

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФОРМАЦІЙНО-  
КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ  
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ  
ТЕХНОЛОГІЙ  
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ТА ТЕХНОЛОГІЙ

## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему:

**«МЕТОД ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ АВТОНОМНОСТІ ТА ВИСОКОЇ ЯКОСТІ  
ОБСЛУГОВУВАННЯ ПІД ЧАС ПРОЄКТУВАННЯ ПРИСТРОЇВ ДЛЯ  
СИСТЕМ SMART HOME»**

на здобуття освітнього ступеня магістр

за спеціальності 126 Інформаційні системи та технології

*(код, найменування спеціальності)*

освітньо-професійної програми Інформаційні системи та технології

*(назва)*

*Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень.  
Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на  
відповідне джерело*

\_\_\_\_\_

*(підпис)*

Артем ТВЕРДОХЛІБ

*(ім'я, ПРІЗВИЩЕ здобувача)*

Виконав: здобувач вищої освіти гр.ІСДМ-61

Артем ТВЕРДОХЛІБ

*(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)*

Керівник:

*к.т.н.*

Олег СЕНЬКОВ

*(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)*

Рецензент:

\_\_\_\_\_

*(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)*

Київ 2025

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

**Навчально-науковий інститут Інформаційних технологій**

Кафедра Кафедра Інженерії систем та технологій

Ступінь вищої освіти магістр

Спеціальність 126 Інформаційні системи та технології

Освітньо-професійна програма Інформаційні системи та технології

**ЗАТВЕРДЖУЮ**

Завідувач кафедру ІСТ

\_\_\_\_\_ Каміла СТОРЧАК

“ \_\_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2025 року

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

Твердохліба Артема Олеговича

*(прізвище, ім'я, по батькові здобувача)*

1. Тема кваліфікаційної роботи: Метод забезпечення автономності та високої якості обслуговування під час проектування пристроїв для систем smart home

керівник кваліфікаційної роботи Олег СЕНЬКОВ, к.т.н.

*(ім'я, ПРІЗВИЩЕ, науковий ступінь, вчене звання)*

затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій від “ ” р. №

2. Строк подання кваліфікаційної роботи « » 2025 р.

3. Вихідні дані кваліфікаційної роботи:

1. Алгоритми управління.
2. Технології управління енергоспоживання.
3. Експериментальні дослідження.
4. Науково-технічна література.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити):

1. Аналіз ринку та сучасних технологій управління енергоспоживанням.
2. Дослідженн електричних сигнатур та прогноз навантаження в системах розумного будинку.
3. Експериментальні дослідження інтеграції систем збору енергії та алгоритмів управління споживанням у розумному будинку.

5. Перелік ілюстраційного матеріалу: *презентація*

6. Дата видачі завдання «» 2025р.

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Підбір технічної літератури по тематиці роботи		Виконано
2.	Аналіз ринку технологій управління енергоспоживанням		Виконано
3.	Аналіз сучасних технологій управління енергоспоживанням		Виконано
4.	Дослідження електричних сигнатур та прогноз навантаження в системах розумного будинку		Виконано
5.	Інтеграція систем збору енергії та алгоритмів управління споживанням у розумних будинках		Виконано
6.	Висновки по роботі		Виконано
7.	Розробка демонстраційних матеріалів, доповідь.		Виконано
8.	Оформлення роботи		Виконано

Здобувач вищої освіти \_\_\_\_\_

( підпис )

Артем ТВЕРДОХЛІБ \_\_\_\_\_

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник кваліфікаційної роботи \_\_\_\_\_

( підпис )

Олег СЕНЬКОВ \_\_\_\_\_

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)





## РЕФЕРАТ

Текстова частина кваліфікаційної роботи на здобуття ступня магістр: 82 стор., 30 рис., 15 табл., 33 джерела.

*Мета роботи* – підвищення ефективності управління енергоспоживанням в системі smart home.

*Об'єкт дослідження* – процес оптимізації споживання енергії для системи smart home.

*Предмет дослідження* – методи та алгоритми збору, обробки і прогнозування даних про споживання електроенергії.

*Короткий зміст роботи.* Перший розділ висвітлює теоретичні основи управління енергоспоживанням у розумних будинках. Розглянуто архітектури збору даних, підходи до підвищення енергоефективності через моніторинг і контроль енергопотоків. Проаналізовано основні методи машинного та глибокого навчання, а також аспекти моделювання сонячних панелей у контексті відновлюваної енергетики.

Другий розділ присвячено методології розпізнавання електроприладів за електричними сигнатурами. Досліджено бездротову систему збору даних з інтрузивним підходом і застосовано алгоритми MLP, Random Forest та K-NN для класифікації. Проаналізовано вплив параметрів на точність розпізнавання.

У третьому розділі представлено систему, що інтегрує сонячні панелі, пристрій зберігання енергії та середовище збору даних на основі змішаного підходу. Запропоновано два алгоритми управління енергоспоживанням, що враховують фактичне та прогнозоване споживання енергії та виробництво сонячних панелей: для домогосподарств без акумулятора та з ним. Оцінку ефективності алгоритмів проведено для різних профілів енергоспоживання.

**КЛЮЧОВІ СЛОВА:** РОЗУМНИЙ БУДИНОК, ФОТОЕЛЕКТРИЧНА СИСТЕМА, АЛГОРИТМ, ЕНЕРГІЯ, МЕТОДИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ, ТЕХНОЛОГІЇ ЗБОРУ, МОНІТОРИНГ, АКАМУЛЯТОР.

## ABSTRACT

The text part of the qualifying work for obtaining a bachelor's degree: 82 pp., 30 fig., 15 tables, 33 sources.

The purpose of the work is to improve the efficiency of energy consumption management in the smart home system.

The object of the study is the process of optimizing energy consumption for the smart home system.

The subject of the study is methods and algorithms for collecting, processing and forecasting data on electricity consumption.

Summary of the work. The first section highlights the theoretical foundations of energy consumption management in smart homes. Data collection architectures, approaches to increasing energy efficiency through monitoring and control of energy flows are considered. The main methods of machine and deep learning are analyzed, as well as aspects of modeling solar panels in the context of renewable energy.

The second section is devoted to the methodology for recognizing electrical appliances by electrical signatures. A wireless data collection system with an intrusive approach is studied and the MLP, Random Forest and K-NN algorithms are used for classification. The influence of parameters on the recognition accuracy is analyzed.

The third section presents a system that integrates solar panels, an energy storage device and a data collection environment based on a mixed approach. Two energy management algorithms are proposed that take into account actual and projected energy consumption and solar panel production: for households without and with a battery. The effectiveness of the algorithms is evaluated for different energy consumption profiles.

**KEYWORDS:** SMART HOME, PHOTOELECTRIC SYSTEM, ALGORITHM, ENERGY, MACHINE LEARNING METHODS, COLLECTION TECHNOLOGIES, MONITORING, BATTERY.

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	
РОЗДІЛ 1 КОМПЛЕКСНИЙ АНАЛІЗ РИНКУ ТА СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯМ .....	
1.1 Огляд світового ринку споживання та сучасні рішення управління електроенергією.....	
1.2 Управління електроенергією в розумних будинках.....	
1.3 Аналіз методів машинного навчання для управління енергією в розумних будинках.....	
1.4 Огляд технології збору енергії.....	
РОЗДІЛ 2 АНАЛІЗ ЕЛЕКТРИЧНИХ СИГНАТУР ТА ПРОГНОЗ НАВАНТАЖЕННЯ В СИСТЕМАХ РОЗУМНОГО БУДИНКУ	
2.1 Моніторинг електроенергії.....	
2.2 Вплив електричних сигнатур на ідентифікацію приладів.....	
2.3 прогноз короткострокового та середнього навантаження в розумному Будинку.....	
2.3.1 Методологія прогнозування енергетичного навантаження.....	
2.3.2 Порівняння моделей прогнозування LSTM та ARIMA...	
2.3.3 Перевірка моделі прогнозування LSTM на новому наборі даних...	
РОЗДІЛ 3 ІНТЕГРАЦІЯ СИСТЕМ ЗБОРУ ЕНЕРГІЇ ТА АЛГОРИТМІВ УПРАВЛІННЯ СПОЖИВАННЯМ У РОЗУМНИХ БУДИНКАХ.....	
3.1 Аналіз стан досліджень у даному напрямку.....	
3.2 Фотоелектрична система, підключена до мережі.....	
3.3 Експериментальні дослідження.....	
ВИСНОВКИ.....	
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	
ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ (Презентація) .....	

