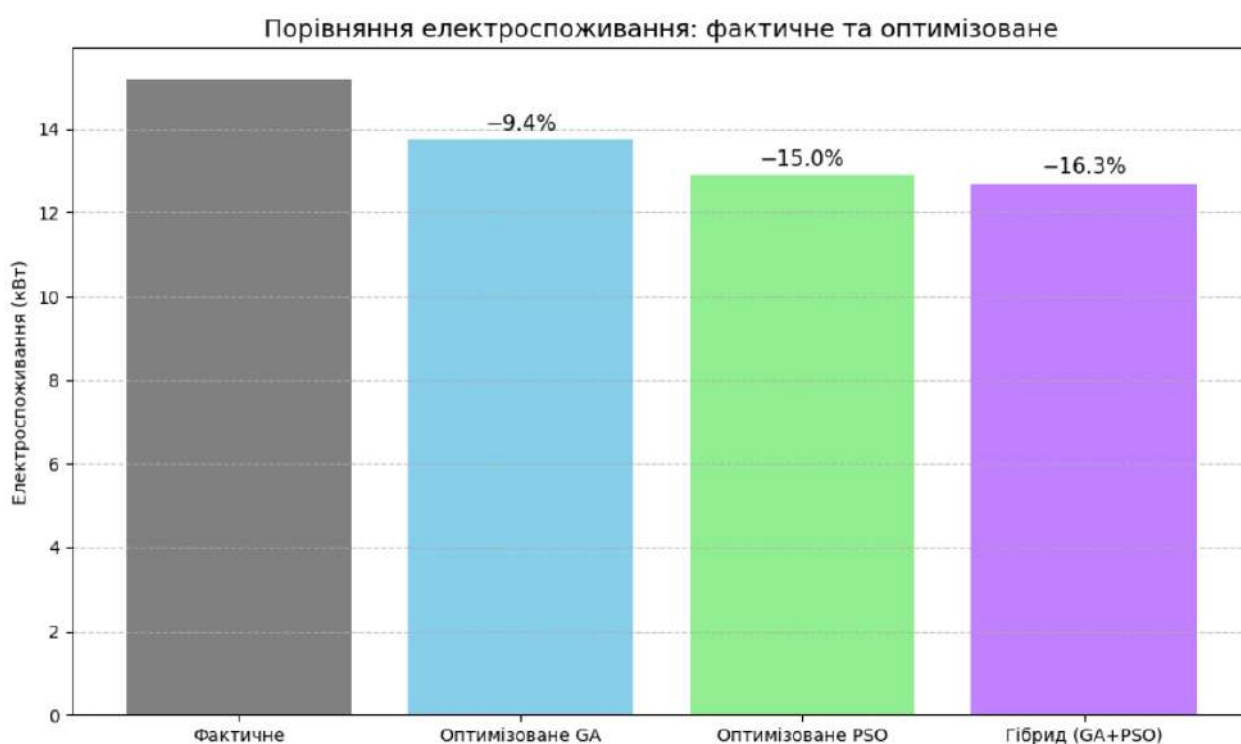


Рисунок 4.6 – Порівняння електроспоживання у відсотках

Із рисунків видно, що застосовані алгоритми дійсно ефективно реалізують процес оптимізації електроспоживання. Зокрема, середнє значення фактичного споживання становить 15.18 кВт, тоді як після оптимізації за допомогою генетичного алгоритму воно знижується до 13.75 кВт, а при використанні методу рюю часток – до 12.90 кВт, що забезпечує зменшення відповідно на 1.43 кВт та 2.28 кВт. Найвищий рівень зниження досягається при використанні гібридного підходу, де поєднано обидва алгоритми: електроспоживання зменшується до 12.70 кВт, що дає економію у 2.48 кВт порівняно з початковим рівнем.

Ці результати підтверджують ефективність гібридного підходу, який дозволяє досягти більш суттєвого скорочення витрат енергії завдяки взаємодоповненню сильних сторін обох методів.

Відносні показники оптимізації, представлені на рисунку 4.6, додатково ілюструють ці переваги: економія при застосуванні лише ГА становить 9.4%, при використанні МРЧ – 15.0%, а гібридне рішення дозволяє досягти максимального результату – 16.3%.

На рисунку 4.7 наведено результати оптимізації енергоспоживання окремих пристроїв, які використовувалися під час тестування працездатності запропонованого методу та кіберфізичної системи. Ці дані відповідають результатам, що були попередньо виведені в консольній формі на рисунку 3.10, і слугують наочним прикладом ефективності управління споживанням енергії на рівні окремих елементів системи.

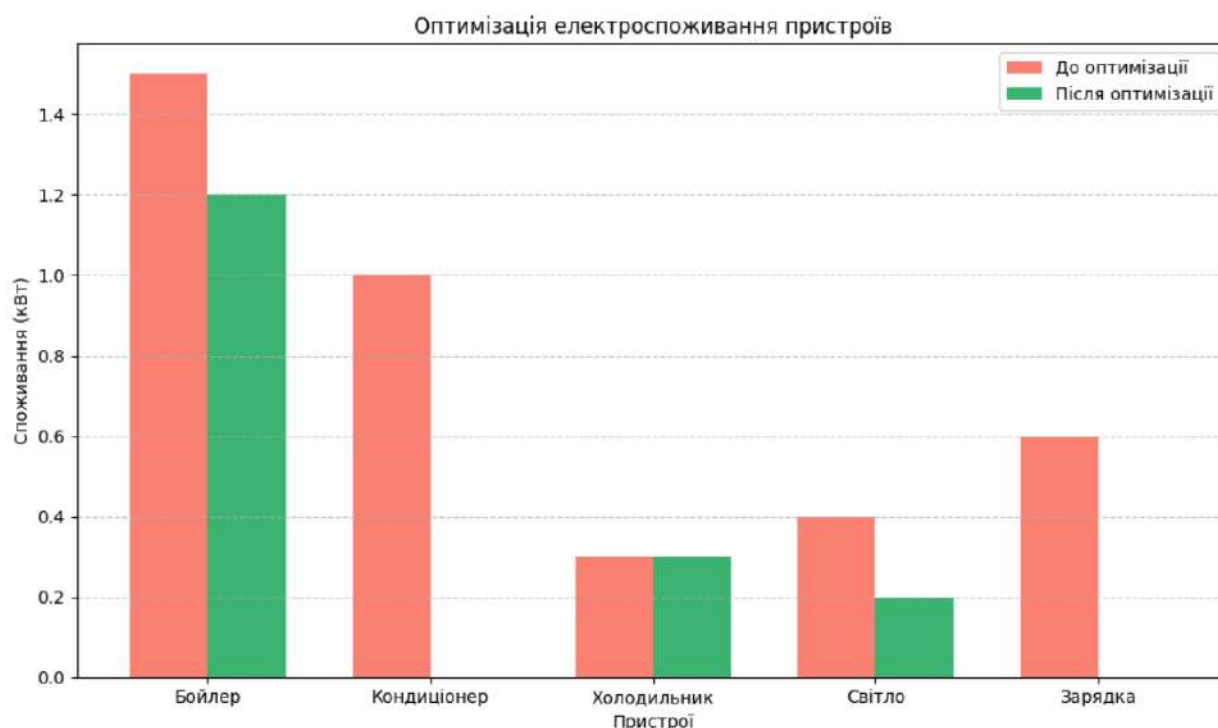


Рисунок 4.7 – Оптимізація електроспоживання для підключених пристроїв гібридним підходом

Як видно з рисунка, кожен пристрій був підданий індивідуальній оптимізації відповідно до пріоритетів, обмежень користувача та прогнозованого споживання. Такий підхід дозволив мінімізувати витрати без шкоди для комфорту, а також реалізувати адаптивне керування – наприклад, автоматичне вимкнення кондиціонера при відсутності потреби або відтермінування заряджання у години пікового навантаження. Надалі ці принципи можуть бути масштабовані для інтеграції більшої кількості пристроїв та сенсорів у системі розумного дому чи розумного району.

Отже, можна зробити висновок, що після завершення етапу прогнозування та розрахунку оптимального сценарію енергоспоживання згідно з розробленим методом, система успішно реалізувала заходи з оптимізації. Зокрема, було зменшено енергоспоживання бойлера та освітлення (керування світлом здійснюється через розумну розетку), кондиціонер було повністю вимкнено, а заряджання пристроїв – автоматично перенесено на інший, більш енергоефективний часовий інтервал.

Таким чином, система не лише забезпечує зниження навантаження на електромережу в години пікового споживання, а й демонструє здатність гнучко реагувати на зміну умов, автоматизуючи процес енергозбереження з урахуванням встановлених обмежень і пріоритетів користувача.

Оскільки ефективність гібридного підходу до оптимізації електроспоживання була обґрунтована та підтверджена під час тестування, відтепер доцільно використовувати прогнозування вже з урахуванням оптимізаційної складової методу. Це дозволяє не лише передбачити рівень майбутнього споживання, а й одразу інтегрувати механізми скорочення витрат електроенергії, згідно з визначеними сценаріями, обмеженнями та режимами роботи пристроїв.

На рисунку 4.8 представлено графік прогнозованого електроспоживання на добу з урахуванням впровадженої оптимізації. Завдяки цьому стало можливим не лише аналізувати майбутні навантаження, але й оцінювати потенційний економічний ефект та ступінь зниження пікових значень у реальному часі. Такий

підхід дозволяє досягати балансу між комфортом користувача, енергоефективністю та навантаженням на енергосистему.

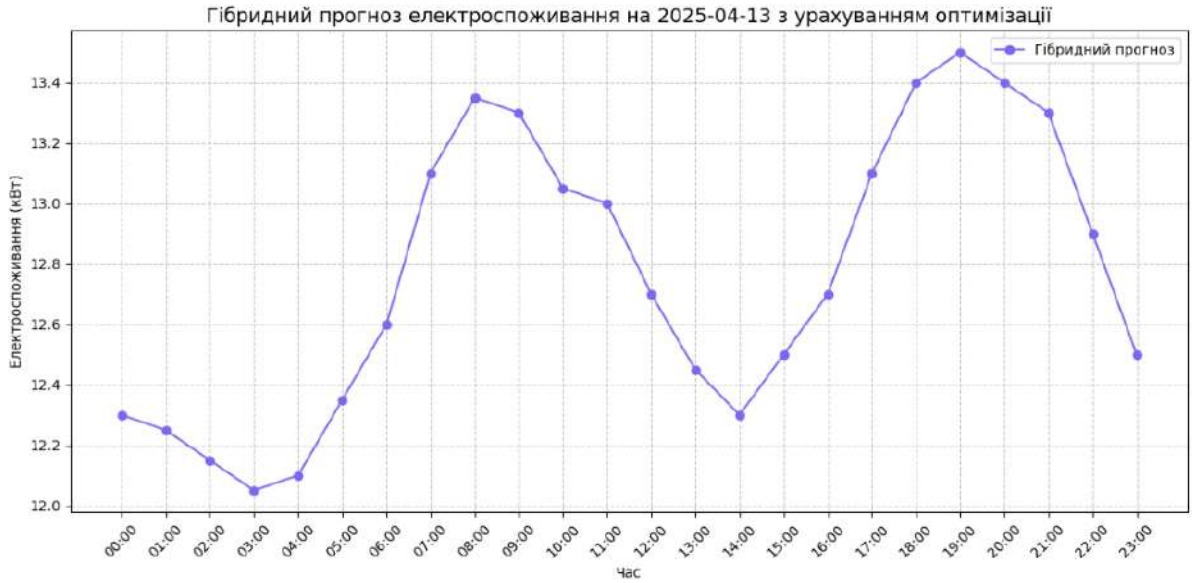


Рисунок 4.8 – Прогнозування електроспоживання на день з урахуванням оптимізації

З рисунку 4.9 виконано прогнозування споживання на місяць.

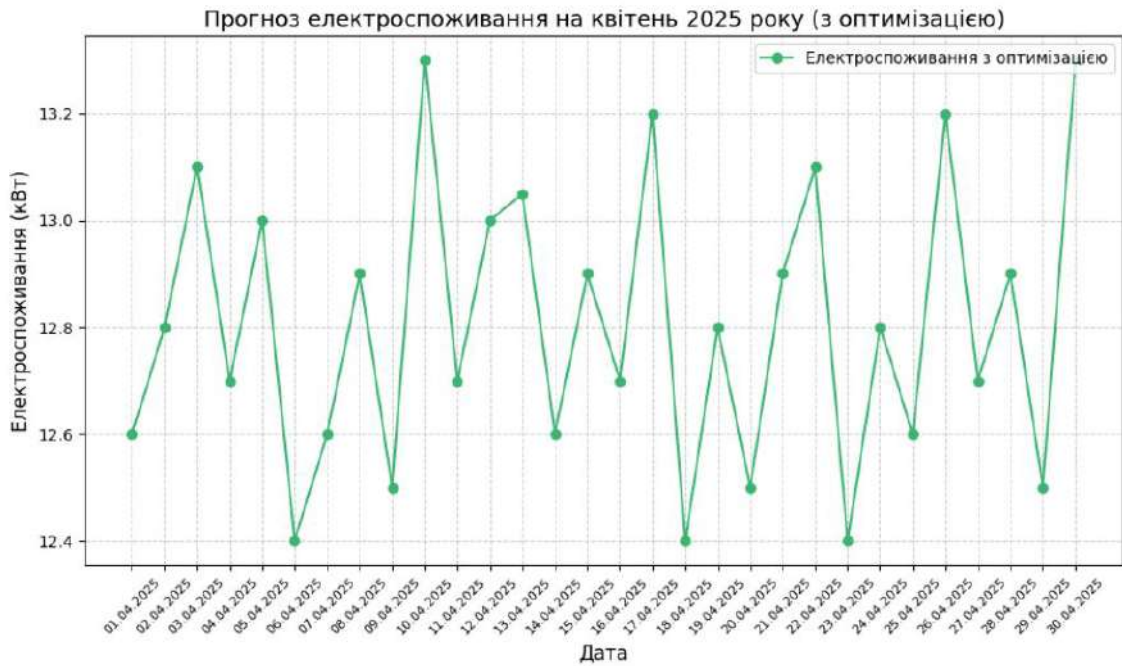


Рисунок 4.9 – Прогнозування електроспоживання на місяць з урахуванням оптимізації

Таким чином, система не лише забезпечує зниження навантаження на електромережу в години пікового споживання, а й демонструє здатність гнучко реагувати на зміну умов, автоматизуючи процес енергозбереження з урахуванням встановлених обмежень і пріоритетів користувача.

#### 4.3 Перевірка роботи веб-сервісу комунального підприємства

Під час тестування методу та кіберфізичної системи прогнозування й оптимізації електроспоживання необхідно також переконатися у правильності функціонування веб-сервісу комунального підприємства (веб-інтерфейсу), що виконує роль центрального сервера або хмарної платформи.

Цей веб-сервіс слугує ключовим елементом для візуалізації, обробки та збереження даних, які були отримані від системи. Саме сюди надсилається інформація, на передачу якої користувач дав згоду, зокрема прогнозовані обсяги електроспоживання

На рисунку 4.10 представлено інтерфейс веб-сервісу комунального підприємства.

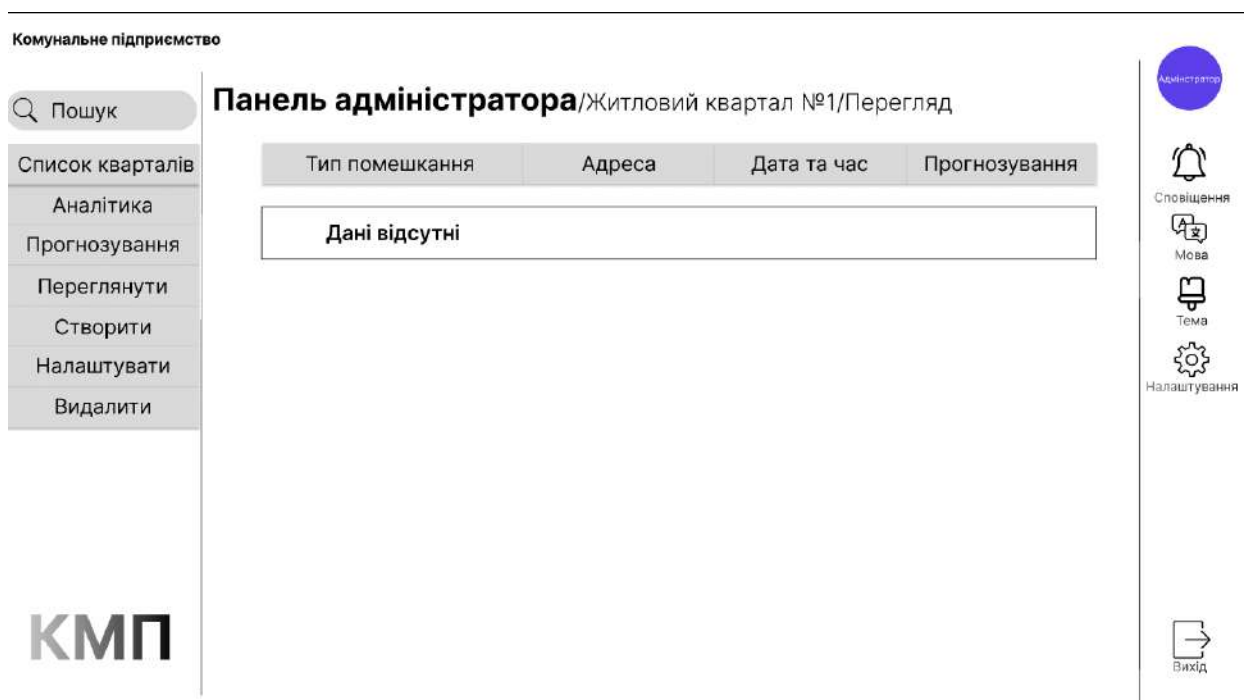


Рисунок 4.10 – Загальний вигляд веб-сервісу комунального підприємства

На правій стороні рисунка 4.10 показано, що користувач уже увійшов до системи під обліковим записом адміністратора комунального підприємства, що надає розширені повноваження – зокрема, доступ до адміністративної панелі, яка недоступна для звичайних користувачів і призначена виключно для уповноважених осіб, відповідальних за обслуговування сервісу.