## ВСТУП

*Актуальність теми.* Сучасні розумні будинки стають невід'ємною частиною енергоефективної та екологічно безпечної житлової інфраструктури. Зростання енергоспоживання та потреба в інтеграції відновлюваних джерел енергії підвищують важливість розробки систем моніторингу та управління енергоспоживанням на основі прогнозування та аналізу даних. Використання методів машинного навчання для розпізнавання електроприладів та прогнозування глобального споживання енергії дозволяє підвищити автономність будинків, оптимізувати споживання та інтеграцію фотоелектричних систем із накопичувачами енергії.

Розробка ефективних алгоритмів управління енергоспоживанням та прогнозування енергії є актуальною у зв'язку з необхідністю зменшення енергетичних витрат, підвищення надійності та самозабезпечення домогосподарств, а також адаптації до змін кліматичних умов та погодних факторів. Враховуючи швидкий розвиток технологій «розумного дому», створення комплексних систем, що поєднують моніторинг, аналіз та управління енергоспоживанням, має значний науковий та практичний потенціал.

*Мета роботи* – підвищення ефективності управління енергоспоживанням в системі smart home.

Для досягнення мети, у магістерській роботі успішно виконано наступні завдання:

- аналіз ринку та сучасних технологій управління енергоспоживанням;
- дослідження електричних сигнатур та прогноз навантаження в системах розумного будинку;
- експериментальні дослідження інтеграції систем збору енергії та алгоритмів управління споживанням у розумному будинку.

*Об'єкт дослідження* – процес оптимізації споживання енергії для системи smart home.

*Предмет дослідження* – методи та алгоритми збору, обробки і

прогнозування даних про споживання електроенергії.

*Методи дослідження.* У процесі виконання магістерського дослідження було використано методи глибокого машинного навчання, метод попередньої обробки, методи моніторингу, методи цілочисельного програмування та методологія для проектування та побудови мереж.

*Наукова новизна одержаних результатів.*

Застосовано та порівняно методи обробки пропущених значень у наборах даних та моделі прогнозування LSTM і ARIMA, що дозволяє підвищити точність прогнозів енергоспоживання.

Запропоновано алгоритми управління енергоспоживанням для домогосподарств із фотоелектричними системами з урахуванням наявності або відсутності акумулятора та погодних умов, що оптимізують рівень самозабезпечення.

*Практична значущість одержаних результатів.*

Отримані результати дослідження дозволяють підвищити енергоефективність розумного будинку та автономність енергопостачання шляхом оптимізації управління приладами і використання відновлюваних джерел енергії.

*Апробація результатів магістерської роботи.* Основні результати та напрацювання магістерської роботи були представлені на двох наукових конференціях, проведених на базі Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій.

# 1 КОМПЛЕКСНИЙ АНАЛІЗ РИНКУ ТА СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯМ

## 1.1 Огляд світового ринку споживання електроенергії

Більшість енергії, що виробляється у світі, походить з викопного палива (нафти, газу та вугілля) і становить понад 80% від загального обсягу первинної енергії у світі, як показано на рис. 1.1.

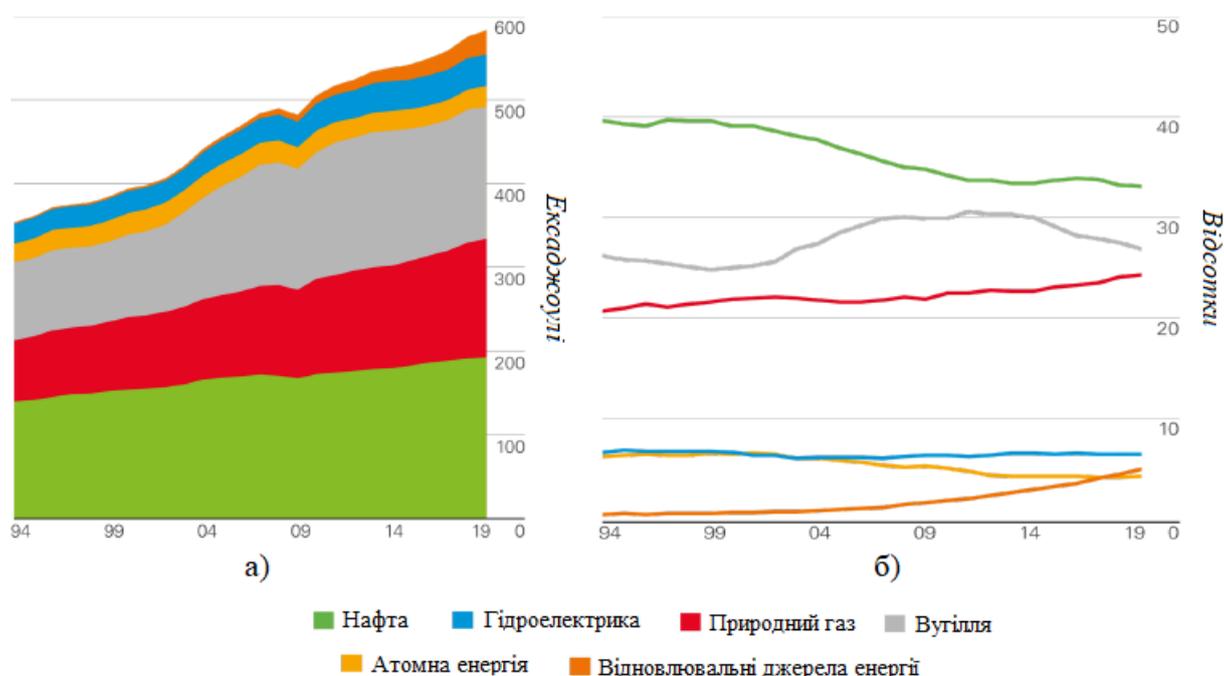


Рисунок 1.1 – Світове споживання первинної енергії (а), Частка світового споживання первинної енергії за видами палива (б)

Однак світові енергетичні запаси не є невичерпними (за нинішніх темпів споживання нафта вичерпається через 54 роки, газ – через 63 роки, а вугілля – через 112 років) і значною мірою сприяють глобальному потеплінню через парникові гази, що викидаються цими викопними паливами. Дійсно, згідно з даними, опублікованими Міжнародним енергетичним агентством, світовий попит на енергію може зрости на 45% до 2030 року, зокрема через демографічний

розвиток та індустріалізацію таких країн, як Китай та Індія, які мають понад 2 мільярди жителів.

Очікується, що споживання електроенергії зростатиме вдвічі швидше, ніж середнє споживання енергії. Щоб зменшити цю залежність від енергії на основі викопного палива, яке значною мірою відповідає за викиди парникових газів, у цьому контексті по всьому світу було запроваджено кілька ініціатив. Ці ініціативи спрямовані на стимулювання енергоефективності, обмеження будівництва та використання найменш ефективних вугільних електростанцій, скорочення викидів метану в нафтогазовому секторі та реформування субсидій на викопне паливо. Ці заходи сприятимуть розвитку відновлюваної енергетики [1].

Сьогодні ці відновлювані джерела енергії поступово стають самостійними джерелами енергії, конкуруючи з викопним паливом з точки зору вартості та виробничих характеристик. Вони є чистими та невичерпними, а отже, здатні покривати наші енергетичні потреби в довгостроковій перспективі. Серед цих відновлюваних джерел енергії сонячна енергія має високий потенціал. Більше того, вона зараз переживає сильний розвиток у світі. Цей розвиток можна пояснити, з одного боку, урядовими заходами, спрямованими на скорочення використання викопного палива, а з іншого – вражаючим падінням ціни на сонячні модулі та вартості встановлення сонячних панелей, які знизилися більш ніж на 90% [1] та 70% [2] відповідно, як показано на рис.1.2 та 1.3.

Незважаючи на зростання споживання енергії, глобальні викиди вуглецю, пов'язані зі споживанням енергії, зросли на 0,5% у 2019 році порівняно із середнім показником 1,1% на рік за останнє десятиліття. Це незначне зростання частково пов'язане з підвищенням енергоефективності, а також кращим проникненням нових технологій. Ці нові технології, такі як підключені об'єкти, можуть принести значний потенціал в енергетичний сектор. Підключені об'єкти вже є частиною нашого повсякденного життя і будуть стрімко зростати в найближчі роки. Як видно на рис.1.4, дослідження ринку, опубліковане IDATE у 2022 році, прогнозує збільшення кількості підключених об'єктів у всьому світі з 42 до 155 мільярдів до 2025 року [3].

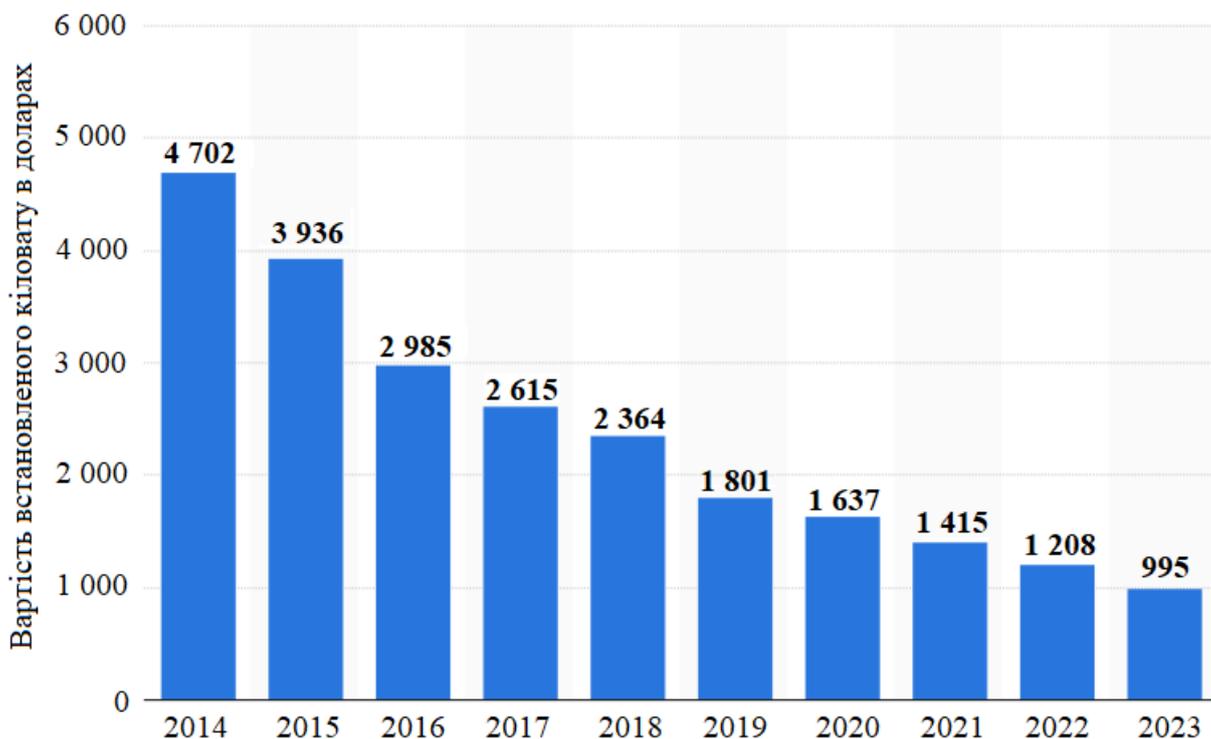


Рисунок 1.2 – Середня вартість встановлення сонячних фотоелектричних установок у світі з 2014 по 2023 рік (у доларах США за кіловат)

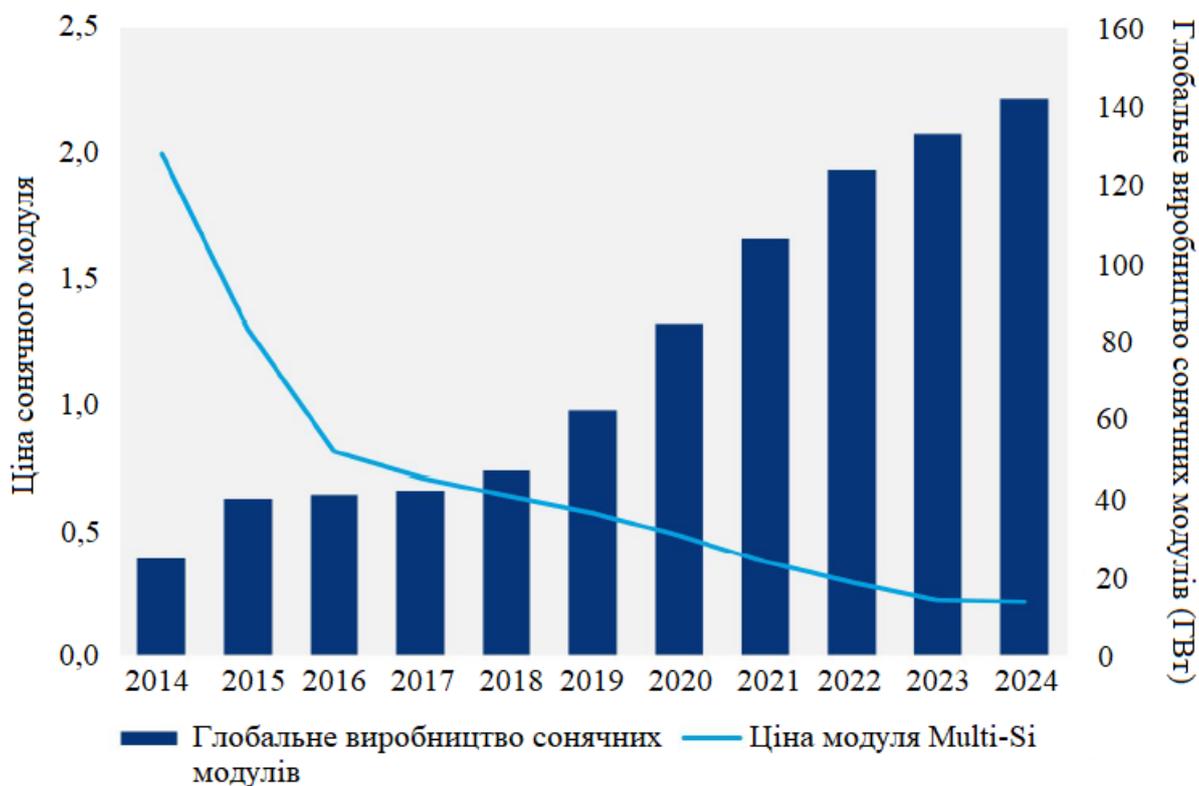


Рисунок 1.3 – Глобальні виробничі потужності сонячної енергії в порівнянні з ціною на модулі, 2014-2024