Під іконкою профілю адміністратора розміщено функціональні елементи інтерфейсу: можливість перегляду сповіщень, перемикання мови веб-інтерфейсу, зміна теми оформлення (світлої/темної) та налаштування персоналізованих параметрів системи. Нижче розміщено кнопку виходу з облікового запису у вигляді зрозумілого значка з написом «Вихід».

Таким чином, цей набір елементів формує інтуїтивно зрозуміле меню адміністратора, яке дозволяє не лише контролювати функціонування системи, а й своєчасно реагувати на нові події, змінювати параметри доступу до платформи.

У лівій частині рисунка 4.10 розміщено напис «Комунальне підприємство», який виконує роль умовного логотипу веб-сервісу. На даному етапі система не прив'язана до жодної конкретної організації, тому цей напис слугує загальною позначкою.

Нижче знаходиться поле пошуку, яке забезпечує зручний доступ до потрібного функціоналу або інформації за ключовими словами, що значно спрощує навігацію в межах платформи для адміністратора.

Під панеллю пошуку розташоване головне меню адміністратора, яке містить структурований перелік основних розділів для керування системою. Завдяки цьому меню адміністратор має змогу швидко переходити між функціями. Зокрема:

- «Список кварталів» дозволяє переглядати житлові квартали, в яких встановлені кіберфізичні системи прогнозування та оптимізації електроспоживання.
- «Аналітика» надає доступ до статистичних та графічних даних, зокрема про динаміку користування, ефективність прогнозування, обсяги споживання.
- «Прогнозування» дозволяє переглядати прогнозоване енергоспоживання для всіх зареєстрованих користувачів у реальному часі або на визначений період.

– «Переглянути» відкриває деталізовану інформацію про вибраний житловий квартал, зокрема адресу, тип помешкання, адресу користувача, дату та час передачі даних та кількість прогнозованого електроспоживання.

– «Створити» використовується для додавання нових користувачів до системи, наприклад, при встановленні нових пристроїв або підключенні нових об'єктів.

– «Налаштувати» надає можливість вручну редагувати дані про користувачів, пристрої, обмеження або параметри прогнозування.

– «Видалити» застосовується для дезактивації або повного видалення користувача з системи, наприклад, у разі припинення обслуговування чи переїзду.

Центральна частина інтерфейсу, розміщена між лівим та правим меню, виконує роль основної зони візуалізації інформації. Саме в цій області відображаються дані, які відповідають обраному адміністратором пункту меню, забезпечуючи зручний перегляд і взаємодію з функціоналом системи.

На рисунку 4.11 представлено приклад відображення інформації, що надходить від кіберфізичної системи після надання згоди користувачем на передачу даних.

Комунальне підприємство

Пошук

Список кварталів

Аналітика

Прогнозування

Переглянути

Створити

Налаштувати

Видалити

**КМП**

**Панель адміністратора** / Житловий квартал №1 / Перегляд

Тип помешкання	Адреса	Дата та час	Прогнозування
Житловий будинок	вул. Козацька, 19	13.04.2025 10:00	13.05 кВт

Адміністратор

Сповіщення

Мова

Тема

Налаштування

Вихід

Рисунок 4.11 – Відображення отриманих даних у інтерфейсі веб-сервісу

На відміну від рисунку 4.10, де було продемонстровано загальний вигляд інтерфейсу адміністратора веб-сервісу в момент відсутності отриманих даних від користувачів, на рисунку 4.11 видно, що в обраній вкладці панелі адміністратора, «Перегляд», для житлового кварталу №1 з'явилась інформація, передана системою після згоди користувача. Зокрема, вказано тип житлового приміщення, адресу, дату та час проведення прогнозування, а також безпосередньо значення прогнозованого електроспоживання, тобто усі дані, які потребує даний функціонал.

Значення прогнозу становить 13.05 кВт на 10:00 годину 13.04.2025, що повністю збігається з результатами, отриманими в процесі тестування запропонованого методу та кіберфізичної системи. Це підтверджує узгодженість між локальною частиною (на пристрої користувача) та центральним веб-сервісом, а також коректність синхронізації даних між ними.

Відтак, можна зробити висновок, що веб-сервіс функціонує стабільно та правильно, забезпечуючи повноцінний обмін інформацією між системними компонентами.

#### 4.4 Перевірка роботи мобільного додатку

Заключним етапом перевірки функціональності кіберфізичної системи стало тестування мобільного додатку. Цей застосунок забезпечує з'єднання з системою за допомогою бездротової технології Wi-Fi, що дає змогу користувачу дистанційно керувати окремими компонентами системи, а також переглядати та аналізувати їхню роботу в реальному часі.

Окрім цього, через інтерфейс мобільного додатку користувач має можливість передавати зібрані дані на центральний веб-сервер (у даному випадку комунальне підприємство), що обслуговує його житловий квартал. Така функціональність підвищує зручність користування системою, дозволяє здійснювати контроль з будь-якого місця та забезпечує гнучку інтеграцію з іншими частинами інфраструктури «розумного району».

На рисунку 4.12 представлено екрани входу та реєстрації мобільного додатку.

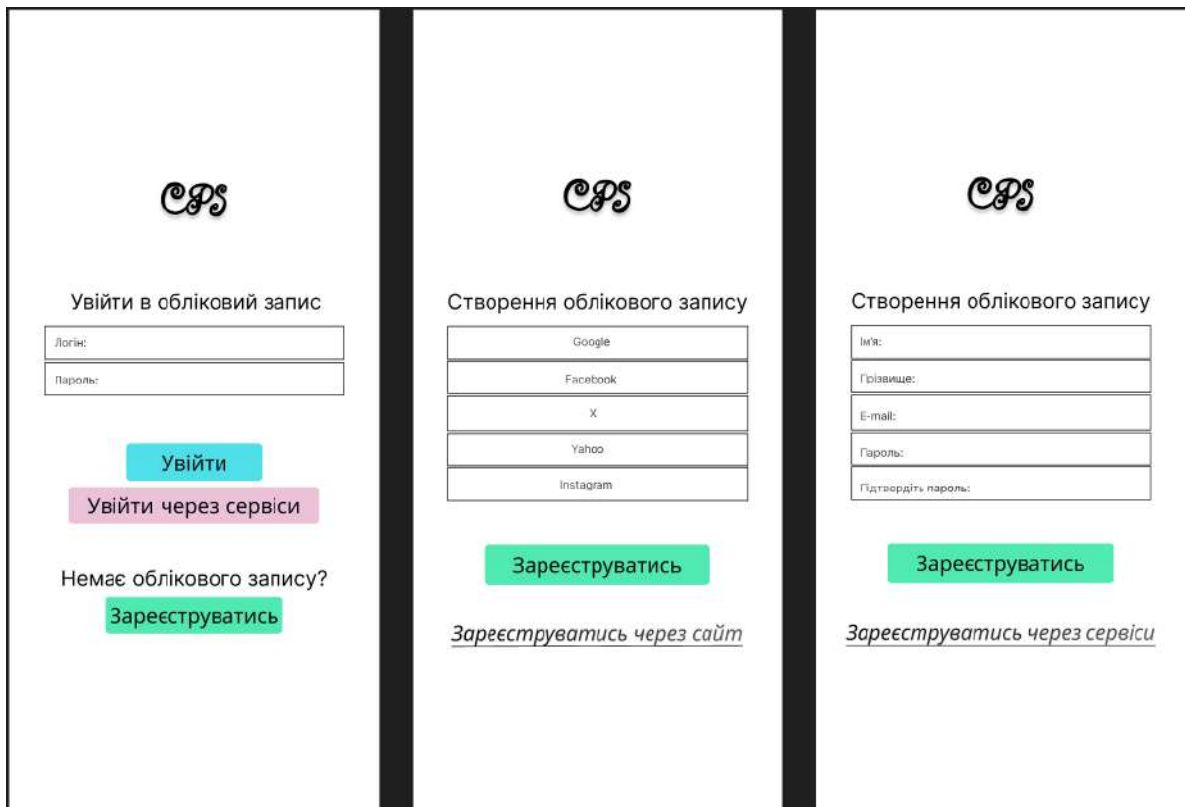


Рисунок 4.12 – Екрани входу та реєстрації мобільного додаток

Як видно з рисунка 4.12, мобільний додаток має назву «CPS», що є аббревіатурою англійського терміну Cyber-Physical System – «кіберфізична система». Така назва чітко відображає основне призначення додатку та його зв'язок із розробленим магістерським проектом. Оскільки проект має некомерційний характер, вибір назви не є критично важливим, однак все ж підкреслює технічну суть реалізованої системи.

На першому екрані показано стандартну форму для входу – поля введення логіна та паролю, які користувач заповнює відповідно до своїх облікових даних, отриманих під час реєстрації. Якщо ж користувач ще не має облікового запису, він має змогу зареєструватися. Як видно на середньому екрані, підтримується авторизація через популярні сторонні сервіси, зокрема Google та Facebook, що значно полегшує вхід для більшості користувачів.

Крім того, на останньому екрані продемонстровано можливість створити обліковий запис вручну, без використання сторонніх сервісів. Для цього

передбачено форму з відповідними полями для введення: ім'я, електронна пошта, логін, пароль та підтвердження паролю.

У подальшому можливе розширення функціоналу мобільного додатку, зокрема додавання біометричної авторизації (відбиток пальця або розпізнавання обличчя), а також інтеграція з національними системами електронної ідентифікації для підвищення безпеки доступу.

Після авторизації в обліковому записі користувач має можливість перейти до розділу налаштувань, де він може переглядати та редагувати інформацію, пов'язану зі своїм профілем, попередньо обравши відповідний пункт меню. Зокрема, є можливість змінити особисті дані, вказані під час реєстрації, такі як ім'я, прізвище, електронну пошту, телефон.

На рисунку 4.13 представлено екрани «Профіль користувача» та «Налаштування» розробленого мобільного додатку.

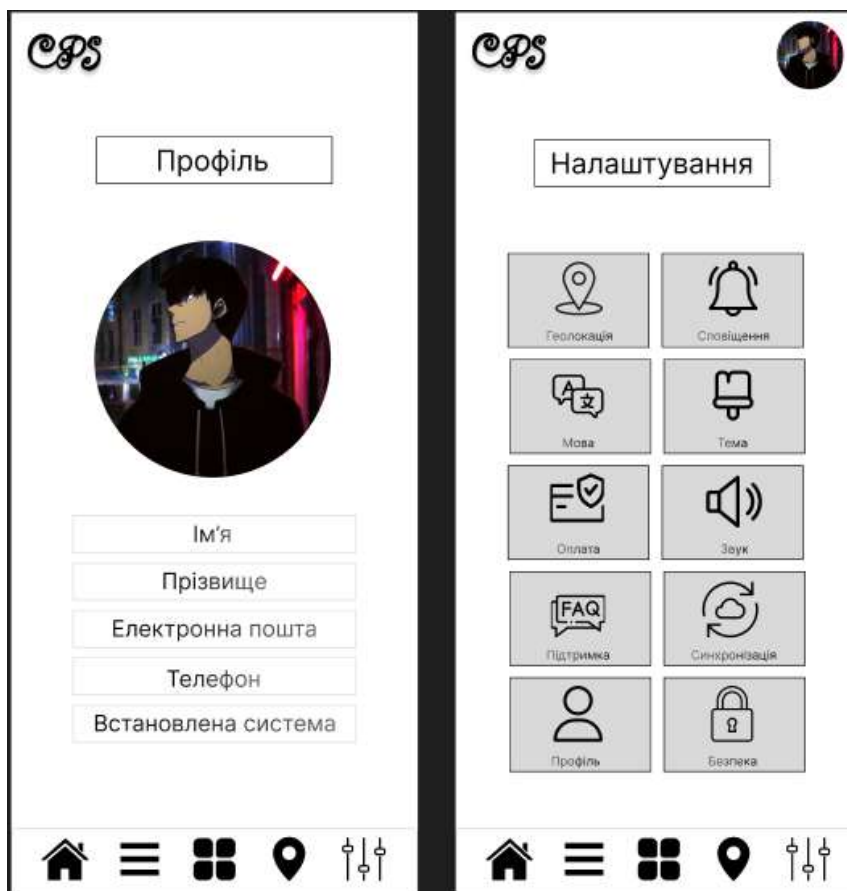


Рисунок 4.13 – Екрани «Профіль користувача» та «Налаштування»

Також передбачена опція вибору або оновлення моделі встановленої кіберфізичної системи, що стане особливо корисною у випадку розширення асортименту пристроїв у майбутньому. Це дозволить забезпечити точнішу інтеграцію з конкретним обладнанням та адаптацію функціоналу додатку відповідно до його особливостей.

На головному екрані мобільного додатку користувач має змогу ознайомитися з актуальними даними прогнозу електроспоживання, представленими у зручному графічному вигляді. Інтерфейс реалізовано таким чином, що користувач одразу бачить інформацію на найближчі години, що дозволяє оперативно реагувати на зміну ситуації або планувати використання електроенергії.

На рисунку 4.14 показано екрани «Головна сторінка» мобільного додатку.



Рисунок 4.14 – Екрани «Головна сторінка» мобільного додатку

На рисунку 4.14 наведений графік представляє дані прогнозування від опівночі до 13:00 години за 13.04.2025, та співпадає з наведеними раніше результатами.

Для перемикання між різними графіками, наприклад, з короткострокового прогнозу на добу на довгостроковий аналіз на місяць або ж на результати оптимізації системи – достатньо скористатися стрілкою під графіком, яка виконує функцію гортання між доступними візуалізаціями.

На головному екрані додатку також розташовані кнопки «До керування» та «До компонентів», які слугують для зручної навігації та швидкого доступу користувача до відповідних функціональних розділів мобільного застосунку. Перша кнопка переадресовує користувача до інтерфейсу керування системою, де він може в реальному часі вмикати або вимикати пристрої, налаштовувати режими роботи тощо. Друга – відкриває сторінку з переліком апаратних складових, інтегрованих до кіберфізичної системи.

На другому екрані рисунка 4.14 представлено компоненти, які інтегровані у кіберфізичну систему та наведено їх короткий опис.

Керування розумними розетками, а також перегляд інформації про стан підключених пристроїв і їхнє енергоспоживання здійснюється через розділ «Керування» мобільного додатку.

У цьому інтерфейсі користувач має доступ до динамічного списку розеток, до яких підключено побутові прилади. Список реалізовано у вигляді прокрутного меню, що дозволяє швидко переглядати статус кожної розетки – увімкнена чи вимкнена, поточне споживання енергії тощо. Назви розеток відповідають кімнатам, у яких вони розміщені, наприклад, «Вітальня 1» вказує на першу розетку, що розташована у вітальні. Таке найменування базується на схемі розташування розумних розеток у типовій квартирі, описаній у підрозділі 3.4.

Для зручності передбачено функціонал редагування – натиснувши кнопку «Змінити», користувач може змінити назву розетки на більш інформативну, наприклад, «Кондиціонер», «Пральна машина», або будь-яку іншу, що допомагає швидше ідентифікувати пристрій. Також є можливість видалити зайву розетку зі

списку, наприклад, якщо вона фізично відсутня або була перенесена в іншу кімнату.

Щодо перегляду даних про енергоспоживання кожної розетки, користувач може отримати детальнішу інформацію, натиснувши на відповідний статус, відображений у списку. Наприклад, якщо на екрані показано стан «Увім», натискання на нього змінює напис на фактичне споживання електроенергії даною розеткою – як продемонстровано на рисунку 4.15, для першої розетки у вітальні це значення становить 0.3 кВт.