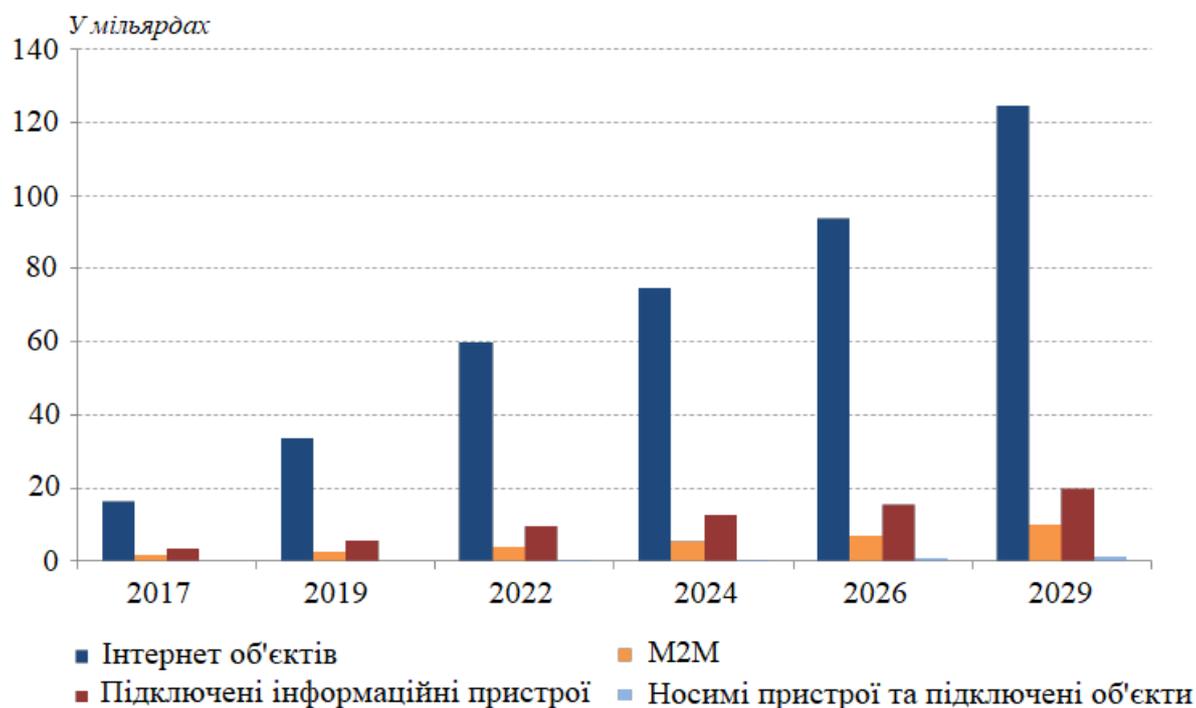


Рисунок 1.4 – Світовий ринок Інтернету речей, 2017–2029 рр.

Ці об'єкти можуть задовольняти численні потреби та надавати різноманітні послуги. Як результат, вони охоплюють широкий спектр застосувань, таких як електронна охорона здоров'я, сільське господарство, навколишнє середовище, автомобільна промисловість, розумні міста та розумні будинки.

У цій роботі обрана галузь розумних будинків. Як показано на рис. 1.5, розумний будинок можна визначити як житловий будинок, обладнаний підключеними об'єктами, що інтегрують системи зв'язку та інформації для вимірювання, моніторингу та автоматичного контролю споживання енергії через підключення до Інтернету, зазвичай за допомогою мобільного пристрою. Використовуючи цей новий тип технології, розумний будинок також може покращити безпеку та комфорт мешканців.

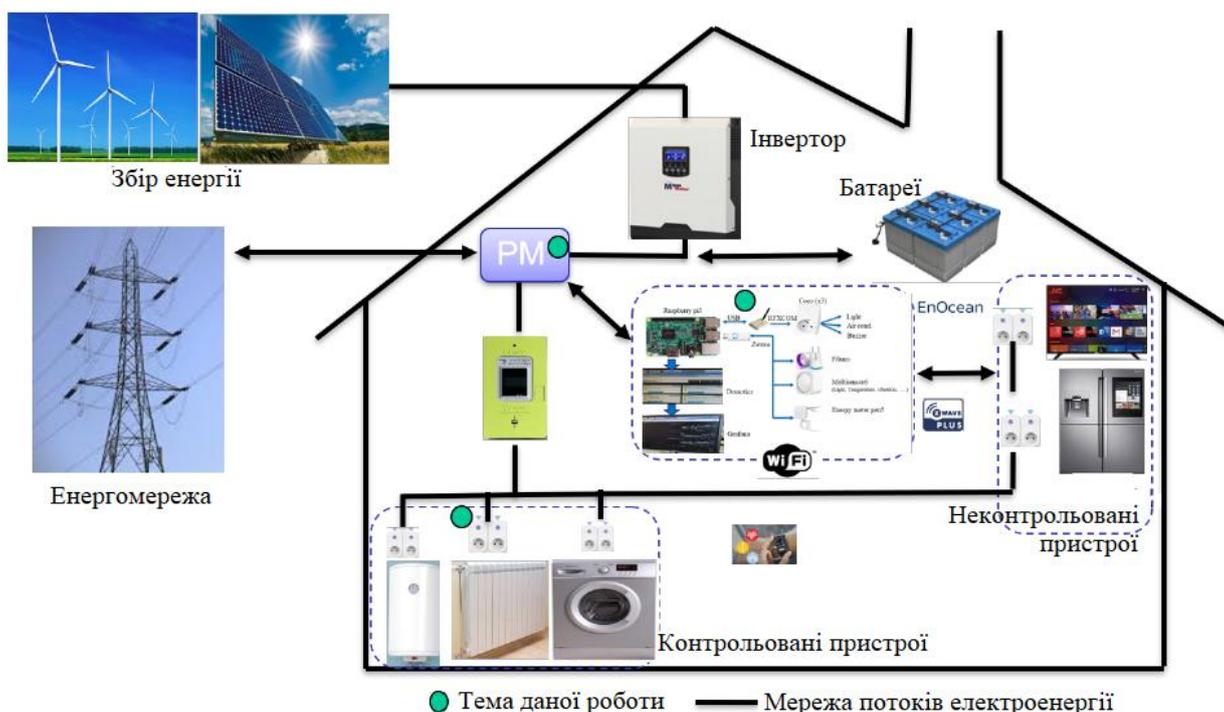


Рисунок 1.5 – Система управління енергоспоживанням у будинку

Розумні будинки все частіше оснащуються системами відновлюваної енергії, такими як сонячні панелі, підключеними до мережі для максимізації власного споживання та економії енергії. Для енергоефективних будівель завдання полягає в тому, щоб налаштувати ці об'єкти не лише для моніторингу споживання енергії, але й для управління енергією (розвантаження, регулювання кривих опалення тощо) безпосередньо або за участю мешканців. Метою цієї роботи є пропонування рішень для сприяння інтеграції, розгортання та взаємодії підключених об'єктів, з'єднаних бездротовою мережею в будинку, а також розробка системи управління енергоспоживанням, яка сприяє власному споживанню. Це управління енергоспоживанням прийматиме рішення відповідно до прогнозів споживаної та зібраної енергії. Очевидно, що ключовим принципом розумного будинку є збір відповідної інформації, а потім пропонування послуг, таких як ті, що пов'язані з контролем та управлінням енергоспоживанням.

Дійсно, згідно з [4], житловий сектор є одним з основних споживачів енергії та становив 35 відсотків від загального споживання енергії у Європі за 2022 рік. Більше того, нещодавні дослідження показали, що безперервний зворотний зв'язок

(наприклад, через візуалізацію в режимі реального часу) у поєднанні з автоматизованою системою управління побутовим обладнанням може дозволити скорочення споживання енергії на 15–30% [5]. Тому інфраструктура збору даних, пов'язаних зі споживанням енергії, є необхідним базовим елементом такої системи управління.

## **1.2 Управління електроенергією в розумних будинках**

Загалом, систему управління енергією можна визначити як систему, яка дозволяє ефективно керувати енергією як для споживачів (у нашому випадку розумний будинок), так і для постачальників (мережі), зміщуючи попит на ціни на енергію поза піковими годинами. Це може допомогти зберегти ресурси викопного палива та зменшити споживання енергії. У випадку розумного будинку система управління енергією дозволяє спілкуватися, контролювати та дистанційно активувати побутові прилади, щоб не тільки покращити якість життя та комфорт, але й оптимізувати споживання енергії, тим самим зменшуючи рахунки за енергію. Згідно з [Leitão et al., 2020], розумні будинки – це повсюдна галузь обчислювальної техніки, яка включає інтеграцію підключених об'єктів у будинках для безпеки, комфорту, охорони здоров'я та енергоефективності [6]. Ці підключені об'єкти є частиною сучасних технологій в електричних мережах, що стимулюють розгортання інтелектуальних датчиків та інших передових вимірювальних пристроїв, які забезпечують зв'язок, моніторинг та дистанційне керування побутовими приладами. Розумні будинки пропонують кращу якість життя та більшу ефективність, використовуючи переваги дистанційного моніторингу та механізми контекстної самоадаптації для визначення потреб та уподобань мешканців і координації роботи приладів. У розумних будинках розгортаються дротові та бездротові мережі датчиків і виконавчих механізмів, а дані датчиків збираються та зберігаються на локальній або віддаленій центральній платформі залежно від контексту застосування. Ця платформа також відповідає за обробку

отриманої інформації, що дозволяє оптимізувати керування та експлуатацію побутових приладів в інтересах комфорту та енергоефективності мешканців.