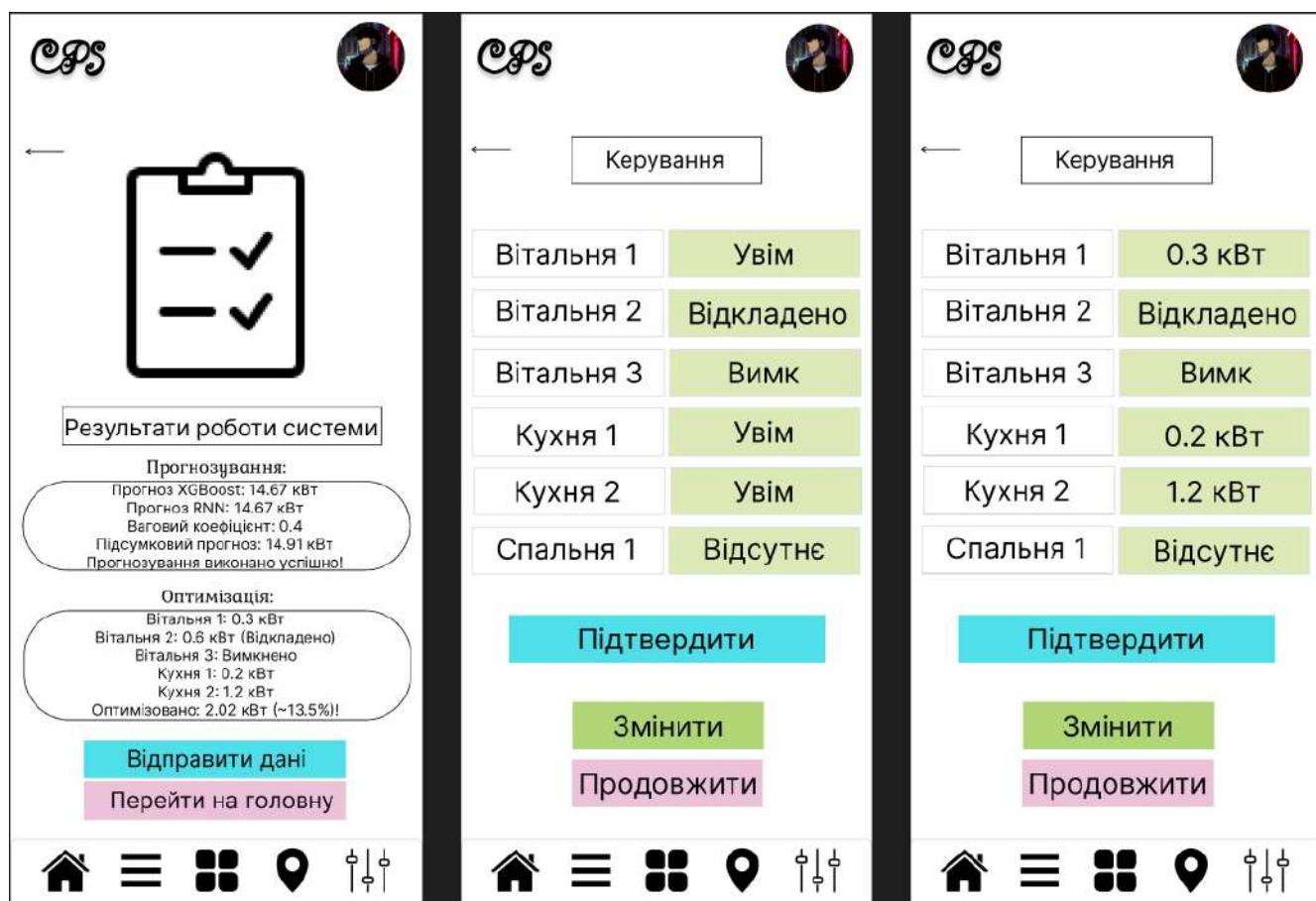


Рисунок 4.15 – Відображення результатів роботи системи та екрани «Керування»

Окрему увагу варто звернути на стани застосовані при відображенні інформації у мобільному додатку (середній та правий екрани рисунку 4.15), які є лаконічними та інтуїтивно зрозумілі користувачу.

Статус «Відкладено» означає, що оптимізаційний алгоритм визначив доцільність перенесення роботи пристрою на інший час доби для досягнення енергоефективності. У цьому випадку споживання електроенергії наразі відсутнє, тому відповідне значення навмисно не відображається, щоб не вводити користувача в оману.

Аналогічно, статус «Вимк» свідчить про повне відключення пристрою від електроживлення, що також виключає наявність споживання, тому показ відповідного значення не є доцільним.

Статус «Відсутнє» свідчить про те, що до відповідної розумної розетки на даний момент не підключено жодного електроприладу, тому фактичне електроспоживання дорівнює нулю. У такому випадку користувачу рекомендується, за потреби, перемістити розетку в іншу кімнату, де вона буде використовуватись більш ефективно, а також змінити її назву відповідно до нового місця розташування або призначення.

Саме корегування назви та інформації користувачем дозволить зберігати точність у відображенні схеми електроспоживання житлового приміщення, уникати плутанини в інтерфейсі мобільного додатку та полегшить подальший аналіз і оптимізацію використання електроенергії.

На лівому екрані рисунка 4.15 продемонстровано виведення результатів, отриманих у процесі роботи запропонованого методу прогнозування та оптимізації в рамках кіберфізичної системи. Як видно, відображені дані повністю узгоджуються з результатами, що були зафіксовані в консолі розробника під час тестування. Це підтверджує стабільну роботу алгоритмів у реальному середовищі.

Варто також зазначити, що виведення інформації спрощено та адаптовано під звичайного користувача – система фільтрує технічні деталі, які не мають практичного значення для кінцевого споживача. Наприклад, не виводяться дані щодо кількості ітерацій, проміжні значення змінних чи внутрішні кроки алгоритмів оптимізації, щоб не перевантажувати інтерфейс зайвою інформацією.

Після відображення результатів прогнозування користувач має можливість або повернутися на головну сторінку додатку, або ж надіслати отримані дані до

комунального підприємства, яке виступає у ролі центрального серверу житлових кварталів, скориставшись відповідними елементами інтерфейсу.

У випадку вибору опції відправлення, система автоматично відображає повідомлення з підтвердженням дій, як це показано на правому екрані рисунка 4.16. Повідомлення містить роз'яснення щодо цілі збору даних (наприклад, покращення точності обліку споживання, формування рекомендацій, аналітики тощо), а також інформацію про безпеку та захист персональних даних, відповідно до чинних вимог зберігання та передачі користувацької інформації.

Таким чином, система забезпечує прозорість процесу обміну даними між користувачем та центральним сервером, даючи змогу приймати обґрунтовані рішення щодо конфіденційності і підтримуючи загальну довіру до кіберфізичної системи з боку кінцевого користувача.

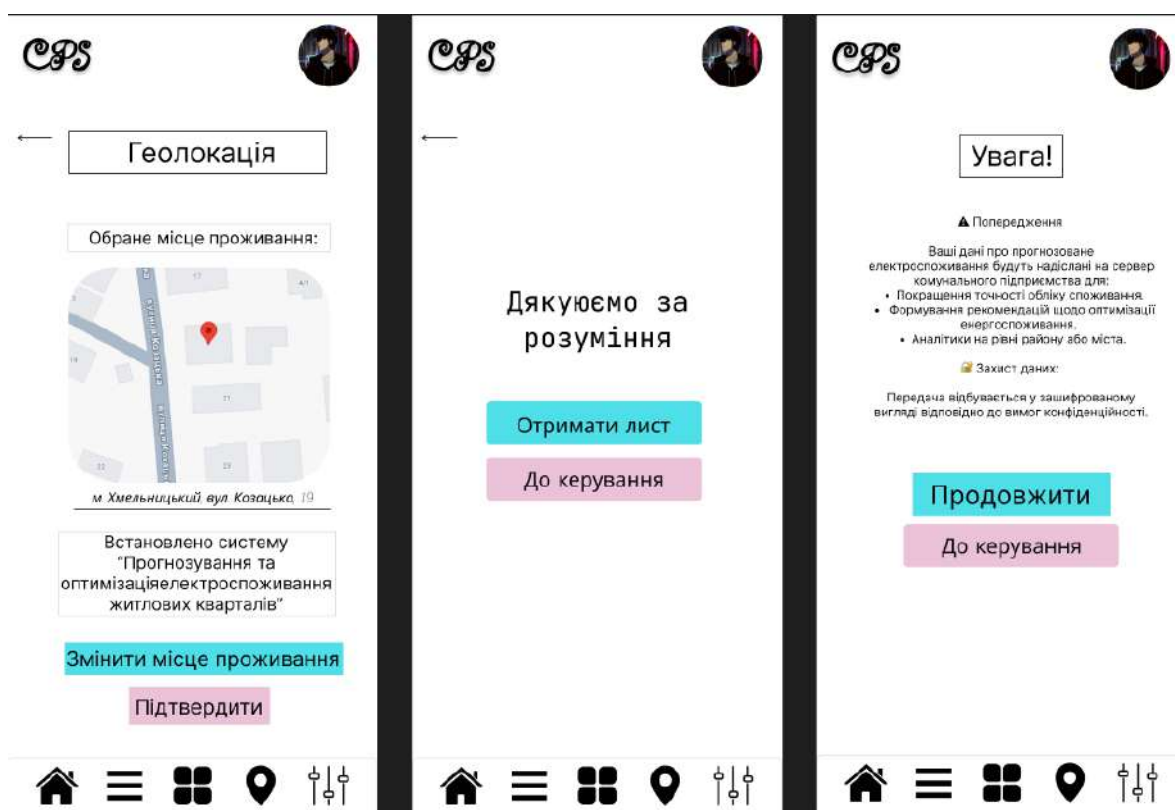


Рисунок 4.16 – Екрани «Геолокація», попередження та результати передачі даних прогнозування

У відповідь на отримане попередження, користувач має змогу самостійно обрати подальші дії: у разі небажання надавати особисті дані, він може відмовитися від передачі, скориставшись відповідною кнопкою, що перенаправляє його на екран керування системою. Якщо ж користувач погоджується з умовами використання, підтверджує ознайомлення з повідомленням та надає згоду, система автоматично виконує передачу даних до центрального сервера.

Після успішного завершення цього процесу, користувач отримує можливість, за бажанням, замовити автоматичне надсилання звіту з прогнозними показниками на електронну пошту, вказану у його профілі. Це дозволяє зберігати результати локально, переглядати їх у зручний час або передавати третім особам за потреби (наприклад, представникам комунального підприємства під час звернення).

Після цього користувач може безперешкодно продовжити роботу в мобільному додатку, переходячи до перегляду графіків, керування пристроями або зміни налаштувань відповідно до власних потреб.

На рисунку 4.16 також зображено інтерфейс сторінки мобільного додатку під назвою «Геолокація». Цей екран надає можливість зазначити місце свого проживання, у якому встановлено систему прогнозування та оптимізації енергоспоживання. Така функція має на меті визначення приналежності користувача до конкретного житлового кварталу, що є важливою умовою для правильної маршрутизації, обробки та аналізу даних з боку центрального сервера (комунального підприємства).

Фіксація геолокації дозволяє фільтрувати дані відповідно місця встановлення системи, покращуючи точність аналітичних звітів і допомагаючи підприємству більш ефективно координувати процеси енергоменеджменту та реагування на зміни в структурі споживання.

Це також надає користувачам можливість самостійно оновлювати інформацію про місце проживання, не потребуючи безпосереднього звернення до комунального підприємства, за умови, що використовується та сама модель системи. Такий підхід забезпечує гнучкість у використанні кіберфізичної системи

при зміні житла, наприклад, у разі переїзду в інший район або будинок, де система вже встановлена або може бути повторно змонтована.

На рисунку 4.17 представлено екран мобільного додатку «Про систему».

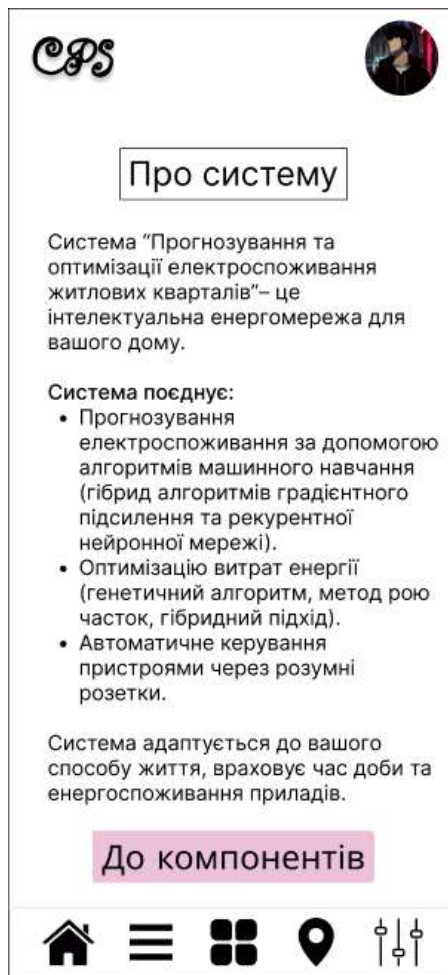


Рисунок 4.17 – Екран «Про систему»

Екран «Про систему» містить стисле інформаційне повідомлення, яке включає назву розробленої кіберфізичної системи та перелік ключових технологій, на основі яких вона функціонує. Така інформація спрямована на те, щоб ознайомити користувача з принципами роботи системи, її призначенням та перевагами. Це особливо корисно для нових користувачів або тих, хто прагне глибше розуміти технічну суть і можливості використання даної системи.

Таким чином, можна дійти висновку, що створений мобільний додаток функціонує стабільно та без збоїв, забезпечуючи користувача достовірною та

своєчасною інформацією про стан системи, прогнозоване та фактичне енергоспоживання, а також інші важливі параметри.

#### 4.5 Висновки до четвертого розділу

У розділі «ТЕСТУВАННЯ МЕТОДУ І КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ» було проведено детальну перевірку точності прогнозування на основі реальних даних. У процесі тестування визначено оптимальне значення вагового коефіцієнта, при якому досягається найменша похибка прогнозу. Зокрема, аналіз середньої абсолютної похибки (САП) та середньоквадратичної похибки (СКП) показав, що найкращі результати досягаються при ваговому коефіцієнті  $\alpha \approx 0.4$ . Це свідчить про те, що у гібридній моделі ефективним є розподіл ваг – 40% довіри до алгоритму XGBoost і 60% до рекурентної нейромережі (RNN).

Такий підхід забезпечує більш точне прогнозування в порівнянні з використанням лише одного з алгоритмів, що підтверджується отриманими метриками помилки. Таким чином, ефективність гібридного методу була підтверджена експериментально, що свідчить про його доцільність та перспективність у задачах прогнозування енергоспоживання в житлових районах, а точність прогнозування становить  $\approx 99.5\%$  (найбільша приведена похибка була у розмірі  $\approx 0.2$  кВт).

У подальшому етапі було проведено тестування ефективності оптимізації електроспоживання. За результатами експериментів встановлено, що гібридний підхід, який поєднує генетичний алгоритм (ГА) та метод рою часток (МРЧ), демонструє найвищий рівень зменшення споживання електроенергії. Зокрема, досягнута економія становить приблизно 16.3% у порівнянні з фактичним, неоптимізованим споживанням. Це більше, ніж результат, отриманий при застосуванні лише одного окремого алгоритму, а також, навіть, алгоритму оптимізації, який показує найкращу ефективність серед двох – МРЧ (15%).

Отримані результати підтверджують доцільність використання гібридного підходу, оскільки його застосування дозволяє досягати більш ефективного розподілу навантаження між електроприладами без втрати функціональності та з урахуванням заданих користувачем обмежень. Завдяки взаємодоповнюючим властивостям ГА та МРЧ, система може швидше виходити на оптимальні рішення, уникаючи локальних мінімумів.

Наступним етапом стало тестування функціонування веб-сервісу комунального підприємства та мобільного додатку. В рамках цього етапу було проведено детальний аналіз інтерфейсів обох застосунків, а також їх функціоналу.

Результати тестування підтвердили стабільність, надійність і коректність роботи обох компонентів системи. Було зафіксовано правильну синхронізацію даних, без затримок чи втрати інформації, а також значення, що прогножуються та оптимізуються, точно відповідають тим, які раніше були відображені на графіках у додатку та у консолі розробника, що свідчить про узгодженість роботи всієї системи.

Особливу увагу було приділено взаємодії мобільного застосунку з фізичними компонентами системи, зокрема розумними розетками. Було підтверджено, що користувач має змогу у зручній формі відслідковувати стан підключених пристроїв, обсяг енергоспоживання, а також змінювати налаштування, що дозволяє ефективно керувати системою у реальному часі. Передбачена можливість персоналізації системи через зміну налаштувань профілю, геолокації, назв пристроїв тощо – сприяє підвищенню зручності та адаптивності системи під індивідуальні потреби мешканців.

Таким чином, усі ключові компоненти кіберфізичної системи успішно пройшли тестування, що підтверджує готовність рішення до реального використання в умовах житлового кварталу та його інтеграцію у структуру розумного міста.

## ВИСНОВКИ

У роботі за результатами виконаних теоретичних та практичних досліджень розроблено ефективний метод прогнозування та оптимізації електроспоживання в житлових кварталах, реалізований у вигляді кіберфізичної системи з мобільним додатком. Запропоноване рішення базується на гібридному підході, що поєднує можливості алгоритмів машинного навчання (XGBoost та PNM) для прогнозування, а також методів еволюційної оптимізації (ГА та МРЧ) для досягнення енергоефективності.

Окрім цього, було створено інтерфейси для зручної взаємодії користувача із системою, реалізовано підтримку розумних пристроїв, зокрема розеток, а також забезпечено можливість передачі даних до комунального підприємства із дотриманням вимог щодо конфіденційності та безпеки. Усі компоненти системи пройшли тестування, яке підтвердило їхню стабільну та коректну роботу в реальних умовах експлуатації.

У першому розділі було здійснено детальний аналіз предметної області, в ході якого визначено актуальні проблеми, пов'язані з прогнозуванням та оптимізацією електроспоживання в житлових кварталах. Проведено порівняльний огляд наявних підходів та технічних рішень, з акцентом на їхні переваги, обмеження, сфери ефективного застосування, а також адаптивність до реальних умов.

На основі цього аналізу було обґрунтовано необхідність створення нової кіберфізичної системи, що поєднує інтелектуальні методи обробки даних із засобами управління споживанням енергії. У підсумку сформульовано чітке формулювання задачі дослідження, що включає розробку методу прогнозування з використанням гібридної моделі машинного навчання, а також алгоритму оптимізації з урахуванням реальних технічних і поведінкових обмежень користувачів.

У другому розділі було здійснено розробку методу прогнозування та оптимізації електроспоживання в житлових кварталах із використанням сучасних

алгоритмів машинного навчання. Детально проаналізовано основні типи алгоритмів машинного навчання, їх класифікацію, особливості функціонування та сфери застосування. В результаті порівняльного аналізу було обґрунтовано доцільність використання гібридного підходу, що включає моделі XGBoost (алгоритм градієнтного підсилення) та РНМ (рекурентна нейронна мережа) для прогнозування, а також алгоритми ГА (генетичний алгоритм) та МРЧ (метод рою часток) для оптимізації електроспоживання.

На основі обраних алгоритмів було змодельовано предметну галузь, з урахуванням специфіки функціонування систем енергоспоживання в реальних умовах. У рамках моделювання були визначені ключові параметри, запроваджено обмеження, характерні для розумних систем управління, а також встановлено послідовність виконання обчислювальних кроків відповідних алгоритмів.

Крім того, були визначені критерії оцінювання точності та надійності побудованих моделей, зокрема такі метрики як САП (середня абсолютна похибка), СКП (корінь середньоквадратичної похибки), а також показники стабільності результатів при зміні вхідних даних, що дозволило обґрунтувати ефективність запропонованого методу в умовах варіативного споживання енергії.

У третьому розділі було проведено детальне проектування кіберфізичної системи, спрямованої на прогнозування та оптимізацію електроспоживання в умовах житлових кварталів. Було проаналізовано загальну архітектуру системи, визначено ключові компоненти її функціонування та встановлено логічні зв'язки між апаратними і програмними елементами.

Особливу увагу приділено обґрунтуванню вибору технічних засобів і програмних рішень. Як основну мову програмування обрано Python, завдяки її широким можливостям у сфері обробки даних, роботи з бібліотеками машинного навчання та сумісності з платформами вбудованих систем. У якості обчислювального модуля використано мікрокомп'ютер Raspberry Pi 5, який забезпечує достатню продуктивність для роботи з алгоритмами прогнозування й оптимізації. Для зручної взаємодії з користувачем інтегровано офіційний 7-дюймовий сенсорний дисплей Raspberry Pi. Контроль над електроприладами

реалізовано через розумну розетку Shelly Plug S, яка підтримує передачу даних про енергоспоживання та віддалене керування.

На основі зазначених компонентів реалізовано запропонований метод прогнозування та оптимізації енергоспоживання. У рамках системи було впроваджено гібридну модель, що поєднує алгоритми XGBoost та РНМ для формування точних прогнозів, а також алгоритми генетичної оптимізації (ГА) та рою частинок (МРЧ) для адаптивного перерозподілу навантаження згідно з обмеженнями та цілями користувача.

У четвертому розділі проведено комплексне тестування запропонованого підходу та розробленої кіберфізичної системи, що реалізує прогнозування й оптимізацію електроспоживання в житлових кварталах. На цьому етапі було здійснено детальну перевірку точності гібридної моделі, яка поєднує алгоритми XGBoost та РНМ, а також ефективності обчислень із застосуванням методів генетичного алгоритму (ГА) і рою часток (МРЧ).

Аналіз показників середньої абсолютної помилки (САП) та середньоквадратичної помилки (СКП) підтвердив перевагу гібридного підходу над окремим використанням класичних моделей. Найвища точність прогнозування досягалася при ваговому коефіцієнті  $\alpha \approx 0.4$ , що свідчить про оптимальний розподіл впливу – 40% на XGBoost і 60% на РНМ, де неймережа бере на себе більшу частину відповідальності за обробку тимчасових залежностей. Сумарна точність прогнозу склала близько 99.5%, із максимальною похибкою лише  $\approx 0.2$  кВт, що свідчить про високу надійність передбачень. Водночас реалізована система оптимізації демонструє середнє скорочення енергоспоживання на рівні 16.3%, що на 1.3% перевищує результат найефективнішого з підходів, які використовують лише один алгоритм – МРЧ.

Крім того, здійснено перевірку роботи веб-сервісу комунального підприємства, який виконує функції централізованого збору, обробки та візуалізації інформації про енергоспоживання користувачів. Сервіс показав високу стабільність, надійність обміну даними та коректну роботу інтерфейсів.

Окремо проведено тестування мобільного додатку, зосереджене на зручності інтерфейсу, коректному відображенні результатів розрахунків, відповідності даних між пристроями, а також роботі з периферійними компонентами – зокрема, розумними розетками. Інтерфейс додатку виявився інтуїтивно зрозумілим, а функціонал – повним і адаптованим до потреб кінцевого користувача. Наявність налаштувань профілю, геолокації, індивідуального іменування пристроїв підвищує гнучкість у використанні системи.

Таким чином, результати тестування засвідчили високу ефективність розробленої системи, її адаптивність до реальних умов експлуатації, стабільність взаємодії компонентів, а також перспективність впровадження у масштабах житлової інфраструктури.

Набула подальшого розвитку інформаційна технологія, що забезпечує інтеграцію прогнозування та оптимізації енергоспоживання в реальних умовах житлових кварталів. Завдяки використанню сучасних алгоритмів машинного навчання, таких як XGBoost та РНМ, а також методів оптимізації, таких як ГА і МРЧ, досягнуто значного покращення ефективності управління енергоспоживанням.

Ця технологія не лише дозволяє точніше прогнозувати споживання енергії, але й здійснювати його оптимізацію, що сприяє значному зниженню витрат на енергоресурси та підвищенню загальної енергоефективності в межах житлових комплексів. Впровадження таких систем дозволяє зменшити навантаження на енергетичні мережі, підвищити стабільність електропостачання та зробити споживання більш прозорим для кінцевих користувачів.

Крім того, розширення використання інтелектуальних систем в управлінні енергетичними потоками є важливим кроком у напрямку сталого розвитку та досягнення енергоефективності на рівні міської і регіональної інфраструктури. Застосування такої технології також має значний потенціал для подальшого розвитку в контексті смарт-міст, де інтеграція з іншими міськими системами дозволить оптимізувати не лише енергоспоживання, а й транспортні, водні, та інші ресурси.

Подальші дослідження та удосконалення алгоритмів дозволять очікувати ще більш високих результатів у точності прогнозів і ефективності оптимізації, що відкриває нові можливості для масового застосування таких систем у різних сферах життєдіяльності.

Впровадження результатів роботи дозволило значно покращити управління енергоспоживанням у житлових кварталах, знизивши витрати на енергію та підвищивши ефективність використання ресурсів. Система прогнозування та оптимізації електроспоживання забезпечує реальний вплив на зменшення навантаження на енергетичні мережі та знижує ймовірність перевитрат, що робить енергоспоживання більш раціональним та сталим.

Використання інтегрованих алгоритмів машинного навчання, таких як XGBoost і РНМ, дозволяє досягти високої точності в прогнозах, а застосування методів оптимізації (ГА і МРЧ) забезпечує значну економію енергоресурсів, що в свою чергу має позитивний економічний ефект для користувачів. Окрім того, інтеграція з веб-сервісами та мобільними додатками дозволяє споживачам отримувати детальну інформацію про енергоспоживання та ефективно управляти споживанням електроенергії, використовуючи персоналізовані налаштування.

Це також створює умови для подальшого розвитку і впровадження технологій на основі кіберфізичних систем у інших сферах, таких як управління водними та тепловими ресурсами, створення смарт-міст і розвиток «розумної» інфраструктури. Результати роботи можуть стати основою для розширення застосування подібних рішень у промисловості, де оптимізація ресурсів і зниження витрат також є актуальними завданнями.

За темою кваліфікаційної роботи магістра опублікована одна стаття у фаховому науковому виданні: PYSMENIUK V. O., LEVASHENKO V. METHOD AND CYBER-PHYSICAL SYSTEM FOR FORECASTING AND OPTIMIZING ELECTRICITY CONSUMPTION IN RESIDENTIAL DISTRICTS BASED ON MACHINE LEARNING ALGORITHMS. *Computer systems and information technologies*. 2025. № 1. С. 135–140. DOI: <https://doi.org/10.31891/csit-2025-1-15>.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Cyber-Physical Systems (CPS) Explained. URL: [https://www.splunk.com/en\\_us/blog/learn/cyber-physical-systems.html](https://www.splunk.com/en_us/blog/learn/cyber-physical-systems.html) (дата звернення: 10.02.2025).
2. Introduction to Cyber-Physical System. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/introduction-to-cyber-physical-system/> (дата звернення: 10.02.2025).
3. Adedeji K. B., Hamam Y. Cyber-Physical Systems for Water Supply Network Management: Basics, Challenges, and Roadmap. *Sustainability*. 2022. Т. 12, № 22. С. 9555. DOI: <https://doi.org/10.3390/su12229555>.
4. Енергетичний менеджмент: поняття, принципи та методи управління. Реферат. URL: <https://osvita.ua/vnz/reports/management/14087/> (дата звернення: 12.02.2025).
5. Проведення енергетичного аудиту| One Project. URL: <https://oneproject.com.ua/energo-audit-3> (дата звернення 12.02.2025).
6. Яка роль сучасних технологій у підвищенні енергоефективності? Розбираємо на прикладах. URL: <https://ukraine-oss.com/yaka-rol-suchasnyh-tehnologij-u-pidvyshhenni-energoefektyvnosti-rozbyrayemo-na-prykladah/> (дата звернення: 12.02.2025).
7. Wang X., Wang H., Bhandari B., Cheng L. AI-Empowered Methods for Smart Energy Consumption: A Review of Load Forecasting, Anomaly Detection and Demand Response. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*. 2024. Т. 11, № 3. С. 963–993. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40684-023-00537-0>.
8. Smart Grid: The Electrical Grid of the Future. URL: <https://circuitdigest.com/article/smart-grid-the-electrical-grid-of-the-future> (дата звернення 12.02.2025).
9. EcoFlow - POWER A NEW WORLD | EcoFlow US. URL: <https://www.ecoflow.com/us> (дата звернення 12.02.2025).

10. EcoFlow OASIS. URL: <https://www.ecoflow.com/us/oasis-home-energy-management-system> (дата звернення 12.02.2025).
11. Системи керування будинками, в т.ч. малими будинками. Системи керування енергоспоживанням. Засоби безпеки та протипожежного захисту. Системи керування доступом. URL: [https://schneider.com.ua/avtomatyzatsiya\\_budynkiv.html](https://schneider.com.ua/avtomatyzatsiya_budynkiv.html) (дата звернення 12.02.2025).
12. Програмне забезпечення SIMATIC Energy Management. URL: <https://www.siemens.com/ua/uk/produkty/avtomatyzatsiya-promyslovosti/prohramne-zabezpechennya-dlya-promyslovosti/prohramne-zabezpechennya-dlya-avtomatyzatsiyi/programmnoye-obespecheniye-simatic-energy-management.html> (дата звернення 13.02.2025).
13. Connected Home - Siemens UA. URL: <https://www.siemens.com/ua/uk/produkty/avtomatyzatsiya-ta-bezpeka-budivel/ustatkuvannya-dlya-system-ovk/connected-home.html> (дата звернення 13.02.2025).
14. Thermoelectric actuator Siemens Connected Home SSA911.02ZB. URL: <https://www.bolasystems.com/thermoelectric-actuator-siemens-connected-home-ssa911-02zb> (дата звернення 13.02.2025).
15. Honeywell Smart Power Solutions For Energy Resilience. URL: <https://buildings.honeywell.com/us/en/industries/smart-power-solutions> (дата звернення 13.02.2025).
16. Honeywell: автоматизація, контроль клімату, сенсори та безпека в EuroHim!. URL: <https://eurohim.com.ua/honeywell> (дата звернення 13.02.2025).
17. Machine Learning Tutorial. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/> (дата звернення 26.02.2025).
18. Machine Learning, ML - Машинне навчання. URL: <https://www.it.ua/knowledge-base/technology-innovation/machine-learning> (дата звернення 26.02.2025).

19. Supervised and Unsupervised learning. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/supervised-unsupervised-learning/> (дата звернення 26.02.2025).
20. A guide to the types of machine learning algorithms. URL: [https://www.sas.com/en\\_ie/insights/articles/analytics/machine-learning-algorithms.html](https://www.sas.com/en_ie/insights/articles/analytics/machine-learning-algorithms.html) (дата звернення 27.02.2025).
21. What Is a Machine Learning Algorithm? URL: <https://www.ibm.com/think/topics/machine-learning-algorithms> (дата звернення 27.02.2025).
22. Linear Regression in Machine learning. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/ml-linear-regression/> (дата звернення 27.02.2025).
23. Logistic Regression in Machine Learning. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/understanding-logistic-regression/> (дата звернення 01.03.2025).
24. Sigmoid Function. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/derivative-of-the-sigmoid-function/> (дата звернення 01.03.2025).
25. What is a Decision Tree? URL: <https://www.ibm.com/think/topics/decision-trees> (дата звернення 01.03.2025).
26. Random Forest Regression in Python. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/random-forest-regression-in-python/> (дата звернення 01.03.2025).
27. Support Vector Machine (SVM) Algorithm. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/support-vector-machine-algorithm/> (дата звернення 02.03.2025).
28. support vector machines (SVMs). URL: <https://www.ibm.com/think/topics/support-vector-machine> (дата звернення 02.03.2025).
29. Guide to K-Nearest Neighbors Algorithm in Machine Learning. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2018/03/introduction-k-neighbours-algorithm-clustering/> (дата звернення 02.03.2025).

30. K-Nearest Neighbor(KNN) Algorithm. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/k-nearest-neighbours/> (дата звернення 02.03.2025).
31. What Is Gradient Boosting? URL: <https://www.snowflake.com/guides/what-gradient-boosting/> (дата звернення 02.03.2025).
32. Baharvand S., Ahmari H. Application of machine learning approaches in particle tracking model to estimate sediment transport in natural streams. *Water Resources Management*. 2024. Т. 38, № 8. С. 2905–2934. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11269-024-03798-9>.
33. Naive Bayes Classifiers. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/naive-bayes-classifiers/> (дата звернення 17.03.2025).
34. 1.9. Naive Bayes. URL: [https://scikit-learn.org/stable/modules/naive\\_bayes.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/naive_bayes.html) (дата звернення 17.03.2025).
35. Naive Bayes Classifier Explained With Practical Problems. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2017/09/naive-bayes-explained/> (дата звернення 17.03.2025).
36. The ultimate guide to Naive Bayes. URL: <https://mlarchive.com/machine-learning/the-ultimate-guide-to-naive-bayes/> (дата звернення 17.03.2025).
37. What is Unsupervised Learning? URL: <https://www.geeksforgeeks.org/unsupervised-learning/> (дата звернення 26.02.2025).
38. What is unsupervised learning? URL: <https://www.ibm.com/think/topics/unsupervised-learning> (дата звернення 17.03.2025).
39. Association Rule Based Learning Explained. URL: <https://www.kaggle.com/code/evrenermis/association-rule-based-learning-explained> (дата звернення 17.03.2025).
40. What is dimensionality reduction? URL: <https://www.ibm.com/think/topics/dimensionality-reduction> (дата звернення 17.03.2025).
41. K means Clustering – Introduction. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/k-means-clustering-introduction/> (дата звернення 17.03.2025).

42. K-Means Clustering for Unsupervised Machine Learning. URL: <https://www.ejable.com/tech-corner/ai-machine-learning-and-deep-learning/k-means-clustering/> (дата звернення 17.03.2025).
43. Apriori Algorithm in Machine Learning. URL: <https://www.tpointtech.com/apriori-algorithm-in-machine-learning> (дата звернення 17.03.2025).
44. Apriori Algorithm. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/apriori-algorithm/> (дата звернення 17.03.2025).
45. Lessons on Apriori Algorithm, Example with detailed solution, Lessons2all. URL: <https://www.lessons2all.com/Apriori.php> (дата звернення 17.03.2025).
46. What is principle component analysis (PCA)? URL: <https://www.ibm.com/think/topics/principal-component-analysis> (дата звернення 17.03.2025).
47. Principal Component Analysis(PCA). URL: <https://www.geeksforgeeks.org/principal-component-analysis-pca/> (дата звернення 17.03.2025).
48. Model-Based Reinforcement Learning (MBRL) in AI. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/model-based-reinforcement-learning-mbri-in-ai/> (дата звернення 18.03.2025).
49. Differences between Model-free and Model-based Reinforcement Learning. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/differences-between-model-free-and-model-based-reinforcement-learning/> (дата звернення 18.03.2025).
50. Q-Learning Guide: Begin with Reinforcement Learning Basics. URL: <https://www.simplilearn.com/tutorials/machine-learning-tutorial/what-is-q-learning> (дата звернення 20.03.2025).
51. Q-Learning in Reinforcement Learning. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/q-learning-in-python/> (дата звернення 20.03.2025).
52. Monte Carlo Tree Search: A Guide. URL: <https://builtin.com/machine-learning/monte-carlo-tree-search> (дата звернення 20.03.2025).