**Підхід до моніторингу енергії в розумному будинку.** У літературі часто зустрічаються два типи підходів до моніторингу споживання енергії побутовими приладами: неінтрузивний (NILM) або інтрузивний (ILM) підхід, як показано на рис.1.6.

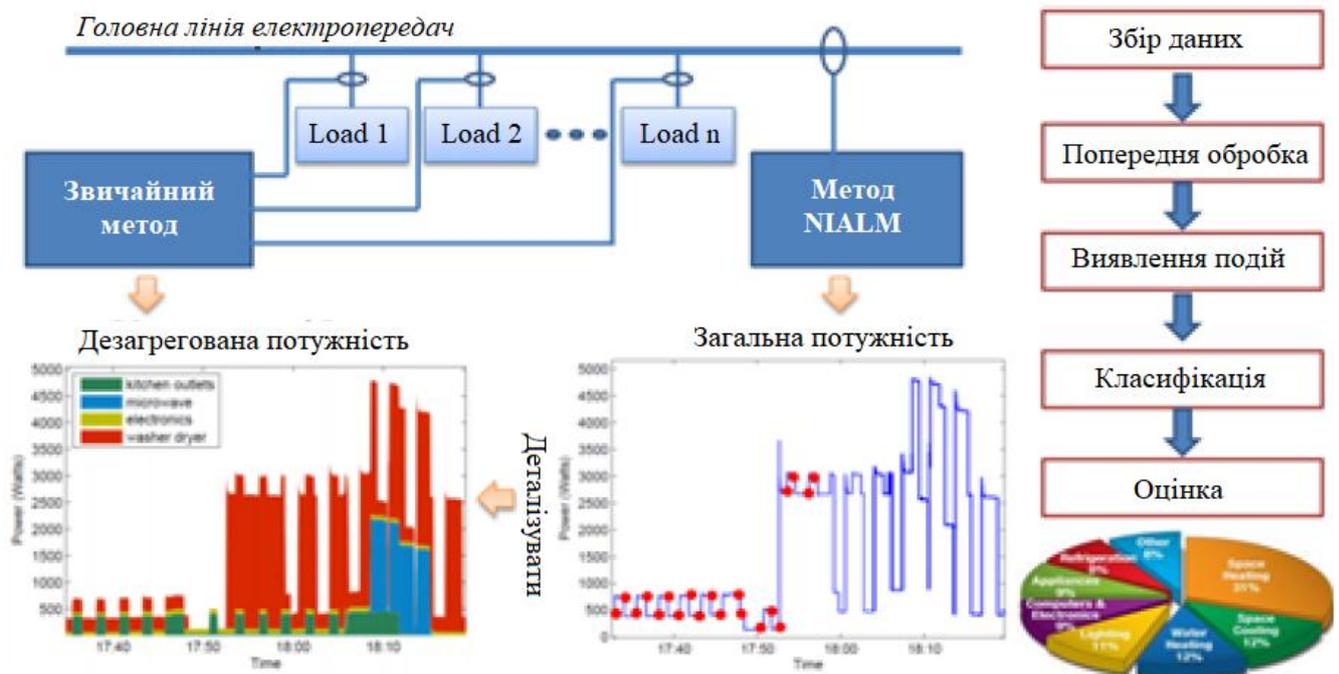


Рисунок 1.6 - Підхід, що використовується в розумному будинку для моніторингу приладів

Неінтрузивний підхід [7] полягає в аналізі перехідних та стабільних сигнатур, що з'являються під час увімкнення або вимкнення приладів. Цей підхід вимагає одного датчика з високою частотою дискретизації, розміщеного в точці входу в будинок. Він використовується для ідентифікації кожного пристрою, підключеного до мережі, на основі загального споживання. Згідно з [7] та як показано на рис.1.6, процес ідентифікації пристрою виконується у 5 кроків:

1. Збір даних: Система NILM збирає значення з датчиків струму та напруги з визначеною частотою дискретизації.

2. Попередня обробка: Це важливий крок для фільтрації електричного шуму та вилучення електричних характеристик, таких як загальна активна потужність, реактивна потужність та повна потужність.

Він може містити деякі складні завдання, такі як обчислення фази електричного сигналу, даних гармонік та коефіцієнта потужності. Чим більше електричних характеристик вилучено, тим точніше покрокова класифікація.

3. Виявлення подій працює над виявленням сумарних змін струму або потужності для визначення події, яка вмикає або вимикає пристрій в електромережі. Цей крок також вилучає сигнатури переходів після виявленої події.

4. Класифікація групує події після кроку виявлення подій та зіставляє події ввімкнення/вимкнення для класифікації пристроїв.

5. Оцінка — це завершальний процес підсумовування загального споживання потужності та коефіцієнтів споживання потужності для кожного пристрою.

Варто звернути увагу, що вимірювання проводяться на кількох незалежних пристроях для визначення внеску кожного пристрою. Як наслідок, вартість високочастотного аналізатора, який використовується для виявлення перехідних періодів, виявилася недоліком. Хоча результати ідентифікації є багатообіцяючими, деякі дослідники зосередилися на використанні аналізатора з частотою дискретизації до 15 кГц для зниження вартості. Незважаючи на простоту встановлення та налаштування системи збору даних, неінвазивний підхід має недолік, пов'язаний з дефектами неточності (пов'язаними з накопиченням споживання енергії різними пристроями, що генерують перешкоди в мережі).

Інтрузивний підхід PLM [8], з іншого боку, полягає в аналізі в короткостроковій та середньостроковій перспективі (від кількох секунд до кількох хвилин) еволюції споживання енергії одним або кількома пристроями, які використовуються або неактивні. Це інтрузивний процес, оскільки інтелектуальний лічильник (підключена розетка) розміщується на пристрої, який вимірюється. Цей підхід також має кілька переваг перед неінтрузивним підходом.

Зібрана інформація є точнішою, а електричні сигнатури численні завдяки численним датчикам, що використовуються в цьому підході, що робить процес ідентифікації простішим та гнучкішим. Крім того, інтрузивний підхід дозволяє користувачеві дистанційно керувати приладами.

### **Система моніторингу енергії на основі інтрузивних підходів (ILM).**

Системи моніторингу енергії можуть впливати на поведінку мешканців, інформуючи їх через графічний інтерфейс про споживання енергії вдома в режимі реального часу. Якщо розподіл споживання енергії кожним побутовим приладом та побутовою електронікою відображається на настінній панелі, комп'ютері або телевізорі, мешканці знають про своє споживання енергії та тому можуть докласти зусиль для зменшення споживання енергії. Протягом останніх років постачальники енергії (такі як ENEDIS у Франції) запропонували веб-системи моніторингу та керування, щоб дозволити користувачам переглядати дані про енергію вдома та дистанційно керувати домашніми пристроями через Інтернет.

### **Система моніторингу енергії на основі неінвазивних підходів (NILM).**

Фаза навчання системи автоматичного розпізнавання часто вимагає кількох серій вимірювань, щоб врахувати поведінку споживання електроенергії зарядами. Ці фази вимірювання виявляють кілька ступенів вторгнення. По-перше, вони вимагають вторгнення спеціаліста в житло для розміщення вимірювальних приладів на кожному приладі для збору різних сигнатур. Після першого кроку виявлення зміни стану другий крок полягає у визначенні навантажень за допомогою сигнатур пристроїв, що зберігаються в базі даних. Ці сигнатури можна отримати за допомогою різних методів, таких як генетичні алгоритми, методи цілочисельного програмування або ймовірнісні приховані марковські моделі [8].  
Методи NIALM можна класифікувати на дві категорії:

1. Використовують автоматизовану фазу навчання (AS-NIALM: Автоматичне налаштування)

2. Використовують ручну фазу навчання (MS-NIALM: Ручне налаштування).