53. Świechowski M., Godlewski K., Sawicki B., Mańdziuk J. Monte Carlo tree search: A review of recent modifications and applications. *Artificial Intelligence Review*. 2022. Т. 56, № 3. С. 2497–2562. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10462-022-10228-y>.
54. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. *nature*. 2015. Т. 521, № 7553. С. 436–444. DOI: <https://doi.org/10.1038/nature14539>.
55. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning Research. *Deep learning* : навч. посіб. Кембридж, 2016. С. 482–484.
56. Що таке машинне навчання: як працює та де використовується. URL: <https://gigacloud.ua/articles/shho-take-mashynne-navchannya-yak-praczyuye-ta-de-vykorystovuyetsya/> (дата звернення 20.03.2025).
57. Ribeiro M. T., Singh S., Guestrin C. " Why should i trust you?" *Explaining the predictions of any classifier* : матеріали XXII міжнар. наук.-практ. конф., м. Сан-Франциско, 16 серп. 2016 р. Сан-Франциско, 2016. С. 1135–1144.
58. Top 10 Deep Learning Algorithms You Should Know in 2025. URL: <https://www.hyperstack.cloud/blog/thought-leadership/top-deep-learning-algorithms-you-should-know> (дата звернення 21.03.2025).
59. Introduction to Convolution Neural Network. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/introduction-convolution-neural-network/> (дата звернення 21.03.2025).
60. Basic CNN Architecture: A Detailed Explanation of the 5 Layers in Convolutional Neural Networks. URL: <https://www.upgrad.com/blog/basic-cnn-architecture/> (дата звернення 21.03.2025).
61. What is a recurrent neural network (RNN)? URL: <https://www.ibm.com/think/topics/recurrent-neural-networks> (дата звернення 21.03.2025).
62. Introduction to Recurrent Neural Networks. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/introduction-to-recurrent-neural-network/> (дата звернення 21.03.2025).

63. Evolutionary Algorithms in Machine Learning. URL: <https://aimersociety.com/evolutionary-algorithms-in-machine-learning/> (дата звернення 21.03.2025).

64. Reda M., Onsy A., Haikal A. Y., Ghanbari A. Path planning algorithms in the autonomous driving system: A comprehensive review. *Robotics and Autonomous Systems*. 2024. № 174. С. 104630. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.robot.2024.104630>.

65. What Is the Genetic Algorithm? URL: <https://www.mathworks.com/help/gads/what-is-the-genetic-algorithm.html> (дата звернення 26.03.2025).

66. Genetic Algorithms. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/genetic-algorithms/> (дата звернення 26.03.2025).

67. Nature-Inspired Optimization Algorithms. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/nature-inspired-optimization-algorithms/> (дата звернення 26.03.2025).

68. Trajectory-based Algorithms. URL: <https://smartmobilityalgorithms.github.io/book/content/TrajectoryAlgorithms/index.html> (дата звернення 26.03.2025).

69. Cuckoo Search Algorithm implementation in Python. URL: <https://github.com/BrianMburu/Cockoo-Search-Algorithm> (дата звернення 26.03.2025).

70. Cuckoo Search Algorithm | Baeldung on Computer Science. URL: <https://www.baeldung.com/cs/cuckoo-search> (дата звернення 26.03.2025).

71. An Introduction to Particle Swarm Optimization (PSO Algorithm). URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/10/an-introduction-to-particle-swarm-optimization-algorithm/> (дата звернення 27.03.2025).

72. Tabu Search – AI Search Algorithms for Smart Mobility. URL: <https://smartmobilityalgorithms.github.io/book/content/TrajectoryAlgorithms/TabuSearch.html> (дата звернення 27.03.2025).

73. How Does Particle Swarm Optimization Work? URL: <https://www.baeldung.com/cs/pso> (дата звернення 31.03.2025).

74. XGBoost. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/xgboost/> (дата звернення 31.03.2025).
75. An Introduction to Recurrent Neural Networks and the Math That Powers Them. URL: <https://machinelearningmastery.com/an-introduction-to-recurrent-neural-networks-and-the-math-that-powers-them/> (дата звернення 31.03.2025).
76. How to Calculate Mean Absolute Error in Python? URL: <https://www.geeksforgeeks.org/how-to-calculate-mean-absolute-error-in-python/> (дата звернення 31.03.2025).
77. Root-Mean-Square Error in R Programming. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/root-mean-square-error-in-r-programming/> (дата звернення 31.03.2025).
78. 6 Reasons Why Is Python Used for Machine Learning. URL: <https://www.newhorizons.com/resources/blog/why-is-python-used-for-machine-learning> (дата звернення 01.04.2025).
79. What Is Python for Machine Learning? (Definition, Uses) | Built In. URL: <https://builtin.com/machine-learning/python-machine-learning> (дата звернення 01.04.2025).
80. About Python. URL: <https://www.python.org/about/> (дата звернення 01.04.2025).
81. NVIDIA Jetson Nano Developer Kit. URL: <https://evo.net.ua/nvidia-jetson-nano-developer-kit/> (дата звернення 03.04.2025).
82. Мікрокомп'ютер BeagleBone Black придбати. Інтернет магазин мікрокомп'ютерів і аксесуарів Евоком ЮА. URL: <https://evo.net.ua/beaglebone-black/?srsltid=AfmBOoptlepYtDOipAAKa99uvmGdsnz7CgPeLXCZ3Zz7d-G0uiMCFycz> (дата звернення 03.04.2025).
83. Мікрокомп'ютер Raspberry Pi 5 Board 8GB придбати. Інтернет магазин мікрокомп'ютерів і аксесуарів Евоком ЮА. URL: <https://evo.net.ua/mikrokompiuter-raspberry-pi-5-board-8gb/> (дата звернення 03.04.2025).

84. Raspberry Pi 5 vs. Jetson Nano: General purpose or AI-focused. URL: <https://www.xda-developers.com/raspberry-pi-5-vs-jetson-nano/> (дата звернення 03.04.2025).

85. Raspberry Pi 5 Single Board Computer with 2.4GHz quad-core, 64-bit Arm Cortex-A76, and LPDDR4X-4267 SDRAM. URL: <https://iduino.co.in/product/raspberry-pi-5-single-board-computer-with-2-4ghz-quad-core-64-bit-arm-cortex-a76-and-lpddr4x-4267-sdram/> (дата звернення 03.04.2025).

86. Raspberry Pi 5 Single Board Computer with 2.4GHz. URL: <https://rees52.com/products/raspberry-pi-5-single-board-computer-with-2-4ghz-quad-core-64-bit-arm-cortex-a76-and-lpddr4x-4267-sdram-rs5682> (дата звернення 03.04.2025).

87. 7" офіційний дисплей Raspberry Pi – Київ. URL: [https://miniboard.com.ua/display/890-7-oficijnij-displej-raspberry-pi.html?srsltid=AfmBOoqkvX7u4\\_OJ7iHmEGWRg8Qiyqg9JtqYSOTjZQz6L9UTdLocfY](https://miniboard.com.ua/display/890-7-oficijnij-displej-raspberry-pi.html?srsltid=AfmBOoqkvX7u4_OJ7iHmEGWRg8Qiyqg9JtqYSOTjZQz6L9UTdLocfY) (дата звернення 05.04.2025).

88. Raspberry Pi 7" 800x480 DSI Touchscreen Display. URL: [https://www.kiwi-electronics.com/en/raspberry-pi-7quot-800x480-dsi-touchscreen-display-1948?srsltid=AfmBOopbsaOyQcAQdXr1NUVw9dx27ly0xEou0Eh7nytgq8nwEP2J\\_E](https://www.kiwi-electronics.com/en/raspberry-pi-7quot-800x480-dsi-touchscreen-display-1948?srsltid=AfmBOopbsaOyQcAQdXr1NUVw9dx27ly0xEou0Eh7nytgq8nwEP2J_E) (дата звернення 05.04.2025).

89. Дисплей Raspberry Pi 7" Touch Screen Display, оригінальний. URL: [https://evo.net.ua/raspberry-pi-7-touch-screen-display/?gad\\_source=1&gclid=Cj0KCQjwqcO\\_BhDaARIsACz62vMbjsrKSNEY6wLgcy619U9QAeuJgxmZE530ivPgTJefCqmiEWkGhwaArv\\_EALw\\_wcB](https://evo.net.ua/raspberry-pi-7-touch-screen-display/?gad_source=1&gclid=Cj0KCQjwqcO_BhDaARIsACz62vMbjsrKSNEY6wLgcy619U9QAeuJgxmZE530ivPgTJefCqmiEWkGhwaArv_EALw_wcB) (дата звернення 05.04.2025).

90. SmartiPi Touch Pro 2 for Raspberry Pi 4 and 5 (Small - with External Micro SD Card Access). URL: <https://www.amazon.com/SmartiPi-Touch-Pro-Raspberry-Small/dp/B0DJ5RFJP2?th=1> (дата звернення 06.04.2025).

91. SmartiPi Touch Pro 2 - compatible with the Raspberry Pi Official Display. URL: <https://smarticase.com/products/smartipi-touch-pro-2-compatible-with-the-raspberry-pi-official-display> (дата звернення 06.04.2025).
92. The Best Raspberry Pi Cases 2025 - Tom's Hardware. URL: <https://www.tomshardware.com/best-picks/best-raspberry-pi-cases> (дата звернення 06.04.2025).
93. Documentation about Shelly Plug S – Shelly Europe. URL: <https://www.shelly.com/blogs/documentation/shelly-plug-s/> (дата звернення 07.04.2025).
94. Wi-Fi розетка Shelly Plug S. URL: [https://vroda.co.ua/ua/product/wi-fi-rozetka-shelly-plug-s\\_13317480559](https://vroda.co.ua/ua/product/wi-fi-rozetka-shelly-plug-s_13317480559) (дата звернення 07.04.2025).
95. What is scikit-learn (sklearn)? URL: <https://www.ibm.com/think/topics/scikit-learn> (дата звернення 13.04.2025).
96. pandas - Python Data Analysis Library. URL: <https://pandas.pydata.org/about/index.html> (дата звернення 13.04.2025).
97. Linear Regression in Machine Learning. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/10/everything-you-need-to-know-about-linear-regression/> (дата звернення 24.04.2025).
98. RNNs: Neural Nets in Time. URL: <https://blog.jyotiprakash.org/rnns-neural-nets-in-time> (дата звернення 24.02.2025).
99. PYSMENIUK V. O., LEVASHENKO V. METHOD AND CYBER-PHYSICAL SYSTEM FOR FORECASTING AND OPTIMIZING ELECTRICITY CONSUMPTION IN RESIDENTIAL DISTRICTS BASED ON MACHINE LEARNING ALGORITHMS. *Computer systems and information technologies*. 2025. № 1. С. 135–140. DOI: <https://doi.org/10.31891/csit-2025-1-15>.

**ДОДАТОК А**  
(обов'язковий)

**ДОЦІЛЬНІСТЬ ВИКОРИСТАННЯ АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО  
НАВЧАННЯ ПРИ СТВОРЕННІ МЕТОДУ**

Таблиця 2.1 – Доцільність використання алгоритмів при створенні методу прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів

Назва алгоритму	Приналежність	Виконувані задачі	Можливість використання	Доцільність у методі
Лінійна регресія	Контрольоване навчання	Прогнозування	Використовується для моделювання залежності між споживанням енергії та зовнішніми факторами	Доцільно
Логістична регресія	Контрольоване навчання	Класифікація	Може застосовуватись для бінарної класифікації споживчих режимів (ефективний/неефективний)	Недоцільно
Дерева рішень	Контрольоване навчання	Класифікація, прогнозування	Використовується для пояснюваного прогнозування споживання та оптимізації	Доцільно

Продовження таблиці 2.1.

Назва алгоритму	Приналежність	Виконувані задачі	Можливість використання	Доцільність у методі
Метод випадкового лісу	Контрольоване навчання	Класифікація, прогнозування	Підвищує точність прогнозування за рахунок ансамблевого підходу	Доцільно
Метод опорних векторів (МОВ)	Контрольоване навчання	Класифікація, регресія	Може використовуватись для виявлення неефективних схем споживання	Доцільно
Метод k найближчих сусідів	Контрольоване навчання	Класифікація, регресія	Може використовуватись для аналізу подібності між споживчими профілями	Недоцільно
Градієнтне підсилення	Контрольоване навчання	Прогнозування, класифікація	Висока точність у прогнозуванні споживання енергії, ефективний для роботи з великими даними	Доцільно

Продовження таблиці 2.1.

Назва алгоритму	Приналежність	Виконувані задачі	Можливість використання	Доцільність у методі
Наївний алгоритм Байєса	Контрольоване навчання	Класифікація	Використовується для оцінки ймовірності певних споживчих сценаріїв	Недоцільно
Метод середніх k	Неконтрольоване навчання	Кластеризація	Використовується для групування споживачів за схожими профілями енергоспоживання	Доцільно
Алгоритм Apriori	Неконтрольоване навчання	Асоціативні правила	Допомагає знаходити закономірності у поведінці споживачів	Недоцільно
Метод головних компонент(МГК)	Неконтрольоване навчання	Зниження розмірності, виявлення закономірностей	Полегшує аналіз та візуалізацію даних про електроспоживання	Доцільно

Продовження таблиці 2.1.

Назва алгоритму	Приналежність	Виконувани задачі	Можливість використання	Доцільність у методі
Q-Learning	Підкріплене навчання	Оптимізація, прийняття рішень	Використовується для адаптивного керування електроспоживанням	Доцільно
Пошук по дереву Монте-Карло	Підкріплене навчання	Прийняття рішень, оптимізація	Може бути корисним у методах оптимізації електроспоживання, особливо при моделюванні сценаріїв і виборі найкращих стратегій управління ресурсами	Доцільно
Згортова нейронна мережа (ЗНМ)	Глибоке навчання	Аналіз зображень, обробка сигналів	Може бути застосоване для обробки даних з тепловізорів або інших візуальних джерел	Недоцільно
Рекурентна нейронна мережа (РНМ)	Глибоке навчання	Прогнозування часових рядів	Використовується для прогнозування електроспоживання на основі історичних даних	Доцільно

Кінець таблиці 2.1.

Назва алгоритму	Приналежність	Виконувані задачі	Можливість використання	Доцільність у методі
Генетичний алгоритм (ГА)	Метаевристична оптимізація/ Еволюційні алгоритми	Оптимізація	Використовується для оптимізації розподілу навантаження та генерації ефективних схем споживання	Доцільно
Пошук Зозулі	Метаевристична оптимізація/ Алгоритми основані на природі	Оптимізація	Ефективний у пошуку глобальних мінімумів для розподілу ресурсів	Доцільно
Метод рою часток (МРЧ)	Метаевристична оптимізація/ Алгоритми основані на рої	Оптимізація	Використовується для оптимізації розподілу енергетичних ресурсів	Доцільно
Табу-пошук (ТП)	Метаевристична оптимізація/ Алгоритми основані на траєкторії	Оптимізація	Використовується для пошуку найкращих варіантів керування енергоспоживанням	Доцільно

**ДОДАТОК Б**  
(обов'язковий)

**ВИБІР НАЙКРАЩИХ АЛГОРИТМІВ СЕРЕД ДОЦІЛЬНИХ ДЛЯ  
СТВОРЕННЯ МЕТОДУ**

Таблиця 2.2 – Вибір потрібних найкращих алгоритмів серед доцільних до застосування для створення методу

Назва алгоритму	Переваги	Недоліки	Висновок щодо застосування
Лінійна регресія	Проста реалізація, швидке навчання, пояснюваність моделі	Не працює добре з нелінійними залежностями, чутливий до мультиколінеарності	Доцільний тільки для базових прогнозів електроспоживання
Дерева рішень	Легкість інтерпретації, швидке навчання, ефективний для малих та середніх наборів даних	Схильність до перенавчання, може бути нестабільним при зміні даних	Доцільний тільки для базових прогнозів електроспоживання
Метод випадкового лісу	Менше схильний до перенавчання, добре працює з великою кількістю ознак, стабільний	Високі обчислювальні витрати, важче інтерпретувати, ніж окремі дерева	Доцільний для покращення точності прогнозу електроспоживання

## Продовження таблиці 2.2.

Назва алгоритму	Переваги	Недоліки	Висновок щодо застосування
Градiєнтне підсилення	Висока точність, добре працює з нерівномірними даними, ефективний для часових рядів	Високі обчислювальні витрати, потребує ретельного налаштування гіперпараметрів	Найкращий для прогнозування електроспоживання
Метод середніх k	Добре працює для сегментації споживачів, швидкий на великих обсягах даних, легко інтерпретується	Потребує визначення кількості кластерів заздалегідь, чутливий до шуму	Доцільний для аналізу та сегментації споживачів електроенергії
Метод головних компонент (МГК)	Зменшує розмірність даних, знижує переобучення, покращує швидкість інших алгоритмів	Втрачається частина інформації, не підходить для всіх типів даних	Доцільний для попередньої обробки даних
Q-Learning	Ефективний у задачах навчання з підкріпленням, добре працює у динамічних середовищах	Високі обчислювальні витрати, може повільно збігатися	Доцільний для адаптивного управління енергоспоживанням

## Продовження таблиці 2.2.

Назва алгоритму	Переваги	Недоліки	Висновок щодо застосування
Пошук по дереву Монте-Карло	Добре балансує між дослідженням та експлуатацією, ефективний у стратегічних задачах	Висока обчислювальна складність, не завжди знаходить глобальний оптимум	Доцільний для прийняття рішень у прогнозуванні електроспоживання
Рекурентна нейронна мережа (RNN)	Враховує часові залежності, добре працює з послідовними даними, ефективний для довгострокових прогнозів	Проблема зникаючого градієнта, складність у навчанні, потребує великих ресурсів	Найкращий для прогнозування електроспоживання
Генетичний алгоритм (ГА)	Ефективний для складних задач оптимізації, добре шукає глобальні оптимуми, стійкий до локальних мінімумів	Висока обчислювальна складність, не гарантує швидку збіжність	Найкращий для оптимізації електроспоживання
Метод рою часток (MPC)	Швидка збіжність, проста реалізація, добре працює у безградієнтних задачах	Може застрягти в локальному мінімумі, чутливий до початкових параметрів	Найкращий для оптимізації електроспоживання

Кінець таблиці 2.2.

Назва алгоритму	Переваги	Недоліки	Висновок щодо застосування
Пошук Зозулі	Висока ефективність у глобальній оптимізації, добре працює у безградієнтних задачах	Потребує великих обчислювальних ресурсів, можливі труднощі в адаптації до конкретних завдань	Доцільний для оптимізації методів керування електроспоживанням
Табу-пошук (ТП)	Ефективний для задач дискретної оптимізації, уникає локальних мінімумів	Високі обчислювальні витрати, потребує спеціального налаштування	Доцільний для складних задач оптимізації електроспоживання
Метод опорних векторів (МОВ)	Висока точність при складних даних, добре працює з нелінійними залежностями	Повільний на великих наборах даних, потребує налаштування ядра	Доцільний для аналізу та прогнозування електроспоживання

## ДОДАТОК В (обов'язковий)

### СТАТТЯ У ФАХОВОМУ НАУКОВОМУ ЖУРНАЛІ

UDC 004.9

V. O. PYSMENIUK<sup>1</sup>, Vitaliy LEVASHENKO<sup>2</sup><sup>1</sup> Khmelnytskyi National University, Institutska str., 11, Khmelnytskyi, 29016, Ukraine<sup>2</sup> Zilina University, Univerzitná 8215, 010 26, Žilina, Slovakia

#### METHOD AND CYBER-PHYSICAL SYSTEM FOR FORECASTING AND OPTIMIZING ELECTRICITY CONSUMPTION IN RESIDENTIAL DISTRICTS BASED ON MACHINE LEARNING ALGORITHMS

*Electricity is a key resource in the modern world, essential for industries, medicine, transportation, and daily life. With the increasing demand for electricity and the necessity of its efficient use, there is a growing need for advanced technologies for monitoring, forecasting, and optimizing electricity consumption. One promising solution in this field is the implementation of cyber-physical systems that integrate hardware and software for data collection, analysis, and energy resource management. The development of artificial intelligence and machine learning has led to an increasing number of solutions integrating these technologies into energy management. This study aims to develop a method and a cyber-physical system for forecasting and optimizing electricity consumption in residential districts using machine learning algorithms.*

*Keywords: electricity consumption forecasting, cyber-physical system, machine learning, energy consumption optimization, artificial intelligence, smart grids, sensors, microcontrollers, energy efficiency, optimization algorithms*

V. O. ПИСЬМЕНЮК<sup>1</sup>, Віталій ЛЕВАШЕНКО<sup>2</sup><sup>1</sup> Хмельницький національний університет, вул. Інституцька 11, Хмельницький, 29016, Україна<sup>2</sup> Жилінський університет, Univerzitná 8215, 010 26, Жиліна, Словаччина

#### МЕТОД І КІБЕРФІЗИЧНА СИСТЕМА ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ЖИТЛОВИХ КВАРТАЛІВ НА ОСНОВІ АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

*У статті розглядається метод та кіберфізична система для прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання. Запропоновано використання гібридних алгоритмів (RNN + XGBoost) для прогнозування електроспоживання та (GA + PSO) для його оптимізації. Представлено архітектуру системи, яка включає сенсори, мікроконтролери (Raspberry Pi) та інтелектуальні розетки. Описано механізми взаємодії між апаратними компонентами та алгоритмами машинного навчання. Запропонований підхід дозволяє підвищити точність прогнозування та ефективність використання електроенергії.*

*Ключові слова: прогнозування електроспоживання, кіберфізична система, машинне навчання, оптимізація енергоспоживання, штучний інтелект, розумні мережі, сенсори, мікроконтролери, енергоефективність, алгоритми оптимізації.*

#### Introduction

Electricity is an essential resource in the modern world, indispensable in various human activities, including industry, medicine, transportation, and daily life. The growing demand for electricity and the need for its efficient use have led to the necessity of implementing new technologies for monitoring, forecasting, and optimizing electricity consumption.

One of the promising solutions in this field is the use of cyber-physical systems, which combine hardware and software to collect, analyze, and manage energy resources [1]. Such systems consist of sensors, microcomputers, and software algorithms that enable real-time decision-making and functionality.

With the advancement of artificial intelligence and machine learning, an increasing number of solutions are integrating these technologies into energy management. These systems are becoming accessible not only to industrial enterprises but also to individual users aiming to optimize their electricity consumption and reduce energy costs.

As a result, companies are actively developing their own innovative solutions to improve electricity efficiency, ensuring sustainable development and reducing the load on power grids.

For example, Google offers its Google Nest system, which employs machine learning technologies to optimize energy usage in homes, particularly for temperature control and reducing energy consumption. The system learns users' habits and adjusts accordingly, reducing heating and cooling costs [2]. Tesla's Powerwall system ensures efficient energy storage and optimal utilization under variable tariffs and peak loads, using machine learning algorithms to optimize consumption based on demand forecasts [3]. Additionally, Schneider Electric has developed the EcoStruxure platform for energy management and building automation, which uses machine learning to forecast energy consumption and automatically adjust heating, ventilation, and air conditioning systems [4,5].

Although these systems contribute to energy savings and enhance user convenience, they are expensive and do not provide simultaneous forecasting and optimization of electricity consumption. Moreover, these products are designed for homes or industrial applications, lacking a comprehensive approach for residential districts.

Thus, the goal of this research is to develop and implement a method and a cyber-physical system for forecasting and optimizing electricity consumption in residential districts. This system will use machine learning algorithms to ensure high forecasting accuracy and effective energy management.

### Selection of algorithms for forecasting electricity consumption in residential districts

Electricity consumption forecasting is a complex task that involves processing large volumes of data, such as air temperature, humidity levels, past energy consumption patterns, and socio-economic factors. Machine learning enhances forecast accuracy by utilizing historical data and various algorithmic approaches. Therefore, it is essential to select the most suitable algorithms for developing a forecasting and optimization method for residential electricity consumption [6].

#### Supervised Learning:

Supervised learning algorithms are the most widely used for electricity consumption forecasting.

- Linear regression is one of the simplest algorithms used to forecast electricity consumption based on multiple parameters.
- Decision trees classify data based on decisions made at each stage and are effective in handling large datasets.
- Support Vector Machines (SVM) can be used for both regression and classification, ensuring high accuracy in cases of non-linear dependencies.
- XGBoost is employed for electricity consumption forecasting due to its capability to process large datasets and effectively handle non-linear relationships [11].

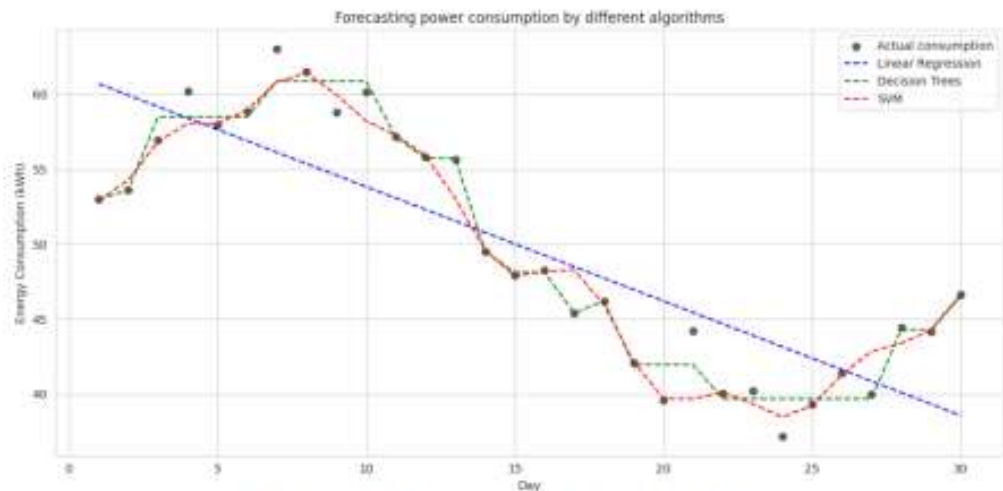


Figure 1. Results of electricity consumption forecasting

Figure 1 illustrates the results of electricity consumption forecasting using supervised learning algorithms, namely linear regression, decision trees, and SVM.

#### Deep Learning:

For more complex and non-linear models, deep learning methods are used, particularly recurrent neural networks (RNNs) and Long Short-Term Memory (LSTM), which are well-suited for time series analysis. LSTM models can capture long-term dependencies in data, enabling longer-term electricity consumption forecasts. Figure 2 presents forecasting results using the LSTM algorithm.

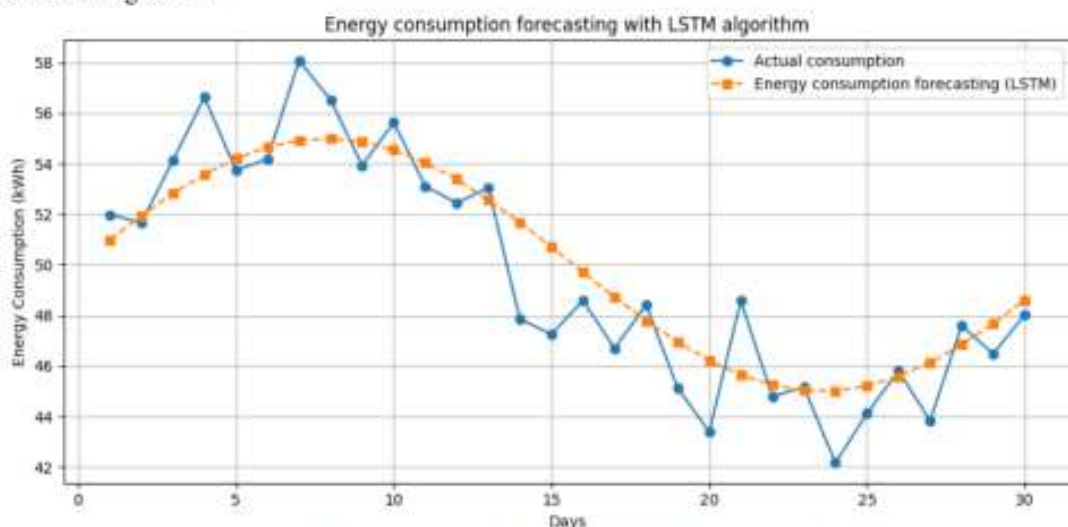


Figure 2. Results of electricity consumption forecasting using the LSTM algorithm

### Unsupervised Learning:

Unsupervised learning can help identify hidden patterns in data, which may be valuable for future forecasting. Clustering algorithms, such as k-means, can detect groups of consumers with similar energy consumption habits, aiding in consumption optimization. The application of k-means is shown in Figure 3.

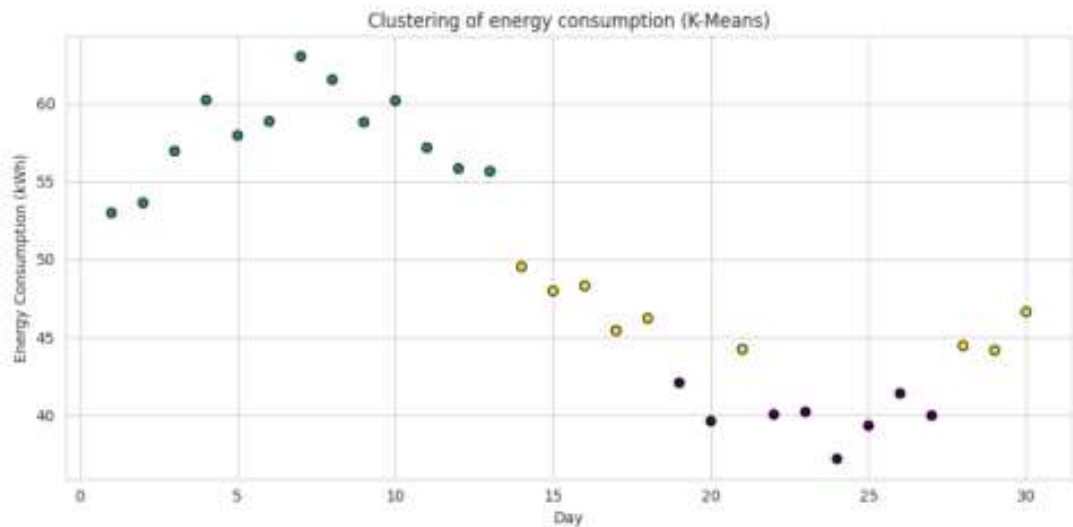


Figure 3. Results of electricity consumption clustering using the k-means algorithm

The presented results indicate that a hybrid algorithm combining the advantages of different approaches is required. The best solution for electricity consumption forecasting is the hybrid model (RNN + XGBoost), which captures both temporal dependencies (e.g., consumption variations throughout the day) and non-linear factors.

Figure 4 presents the forecasting results using XGBoost, RNN, and their hybrid combination.

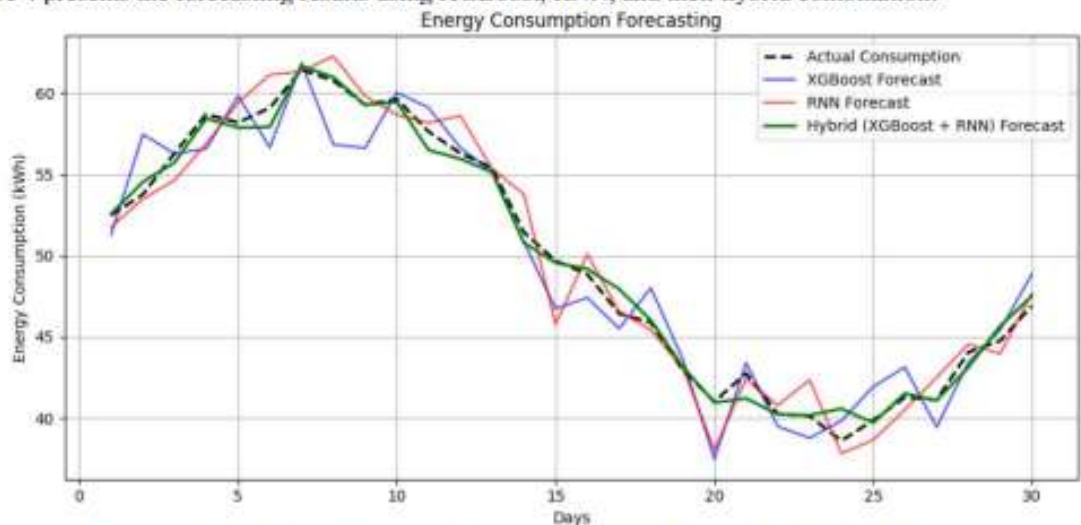


Figure 4. Results of electricity consumption forecasting using XGBoost, RNN, and a hybrid approach

### Selection of algorithms for optimizing electricity consumption in residential districts

Electricity consumption optimization in residential districts involves identifying optimal energy usage strategies while minimizing costs. Various optimization algorithms can be used for this purpose:

- Genetic algorithms (GA) simulate evolutionary processes to generate new solutions based on the best previous ones [9].
- Particle Swarm Optimization (PSO) is an optimization technique that mimics the behavior of particles seeking the best solution in a multi-dimensional space [10].

The results of electricity consumption optimization using the aforementioned algorithms relative to actual consumption are shown in Figure 5.

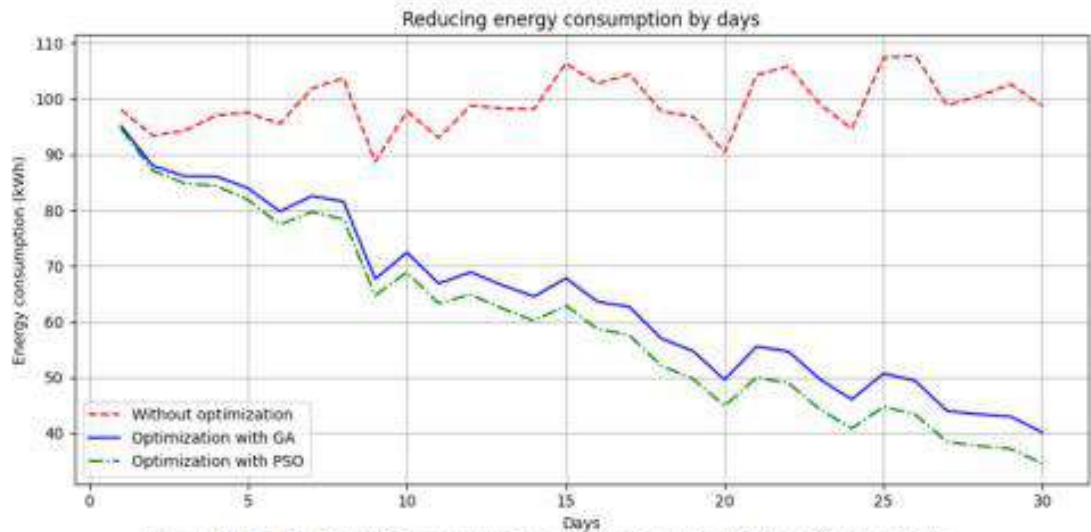


Figure 5. Results of electricity consumption optimization using PSO and GA algorithms

To enhance optimization, a hybrid approach combining the speed of PSO and the reliability of GA is preferred. Its effectiveness is demonstrated in Figure 6.