Ручне навчання: Ручні методи NIALM є точнішими за автоматичні методи NIALM завдяки збору сигнатур пристроїв, присутніх в установці. Однак це

напіввтручання може розглядатися як дратівливе для клієнта-абонента та непривабливе для дистриб'ютора або постачальника електроенергії. У випадку методів MS-NIALM створюється бібліотека сигнатур пристроїв на основі вимірювань, що впливають на установку. Відстеження часу роботи пристроїв вимагає певної тривалості втручання. Протягом цього періоду спостерігаються сигнатури пристроїв (активна потужність, реактивна потужність, середньоквадратичне значення струму тощо) та вручну кваліфікуються як сигнатура опалення, освітлення, прання тощо – під час введення в експлуатацію та виведення з експлуатації.

Автоматичне навчання: У випадку методів AS-NIALM сигнатури пристроїв покращуються з часом та базуються на інформації, зібраній апріорі в лабораторіях, а також на анкетах, зібраних у місцях проживання. Ці бібліотеки фактично ідентифікують кожен електричний пристрій та його споживання, що сприяло руху до визначення використання цих пристроїв або навіть звичок використання чи споживання останніх клієнтами. Методи MS-NIALM є інструментом у розробці методів AS-NIALM. Вони, ймовірно, використовувалися для аналізу ситуацій, коли методи AS-NALM зазнали невдачі. Враховуючи їхню набагато менш нав'язливу природу, методи AS-NIALM повинні домінувати в більшості застосувань, створюючи власну бібліотеку сигнатур, що спостерігається під час кроків зміни стану.

**Керування приладами.** Навантаження в розумному будинку можна розділити на дві категорії: некеровані та керовані навантаження. Керовані навантаження визначаються як навантаження, якими можна керувати (наприклад, змінювати в часі), не помічаючи впливу на спосіб життя споживачів. Постачальники все частіше пропонують керовані прилади, і до них вже належать кондиціонер (AC), водонагрівач (WH), сушарка для білизни (CD) та посудомийна машина (DW). Некеровані навантаження містять навантаження, які є або дуже важливими, або можуть вплинути на спосіб життя споживачів при зміні. До них належать навантаження холодильника, кухонної техніки та освітлення.

### 1.3 Аналіз методів машинного навчання для управління енергією в розумних будинках

Машинне навчання з учителем є одним з найпоширеніших та найуспішніших типів машинного навчання. У цьому підрозділі мною представлено деякі популярні алгоритми навчання з учителем, що використовуються в цій роботі. Навчання з учителем використовується для прогнозування певного виходу з заданого входу, і ми маємо приклади пар вхід/вихід. В роботі будується модель машинного навчання з цих пар вхід/вихід, які складають навчальний набір. Мета полягає в тому, щоб виконувати точні прогнози для нових, ніколи раніше не бачених даних. Навчання з учителем часто вимагає людських зусиль для побудови навчального набору, але згодом автоматизує та часто прискорює трудомісткі або нездійсненні завдання. Існує два основних типи задач машинного навчання з учителем, які називаються класифікацією та регресією. У класифікації метою є прогнозування мітки класу, яка є вибором із заздалегідь визначеного списку можливостей. Класифікацію іноді поділяють на бінарну класифікацію, яка є окремим випадком розрізнення рівно двох класів, та багатокласову класифікацію, яка є класифікацією між більш ніж двома класами. Для задач регресії метою є прогнозування дійсного числа.

Прогнозування споживання енергії протягом тижнів у будинку, враховуючи освіту, вік та місце проживання мешканця, є прикладом регресійного завдання. Під час прогнозування доходу прогнозоване значення є сумою і може бути будь-яким числом у заданому діапазоні. Іншим прикладом регресійного завдання є прогнозування врожайності кукурудзяної ферми, враховуючи такі атрибути, як попередні врожаї, погода та кількість працівників, що працюють на фермі [9].

Врожайність знову може бути довільним числом. Далі представлено різні методи машинного навчання, що використовуються в цій роботі.

**K-NN.** Алгоритм K найближчих сусідів (K-NN) – це непараметричний алгоритм навчання з учителем, який є інтуїтивно зрозумілим та простим у

реалізації. Цей алгоритм часто називають «лінивим навчанням» або алгоритмом, що базується на пам'яті, оскільки він базується лише на навчальних даних. Його можна використовувати як для класифікації, так і для регресії.

Його принцип полягає у обчисленні відстані між новими даними, що підлягають класифікації, та даними, на які посилаються, що формують навчальну базу даних. Невидимі дані класифікуються голосуванням за множиною своїх сусідів, причому дані призначаються до найпоширенішого класу серед  $k$  найближчих сусідів. Існують різні типи обчислення відстані: евклідова, манхеттенська, мінковського або чебишовська відстань. Приклад класифікації за допомогою  $K$ -NN показано на рис.1.7.

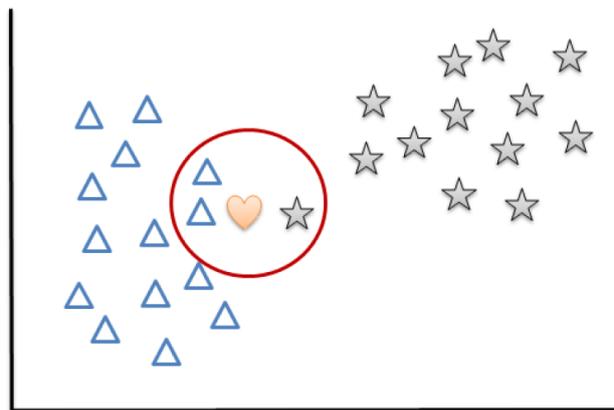


Рисунок 1.7 – Приклад класифікації  $K$ -NN

На цьому рисунку перший клас представлено трикутниками, а другий – зірками. Новий об'єкт, який потрібно класифікувати, має форму маленького серця. Використовуючи класифікатор  $KNN$  ( $k=3$ ), ми знаходимо 2 найближчих сусідів нового об'єкта, що належить до класу трикутників, для одного з класу зірок. Потім класифікатор вважає, що цей новий об'єкт належить до класу трикутників.

**Випадковий ліс.** Випадковий ліс в основному складається з великої кількості дерев рішень, які функціонують як множина, як показано на рис.1.8. Кожне дерево дещо відрізняється від інших. Ідея випадкових лісів полягає в тому, щоб виконувати прийнятну роботу з прогнозування для кожного дерева, але, ймовірно, будуть перенавчені на деяких даних. Якщо ви побудуєте багато дерев,

які добре працюють і перенавчаються по-різному, ви можете зменшити кількість перенавчання, усереднивши їхні результати.

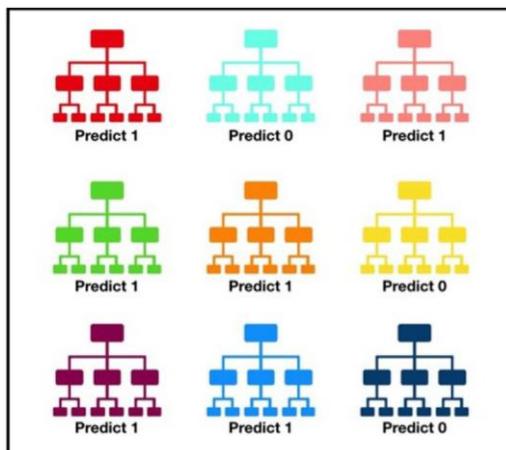


Рисунок 1.8 – Візуалізація моделі випадкового лісу, яка робить прогноз

Для реалізації цієї стратегії (зменшення перенавчання) необхідно побудувати досить велику кількість дерев рішень. Кожне дерево повинно виконувати прийнятну роботу з прогнозування цілі, а також повинно відрізнятися від інших дерев. Випадкові ліси отримали свою назву від введення випадковості в побудову дерева, щоб гарантувати, що кожне дерево є відмінним. Існує два способи рандомізації дерев у випадковому лісі: шляхом вибору точок даних, що використовуються для побудови дерева, та шляхом вибору ознак у кожному розщепленому тесті. Щоб зробити прогноз за допомогою випадкового лісу, алгоритм спочатку робить прогноз для кожного дерева в лісі. Для регресії ми можемо усереднити ці результати, щоб отримати наш остаточний прогноз. Для класифікації використовується стратегія «м'якого голосування». Це означає, що кожен алгоритм виконує «м'яке» прогнозування, надаючи ймовірність для кожної можливої вихідної мітки. Ймовірності, передбачені всіма деревами, усереднюються, і прогнозується клас з найвищою ймовірністю, як видно на рис.1.8.