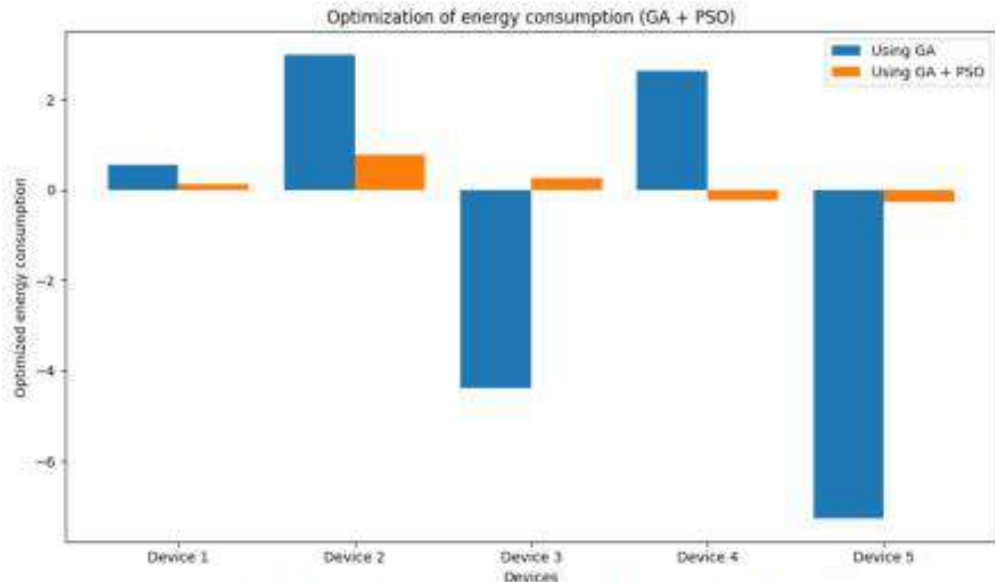


Figure 6. Results of applying the hybrid optimization algorithm (GA + PSO)

As a result, the method for forecasting and optimizing electricity consumption in residential districts utilizes hybrid algorithms (RNN + XGBoost) and (GA + PSO), respectively.

#### Development of a method and cyber-physical system for forecasting and optimizing energy consumption

The hardware component plays a crucial role in the method for forecasting and optimizing electricity consumption in residential districts. The type of sensors and available connections determine the data used for developing machine learning models. For example, Figure 7 illustrates the logic behind the creation and operation of an electricity consumption forecasting model [6].

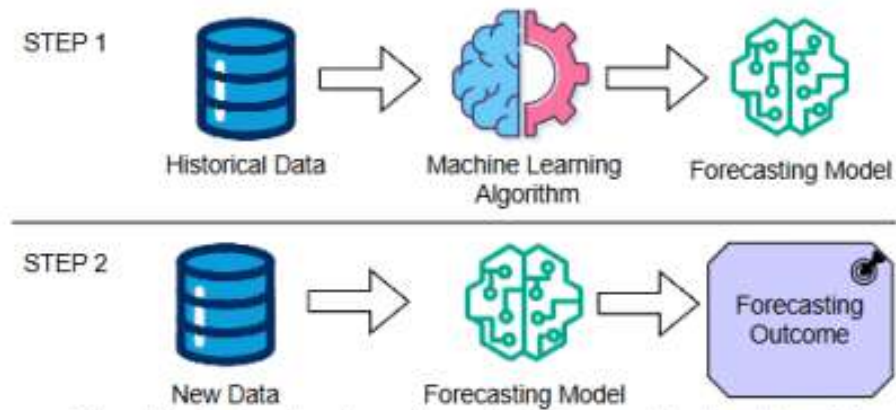


Figure 7. Logic of creating and operating an electricity consumption forecasting model

The architecture of the cyber-physical system consists of the following components:

- Sensors for measuring environmental parameters (temperature, humidity, CO<sub>2</sub> concentration) and monitoring energy consumption status.
- Microcontrollers (e.g., Raspberry Pi or Arduino) that collect and transmit data to the central system for analysis. Raspberry Pi is preferable in development, as it supports machine learning applications.
- Systems for controlling electrical appliances, such as smart plugs, which can be connected to sensor networks to regulate energy consumption in real time.

The interaction with machine learning algorithms is as follows: the data collected by sensors is processed using machine learning algorithms to predict energy consumption and optimize its use. Forecasting models determine expected energy consumption, while optimization algorithms adjust the operation of electrical devices. The operation of the method and cyber-physical system is shown in Figure 8.

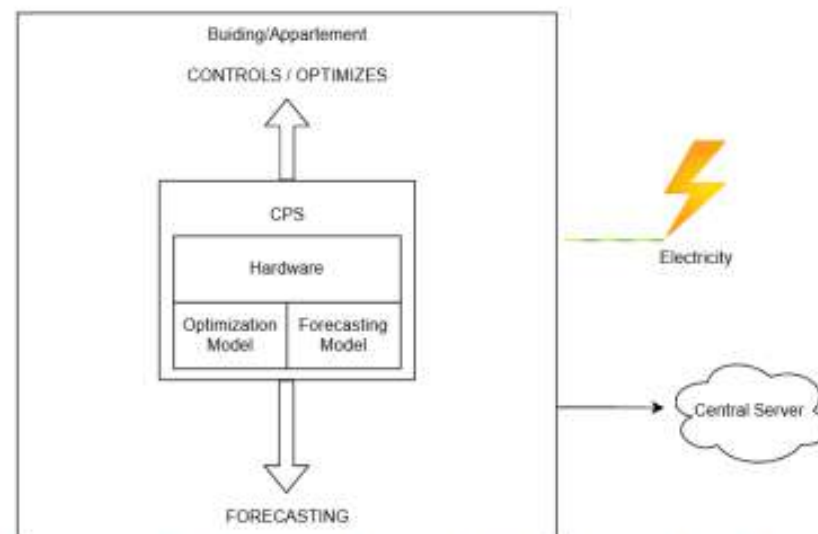


Figure 8. Method and cyber-physical system for forecasting and optimizing electricity consumption in residential districts

### Conclusions

The development of cyber-physical systems combined with machine learning algorithms opens new opportunities for forecasting and optimizing electricity consumption in residential districts. This study examined existing technologies and solutions for energy consumption management, identifying their advantages and disadvantages. The analysis showed that modern commercial systems are primarily designed either for industrial use or individual consumption, lacking a comprehensive approach for residential districts.

The proposed forecasting and optimization method is based on hybrid machine learning algorithms. For energy consumption forecasting, a combination of recurrent neural networks (RNN) and XGBoost was used, allowing for the consideration of both temporal dependencies and nonlinear factors. For energy consumption optimization, a combination of genetic algorithms (GA) and particle swarm optimization (PSO) was implemented, ensuring efficiency in finding optimal solutions.

The developed cyber-physical system includes sensors for data collection, microcontrollers (Raspberry Pi) for data processing, and intelligent systems for controlling electrical appliances. This enables real-time energy consumption analysis and management, improving the energy efficiency of residential districts.

Experimental results confirmed the effectiveness of the proposed approach, demonstrating high accuracy in energy consumption forecasting and the potential for reducing electricity costs through optimized usage. The proposed method has significant potential for scaling and implementation in large residential complexes, contributing to sustainable development and reducing the load on energy grids.

Thus, the results of this study can be used for further improvement of energy management systems, promoting efficient electricity use, reducing consumer costs, and minimizing the environmental impact of energy systems.

## References

1. Introduction to Cyber-Physical System. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/introduction-to-cyber-physical-system/> (Last access 18.02.2025).
2. Nest Thermostats help you stay comfortable & save energy. URL: [https://store.google.com/us/category/nest\\_thermostats?hl=en-US](https://store.google.com/us/category/nest_thermostats?hl=en-US) (Last access 18.02.2025).
3. Powerwall – Home Battery Storage. URL: <https://www.tesla.com/powerwall> (Last access 18.02.2025).
4. EcoStruxure for Smart Cities: Smart City Technology Starts at the Operational Level. URL: <https://blog.se.com/infrastructure-and-grid/smart-cities/2017/12/07/ecostruxure-smart-cities-smart-city-technology-starts-operational-level/> (Last access 18.02.2025).
5. EcoStruxure: IoT – Internet of Things. URL: <https://www.se.com/ww/en/work/campaign/innovation/overview.jsp> (Last access 18.02.2025).
6. Sarker, I. H. (2021). Machine learning: Algorithms, real-world applications and research directions. *SN computer science*, 2(3), 160.
7. The Machine Learning Algorithms List: Types and Use Cases. URL: <https://www.simplilearn.com/10-algorithms-machine-learning-engineers-need-to-know-article> (Last access 20.02.2025).
8. Machine Learning Algorithms. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning-algorithms/> (Last access 20.02.2025).
9. Pyrih, Y., Klymash, M., Pyrih, Y., & Lavriv, O. (2023). GENETIC ALGORITHM AS A TOOL FOR SOLVING OPTIMISATION PROBLEMS. *Information and communication technologies, electronic engineering*, 3(2), 95–107. <https://doi.org/10.23939/ictec2023.02.095>
10. Gorda, O., & Ryabchun, Y. (2023). Генетична оптимізація рою часток у метафоричних алгоритмах. *International Scientific Technical Journal "Problems of Control and Informatics"*, 68(6), 24-34.
11. How XGBoost algorithm works. URL: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/geoai/how-xgboost-works.htm> (Last access 20.02.2025).

Volodymyr Pysmeniuk Володимир Письменюк	Master Student of Computer Engineering & Information Systems Department, Khmelnytskyi National University, Khmelnytskyi, Ukraine e-mail: <a href="mailto:hachmardi@gmail.com">hachmardi@gmail.com</a>	Магістрант кафедри комп'ютерної інженерії та інформаційних систем, Хмельницький національний університет, Хмельницький, Україна
Vitaly Levashenko Віталій Левашенко	Prof. ing, PhD., Faculty of Management Science and Informatics, University of Žilina, Žilina, Slovakia <a href="https://orcid.org/0000-0003-1932-3603">https://orcid.org/0000-0003-1932-3603</a> e-mail: <a href="mailto:vitaly.levashenko@fri.uniza.sk">vitaly.levashenko@fri.uniza.sk</a>	Доктор філософії, професор інженерії факультету науки управління та інформатики, Жилінський університет, Жиліна, Словаччина

**ДОДАТОК Г**  
(обов'язковий)

**ПРЕЗЕНТАЦІЯ ДИПЛОМНОЇ РОБОТИ**

Метод і кіберфізична  
система прогнозування та  
оптимізації  
електроспоживання житлових  
кварталів

ВИКОНАВ: СТУДЕНТ 2 КУРСУ, ГРУПИ КІ2М-23-1 ПИСЬМЕНІЮК ВОЛОДИМИР  
ОЛЕКСАНДРОВИЧ

КЕРІВНИК: ДОКТОР ТЕХНІЧНИХ НАУК, ПРОФЕСОР ГОВОРУЩЕНКО ТЕТЯНА  
ОЛЕКСАНДРІВНА

Завдання кваліфікаційної  
роботи

**Об'єктом дослідження** є процес прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання.

**Предметом дослідження** є метод та кіберфізична система прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання.

**Метою кваліфікаційної роботи** є прогнозування та оптимізація електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання шляхом розроблення відповідної кіберфізичної системи.

Для розв'язання поставлених задач використовуються **основні положення** теорії машинного навчання, кіберфізичних систем та енергетичних мереж, а також методи статистичного аналізу та оптимізації.

## Використані алгоритми машинного навчання

Було прийнято рішення використовувати гібрид, який базується на градієнтному підсиленню (XGBoost) та рекурентній нейронній мережі (РНМ) для прогнозування електроспоживання, оскільки він поєднує потужність ансамблевого навчання для роботи з нерівномірними даними (XGBoost) та здатність працювати з часовими рядами (РНМ).

Для оптимізації електроспоживання найефективнішими є поєднання ГА і МРЧ, оскільки вони поєднують глобальний пошук оптимального рішення (ГА) із швидкою локальною оптимізацією (МРЧ), що дозволяє досягти ефективного розподілу енергоресурсів та мінімізації витрат.

## Моделювання предметної галузі на основі обраних алгоритмів

$$P_t^{Hybrid} = \alpha P_t^{XGB} + (1 - \alpha) P_t^{RNN}$$

де  $\alpha$  – ваговий коефіцієнт, який визначає довіру XGBoost або РНМ (визначається експериментальним шляхом).

При ваговому коефіцієнті 0.0 довіра до XGBoost буде становити 0%, тобто для прогнозування буде використовуватись тільки РНМ, а при значенні коефіцієнта 1.0 – навпаки. Відповідно, при 0.5 буде надана рівна вага обом моделям.

$$P_{i,t}^{opt} = \arg \min_{P_{i,t}} E_{total}$$

Після проходження генетичного алгоритму та методу рою часток можливо отримати оптимізований розподіл електроспоживання.

Дане рішення дозволяє мінімізувати загальне електроспоживання, зберігаючи необхідний рівень роботи електроприладів, а застосовані обмеження допомагають зробити оптимізацію збалансованою.

## Розроблена кіберфізична система

- ▶ Складові розробленої системи:
- ▶ - Мікрокомп'ютер Raspberry Pi 5
- ▶ - 7-дюймовий офіційний сенсорний дисплей Raspberry Pi
- ▶ - Корпус SmartPi Touch Pro 2
- ▶ - Розумні розетки Shelly Plug S
- ▶ - Мобільний додаток "CPS"
- ▶ - Веб-сервіс комунального підприємства



## Схема методу прогнозування та оптимізації електроспоживання

- ▶ Ініціалізація — запуск Raspberry Pi та підключення пристроїв.
- ▶ Збір даних — розумні розетки надсилають дані про споживання енергії через MQTT/Wi-Fi.
- ▶ Збереження та обробка — дані зберігаються у SQLite, очищаються й готуються для аналізу.
- ▶ Прогнозування — XGBoost прогнозує основні показники, PHM уточнює результат; об'єднання у гібридний прогноз.
- ▶ Оптимізація — ГА та МРЧ формують оптимальний розклад роботи пристроїв, балансуючи споживання та комфорт.
- ▶ Виведення результатів — графіки, CSV/JSON, консоль розробника для подальшого аналізу.
- ▶ Завершення — система керує пристроями в реальному часі згідно з прогнозом і оптимізацією.



# Результати роботи методу та системи у консолі

```
[Running] python -u "d:\Work doc\Js\MasterWork\Pyzmenik\VDiplom.py"
-----
Прогнозування електроспоживання
-----
[INFO] Завантаження даних...
[INFO] Історичних записів: 720 (30 днів по годині)
[INFO] Запуск прогнозування споживання (XGBoost + RNN)...

-> Прогноз XGBoost:      14.67 кВт
-> Генерація ознак XGBoost: ['день тижня: Пн']
-> Прогноз RNN:         15.24 кВт
-> Підсумковий прогноз:  14.91 кВт [α = 0.4]

[INFO] Прогнозування завершено

-----
Оптимізація споживання
-----
[INFO] Запуск генетичного алгоритму...

-> Початкова популяція: 30 рішень
-> Найкраще рішення (ітерація 1): 13.76 кВт
-> Селекція, кросовер, мутація...

[INFO] Оптимізація за допомогою PSO...

-> Частинки: 15
-> Краще глобальне рішення: 12.89 кВт
-> Оптиміальне навантаження:
  - Бойлер:      Вкл (1.2 кВт)
  - Кондиціонер: Вкл
  - Холодильник: Вкл (0.3 кВт)
  - Світло:      Вкл (0.2 кВт)
  - Зарядка:     Відкладено (0.6 кВт)

[INFO] Оптимізація завершена

-----
Порівняння:
-----
• Прогнозоване споживання:  14.91 кВт
• Оптимізоване споживання:  12.89 кВт
• Економія:                  2.02 кВт (-13.5%)

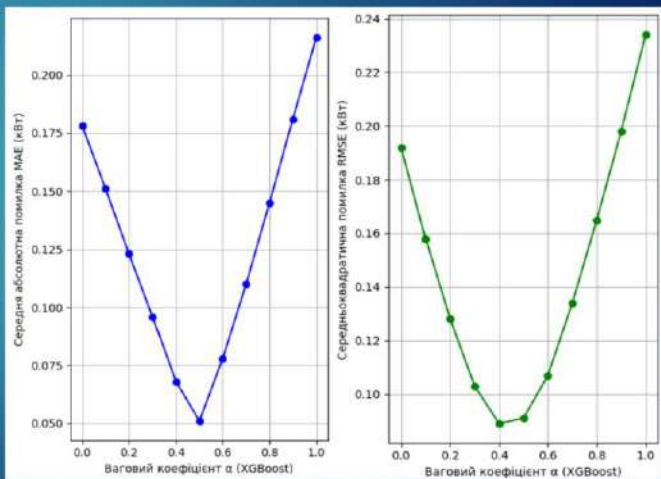
[INFO] Управління пристроями активовано.
[INFO] Наступне оновлення через 60 хвилин.

-----
Відправити дані про прогнозування комунальному підприємству?
1 - Так
2 - Ні
Ваш вибір: Так
[INFO] Дані передано комунальному підприємству.

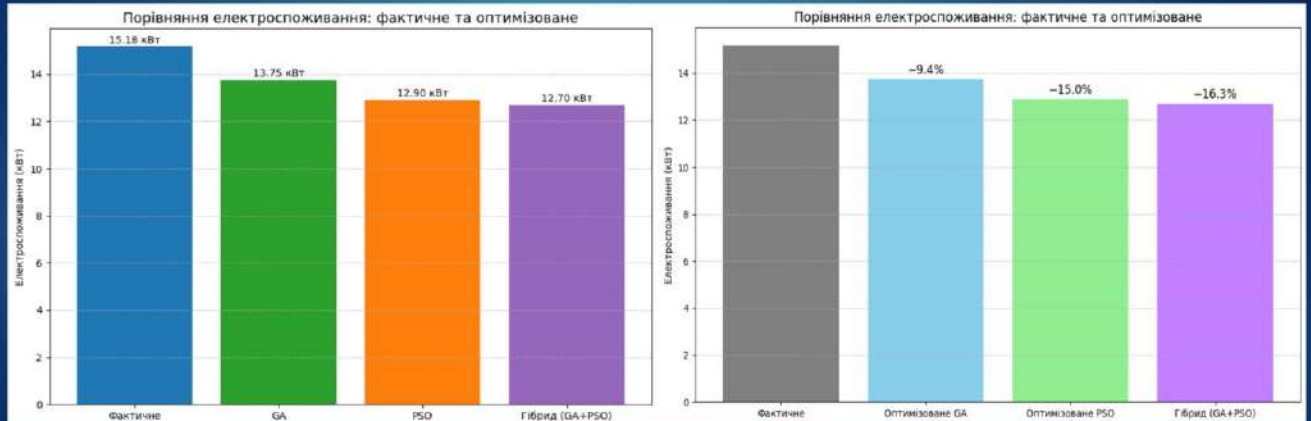
-----
Система завершила роботу
-----
```

# Перевірка точності прогнозування

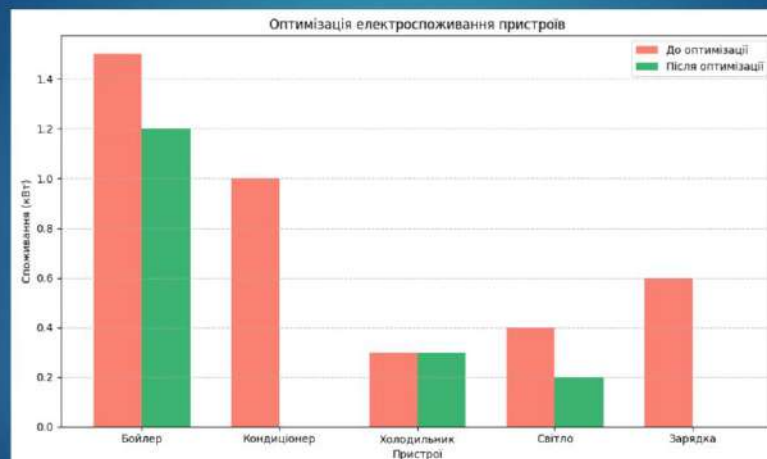
Найменші значення середньої абсолютної та середньоквадратичної помилок спостерігаються при приблизному значенні вагового коефіцієнта  $\alpha = 0.4$ . Це свідчить про те, що в умовах даної системи більшу частину довіри слід надавати саме рекурентній нейронній мережі (RNN), ніж алгоритму XGBoost. Такий результат є логічним, зважаючи на обмежений набір структурних ознак у проєктованій системі: відсутні дані про температуру, вологість, рівень вуглекислого газу, тощо – тобто ті параметри, які могли б посилити ефективність градієнтного бустингу.



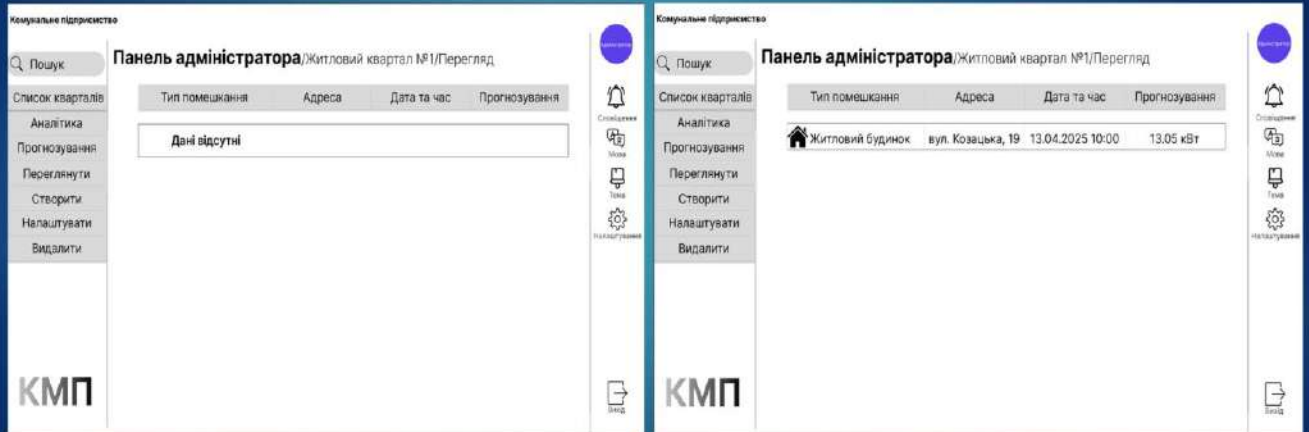
## Доцільність використання гібридного підходу для оптимізації



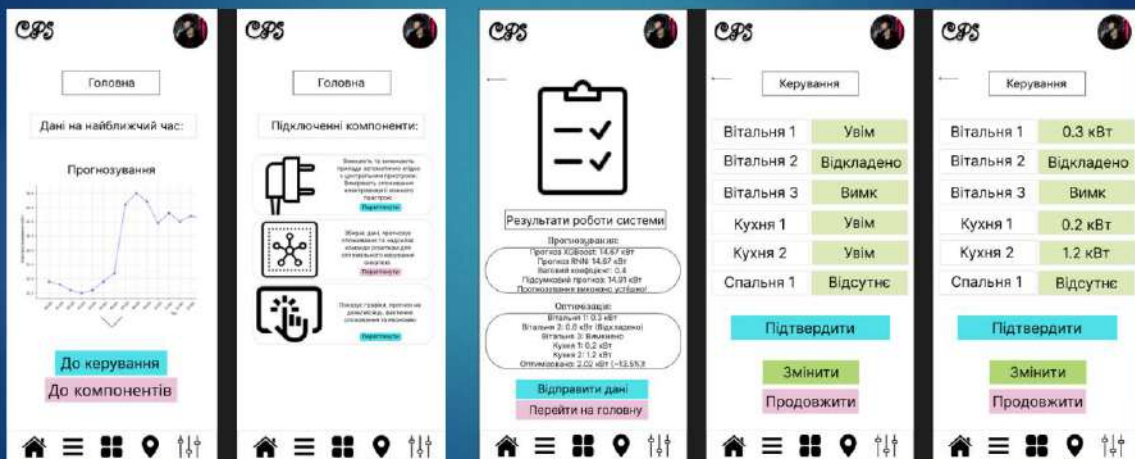
## Результати роботи оптимізації для кожного пристрою



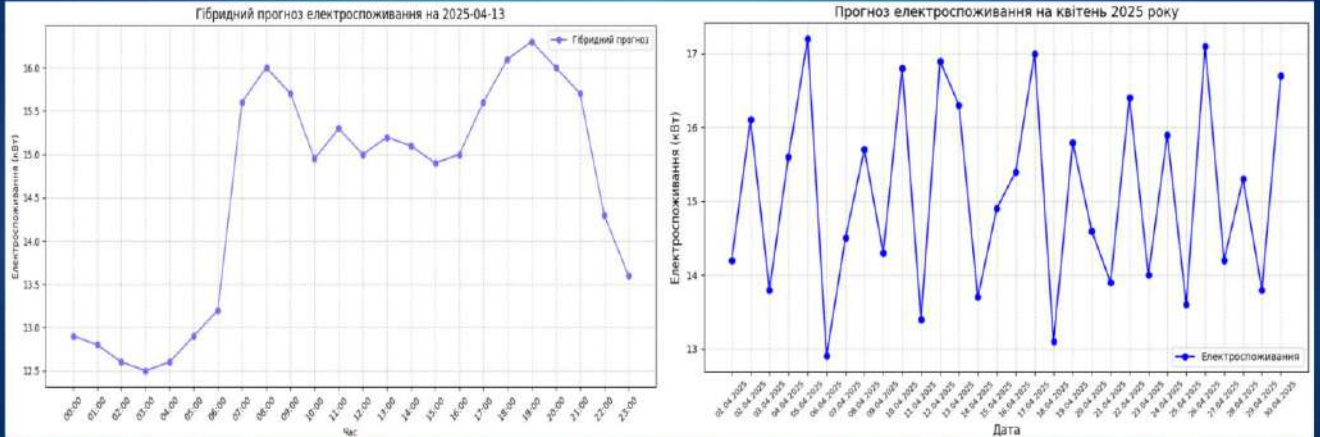
# Перевірка роботи веб-сервісу комунального підприємства



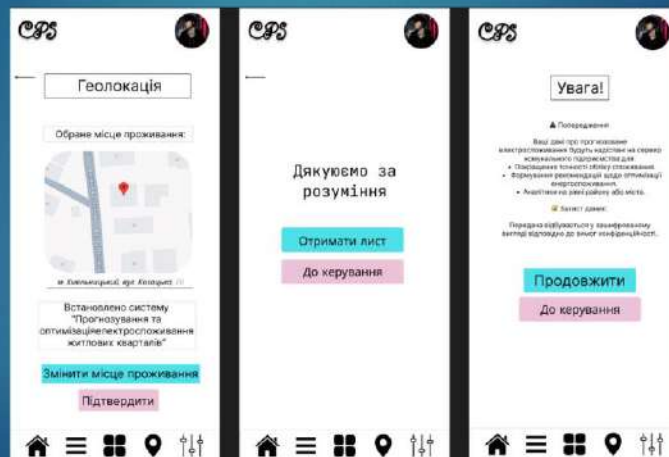
# Розроблений мобільний додаток (екрани з результатами роботи)



# Результати прогнозування у вигляді графіків



# Надсилання даних користувачем комунальному підприємству



## ВИСНОВКИ

У результаті виконаних теоретичних і практичних досліджень було розроблено ефективний метод прогнозування та оптимізації електроспоживання в житлових кварталах, реалізований у вигляді кіберфізичної системи з мобільним додатком. Система базується на гібридному підході, що поєднує алгоритми XGBoost та PHM для прогнозування, а також ГА і МРЧ для оптимізації.

**У першому розділі** проаналізовано предметну область, виявлено проблеми енергоспоживання в житлових кварталах та обґрунтовано доцільність створення нової системи. Сформульовано цілі та завдання дослідження.

**У другому розділі** розроблено метод прогнозування й оптимізації на основі сучасних алгоритмів машинного навчання та еволюційної оптимізації. Проведено порівняльний аналіз моделей, обґрунтовано вибір гібридного підходу та визначено метрики для оцінки точності.

**У третьому розділі** здійснено проектування кіберфізичної системи, обрано апаратні й програмні компоненти, реалізовано взаємодію з користувачем та інтеграцію з розумними розетками.

**У четвертому розділі** проведено комплексне тестування системи, підтверджено високу точність прогнозування (до 99,5%) та ефективність оптимізації (економія до 16,3%). Оцінено стабільність роботи сервісу та зручність мобільного додатку.

Отримані результати засвідчують практичну ефективність розробленої системи та її перспективність для впровадження у сфері енергоефективного управління житловими об'єктами та розвиток смарт-інфраструктури.

# ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!

## Anti-Plagiarism v-15.274 Educational

Максимальне співпадіння з одним документом 14.0%

Словники перевірки: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Помилки в документах: 13%

ID: 240473 Назва: МКР Метод і кіберфізична система прогнозування та оптимізації енергоспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання Додано в БД: 2025-04-25 Автора: Володимир ПИСЬМЕНЮК Керівники: Тетяна ГОВОРУЩЕНКО Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	171041	1228	24329 (14%)	179 (15%)

### Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми
182979	Назва: Звіт ПДП Метод і кіберфізична система прогнозування та оптимізації енергоспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання Додано в БД: 2025-02-20 Автора: Письменюк В.О. Керівники: Говорущенко Т.О. Консультанти: Опоненти:	23316 (14.0%)	156 (13.0%)

## Протокол аналізу звіту подібності експертом

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

**Автор:** Володимир ПИСЬМЕНІЮК

**Співавтор:**

**Назва:** Письменюк\_Метод і кіберфізична система прогнозування та оптимізації енергоспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання

**Експерт:**

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

**Коефіцієнт подібності 1:** 2%

**Коефіцієнт подібності 2:** 0.5%

**Мікропробіли:** 46

**Заміна букв:** 0

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 1

**Дата створення звіту:** 2025-04-24 18:56:52.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2025-04-24

Дата



Доцент Андрій Нічепорук

експерт

РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Дипломник: Письменюк Володимир Олександрович

Тема: Метод і кіберфізична система прогнозування та оптимізації енергоспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання

Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

Обсяг кваліфікаційної роботи:

Кількість сторінок записки 154

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень: Метою кваліфікаційної роботи є прогнозування та оптимізація електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання шляхом розроблення відповідної кіберфізичної системи.
2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню: Робота повністю відповідає поставленому завданню.
3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У розділі 1 проведений аналіз предметної області з виявленням наявних проблем і завдань. У розділі 2 кваліфікаційної роботи розроблено метод прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання. У розділі 3 кваліфікаційної роботи виконано проектування кіберфізичної системи прогнозування та оптимізації електроспоживання житлових кварталів. В розділі 4 кваліфікаційної роботи виконано тестування методу і кіберфізичної системи прогнозування та оптимізації електроспоживання.
4. Позитивні сторони роботи: отримання 2 наукових результатів
5. Негативні сторони роботи:
6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: Пояснювальна записка оформлена коректно, згідно з діючими стандартами оформлення документації.
7. Відгук про роботу в цілому: Робота виконана на високому науково-технічному рівні.

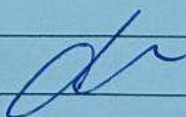
8. Інші зауваження: \_\_\_\_\_

9. Оцінка дипломної роботи: відмінно/А (4.75).

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи) Бармак О.В.,

д.т.н., проф., зав. каф. КН ХНУ

“29” квітня 2025 р.

 (підпис)

Завідувачу кафедри КІС  
доктору філософії, доценту  
Ользі ПАВЛОВІЙ

Письменюка Володира Олександровича

ПІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курсу, групи КІ2м-23-1

### ЗАЯВА

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

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

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

22 квітня 2025 року



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

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

Назва: Метод і кіберфізична система прогнозування та оптимізації енергоспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання

Автор: Письменюк Володимир Олександрович

Спеціальність: 123 – Комп'ютерна інженерія

Освітня програма: освітньо-наукова

Науковий керівник: Говорущенко Т.О., д.т.н, професор

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

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

Підтвердження:

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

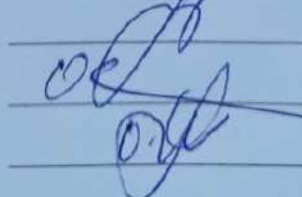
- 1) запозичення розміщені в розділах є збіг зі звітом з науково-дослідної практики автора Володимира Письменюка "Метод і кіберфізична система прогнозування та оптимізації енергоспоживання житлових кварталів на основі алгоритмів машинного навчання", який було додано в репозитарій ХНУ 20 лютого 2025 року;
- 2) усі запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформленні посилання;
- 3) окремі виявлені збіги є загальноживаними фразами або термінами технічного характеру, що підтверджується аналізом збігів, які стосуються лише окремих фрагментів речень;
- 4) як запозичення у ряді випадків системою були виявлені технічні дані, які є загальноприйнятими стандартами опису об'єктів у сфері комп'ютерної інженерії і не можуть розглядатися як об'єкт авторських прав і, відповідно, їх порушення;
- 5) всі зафіксовані системою ознаки модифікації тексту відносяться до комбінування латинських символів зі латинськомовними позначеннями в математичних формулах, що не є модифікацією тексту.

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості StrikePlagiarism, складає 2% і адресується до 22 першоджерела; та системою Anti-Plagiarism складає 14%, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи

Гарант ОП

Завідувач кафедри КІІС



Тетяна ГОВОРУЩЕНКО

Олег САВЕНКО

Ольга ПАВЛОВА