**Штучна нейронна мережа.** Одним з головних завдань системи управління енергоспоживанням у домогосподарстві є прогнозування та класифікація

електричних сигнатур. Це завдання можна виконувати за допомогою різних інструментів, таких як розумні розетки, а також інструментів візуалізації в режимі реального часу. Коли на побутовому приладі виникає аномалія (наприклад, несподіване переспоживання або відключення електроенергії), інформація змінюється, і користувачі повинні ідентифікувати свої аномалії відповідно до типу архітектури (IALM або NIALM), встановленої в будинку. Як було продемонстровано [10], штучні нейронні мережі є добре адаптованими інструментами, які допомагають користувачам краще керувати споживанням енергії, а також виявляти аномалії (тобто шляхом ретельного моніторингу приладу, який споживає стільки енергії порівняно зі звичайним використанням) у випадку розумного будинку. Штучну нейронну мережу (ШНМ) можна визначити як набір невеликих обчислювальних блоків, з'єднаних між собою каналами зв'язку. Інформація, що передається цими з'єднаннями, є цифровою та може бути закодована різними способами. Кожен блок, який може мати невеликий обсяг локальної пам'яті, виконує обчислення на основі даних своїх з'єднань та локальних даних. Деякі нейронні мережі моделюють біологічні нейронні мережі, інші - ні. Історично головною метою досліджень нейронних мереж було розширення наших знань про механізми мозку шляхом розробки штучних систем, здатних відтворювати складні (навіть інтелектуальні) обчислення, подібні до тих, що виконуються людським мозком. Більшість нейронних мереж використовують правила навчання на основі даних для налаштування ваг з'єднань. Іншими словами, нейронні мережі зазвичай розробляються на основі прикладів. Тоді вони мають певну здатність узагальнювати дані, яких немає в навчальній базі. Тому метод нейронних мереж, по суті, є методом регресії, подібним до методів лінійної або багатолінійної регресії. Після налаштування параметрів (ваг) нейронна мережа є нелінійною статистичною моделлю. Перевага нейронних мереж над традиційними методами регресії (тобто лінійною регресією, логістичною регресією) полягає в тому, що вони зазвичай потребують більшої кількості регульованих параметрів для отримання нелінійної моделі заданої точності.

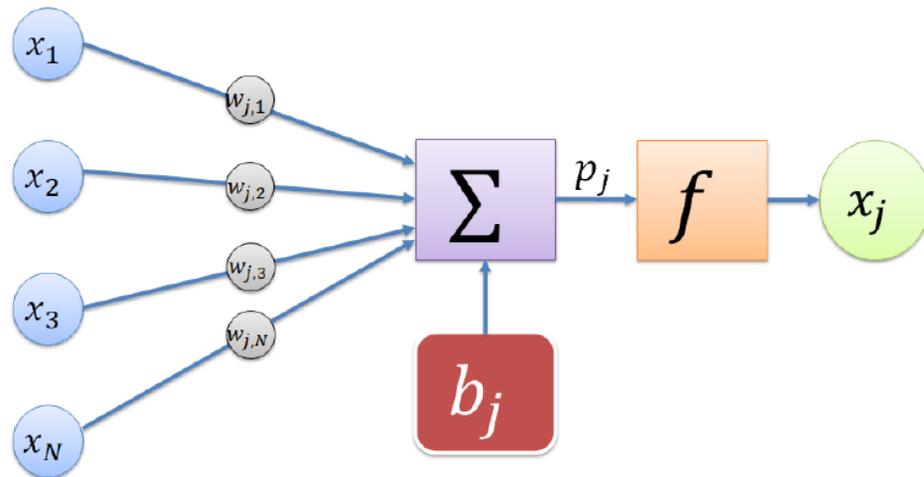


Рисунок 1.9 – Модель формального нейрона

#### 1.4 Огляд технології збору енергії

Локальна система виробництва енергії, інтегрована в будинок, дозволяє додати до системи додаткове джерело енергії. На підключеному об'єкті (будинок підключений до електричної мережі) локальні джерела енергії можуть замінити частину (або всю) енергії з мережі. Додаткове джерело енергії, таке як генератор, може допомогти забезпечити безпеку енергопостачання, коли основне джерело енергії недоступне. Кілька відновлюваних джерел енергії детально описані в наступних розділах.

**Генерація енергії вітру.** Вітер є одним з відновлюваних природних ресурсів енергії та може стати екологічно чистим та ефективним джерелом енергії. Інтеграція вітрових систем у будинок є складнішою, ніж фотоелектричних, через вимогу регулярності швидкості вітру. Великі вітрові турбіни розроблені таким чином, щоб «вмикатися», коли швидкість вітру досягає 15 км/год, і «вимикатися», коли швидкість вітру дуже висока, щоб вітер не пошкодив їх. Визначаючи, чи достатньо енергії вітру на певному місці для безперервної роботи вітроенергетичної системи, дуже важливо враховувати середньорічну швидкість вітру та кількість днів, коли швидкість вітру перевищує швидкість увімкнення. Крім того, для досягнення умови стабільної швидкості вітру установка, як

правило, повинна знаходитися на відстані приблизно 100 метрів від перешкод такої ж висоти та на 10 метрів вище, ніж поблизу.

Слабким місцем сонячної та вітрової енергії є їхня нестабільна природа та залежність від погодних умов. Це ускладнює їх використання без додаткового джерела енергії та системи накопичення, якщо не використовується система управління енергією.

Виробництво енергії генераторною установкою.

Генераторна установка – це автономний пристрій, здатний виробляти електроенергію. Більшість генераторів складаються з двигуна внутрішнього згоряння, який приводить в дію генератор змінного струму. Генераторні установки використовуються або в ізольованих районах, або в певних будівлях для компенсації можливих відключень електроенергії. У другому випадку вони часто використовуються паралельно з джерелом живлення від акумулятора або інверторною системою джерела живлення.

Зазвичай вони працюють від енергії викопного палива.

Виробництво електричної енергії з сонячної енергії.

Фотоелектричні сонячні елементи – це напівпровідники, здатні безпосередньо перетворювати світло на електрику.

Це перетворення, яке називається фотоелектричним ефектом, відбувається без рухомих частин, без рідин під тиском, без забруднення чи утворення відходів. Через недостатнє виробництво енергії на рівні елемента, кілька елементів з'єднуються послідовно та/або паралельно, утворюючи модулі, щоб забезпечити зовнішній приймач достатньою напругою та потужністю. Варто зазначити, що послідовне з'єднання елементів збільшує результуючу напругу, тоді як паралельне з'єднання збільшує результуючий струм [10]. Інтеграція фотоелектричних елементів досить проста як на похилому даху, покритому розривними елементами, так і на плоскому даху або даху, покритому ущільненням, на ізольованій стіні чи ні, на фасаді балкона чи балюстраді. Вихідний струм, а отже, і потужність, зазвичай пропорційні поверхні встановленого модуля. Інвертор перетворює постійний струм, що виробляється фотоелектричними панелями, на змінний

струм, сумісний з розподільчою мережею. Вихід інвертора – це прямокутні хвилі, які фільтруються та перетворюються на синусоїди змінного струму. Будь-яка форма хвилі, при аналізі, є по суті суперпозицією багатьох форм синусоїд, відомих як гармоніки. Перша гармоніка являє собою чисту синусоїду. Додаткові форми хвиль вищої частоти, накладені на основну форму хвилі, додають або віднімають амплітуду від основної синусоїди.

Поєднання основної форми хвилі та вищих гармонік створює спотворену форму хвилі, яка виглядає як спотворена синусоїда. Вихід перетвореного постійного струму, отриманого з сонячної енергії, розглядається як суперпозиція багатьох парних та непарних гармонік. Щоб досягти відносно чистої синусоїди на виході, більшість інверторів використовують електронні схеми для фільтрації великої кількості гармонік. Схеми фільтрів складаються з індуктивних кіл та конденсаторів, спеціально розроблених для блокування певних небажаних гармонік. Загалом, інвертори постійного струму в змінний струм – це складне електронне обладнання для перетворення енергії, призначене для перетворення постійного струму в однофазну або трифазну енергію, яке імітує звичайні електричні послуги, що надаються комунальними підприємствами. Більшість інверторів, окрім вхідного живлення фотоелектричних модулів, приймають допоміжне вхідне живлення для формування резервного генератора, який використовується для забезпечення струму, коли напруга акумулятора знижується до мінімального рівня. Спеціальний тип інвертора, який називається мережевим, містить схему синхронізації, яка дозволяє виробляти синусоїдальні хвилі в гармонії з електричною мережею. Вироблена електроенергія може використовуватися енергетичними службами будівлі або експортуватися в мережу, повністю або частково. Європейський проект НІР-НІР провів експеримент з інтеграції фотоелектричних систем у будівлі в семи європейських країнах. Цей проект демонструє доцільність та прибутковість фотоелектричних систем. Інтеграція фотоелектричних систем у будівлі в сучасних умовах отримує вигоду від інвестиційної та монтажної субсидії, а також від «зеленого» тарифу на

вироблену енергію. Далі ми детальніше розглянемо тип сонячної енергії, її роботу та різні типи установок, що найчастіше використовуються.

### Фотоелектрична система, підключена до мережі.

Фотоелектричні модулі або панелі складаються з напівпровідників, які безпосередньо перетворюють сонячне світло на електрику. Ці модулі є джерелом електричної енергії, яке є безпечним, надійним, не потребує обслуговування та не забруднює навколишнє середовище. Більшість сонячних модулів, представлених на ринку сьогодні, мають гарантію понад 20 років, і вони працюватимуть значно довше цього терміну. У всьому світі встановлено мільйони систем з різною потужністю від часток вата до кількох мегават. Для багатьох застосувань сонячні енергетичні системи є не тільки економічно ефективними, але й можуть бути найдешевшим варіантом.

Коли напівпровідниковий матеріал піддається впливу сонячного світла, як показано на рис.1.10, атоми, що піддаються впливу випромінювання, «бомбардуються» фотонами, що складають світло; під дією цього бомбардування електрони верхніх електронних шарів (так звані електрони валентної оболонки) прагнуть «відірватися».

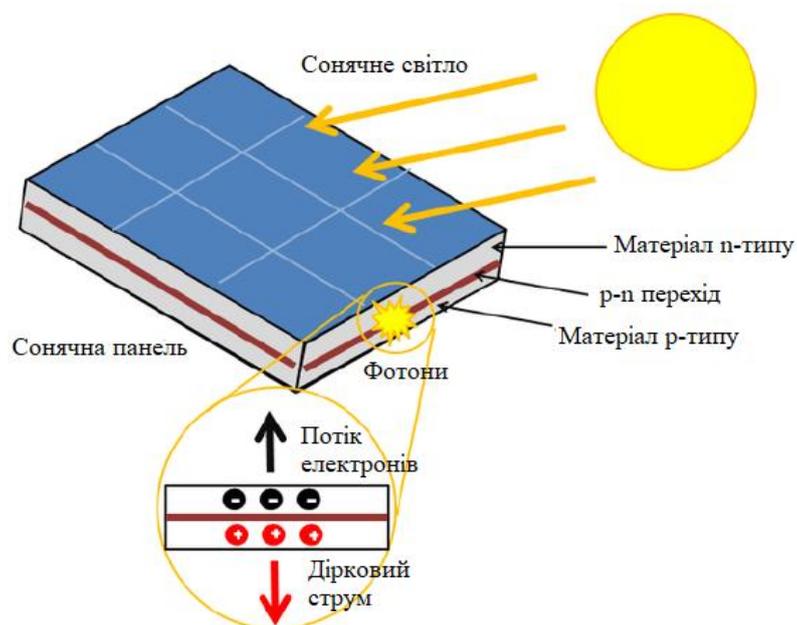


Рис. 1.10 – Фотоелектричний ефект

Якщо електрон повертається до свого початкового стану, його переміщення викликає нагрівання матеріалу. Кінетична енергія фотона перетворюється на теплову енергію.

Однак у фотоелектричних елементах деякі електрони не повертаються до свого початкового стану. Відірвані електрони створюють низьку постійну напругу. Тому частина кінетичної енергії фотонів безпосередньо перетворюється на електричну енергію: це фотоелектричний ефект. Фотоелектричний ефект – це пряме перетворення енергії сонячного випромінювання на електричну енергію за допомогою елементів, зазвичай на основі кремнію. Щоб отримати достатню потужність, елементи з'єднуються один з одним і утворюють сонячний модуль. Фотоелектричний ефект, тобто виробництво електроенергії безпосередньо зі світла.

Різні типи сонячних елементів.

Існують різні типи фотоелектричних сонячних елементів, кожен тип елементів має свою ефективність та вартість. Однак, незалежно від їхнього типу, їхня ефективність залишається досить низькою: від 5 до 22% енергії, яку вони отримують [11]. Існує три основні типи сонячних елементів:

а). Монокристалічні кремнієві фотоелектричні панелі

Вони виготовляються з використанням елементів, вирізаних з одного циліндричного кристала кремнію. Це найефективніша фотоелектрична технологія, яка зазвичай перетворює від 17% до 22% сонячної енергії на електроенергію. Виробничий процес вимагає виробництва монокристалічного кремнію, що є складним, що призводить до дещо вищих витрат, ніж в інших технологіях.

б). Полікристалічний кремнієвий фотоелектричний панелі

Полікристалічні кремнієві елементи, також іноді відомі як мультикристалічні елементи, виготовляються з елементів, вирізаних зі зливка розплавленого та перекристалізованого кремнію. Потім зливки розпилюють на дуже тонкі пластини та збирають у повні елементи. Зазвичай вони дешевші у виробництві, ніж монокристалічні елементи, завдяки простішому процесу

виробництва, але вони, як правило, дещо менш ефективні, із середнім ККД близько 12%.

в). Товстоплівкові кремнієві фотоелектричні панелі.

Це варіант мультикристалічної технології, де кремній безперервно наноситься на основний матеріал, надаючи йому дрібнозернистого, блискучого вигляду. Як і всі кристалічні фотоелектричні панелі, вони зазвичай інкапсульовані в прозорий ізоляційний полімер із загартованим скляним покриттям, а потім об'єднані в модуль з металевим каркасом.

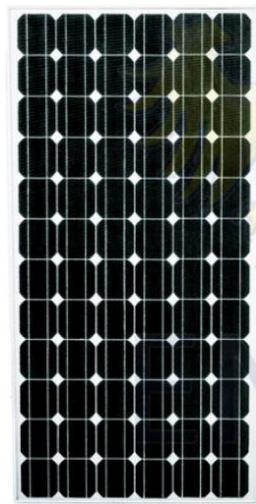


Рисунок 1.11 – Монокристалічні кремнієві фотоелектричні панелі

г). Фотоелектричні панелі з аморфного кремнію

Аморфні кремнієві елементи виготовляються шляхом нанесення кремнію тонким однорідним шаром на підкладку, а не створенням жорсткої кристалічної структури. Оскільки аморфний кремній поглинає світло ефективніше, ніж кристалічний кремній, елементи можуть бути тоншими – звідси й його альтернативна назва – «тонкоплівкові» фотоелектричні панелі. Аморфний кремній можна наносити на широкий спектр підкладок, як жорстких, так і гнучких, що робить його ідеальним для криволінійних поверхонь або безпосереднього склеювання з покрівельними матеріалами. Однак ця технологія менш ефективна, ніж кристалічний кремній, з типовою ефективністю близько 6%, але її, як правило, легше та дешевше виробляти. Якщо простір на даху не обмежений,

аморфний продукт може бути хорошим варіантом. Однак, якщо потрібна максимальна продуктивність на квадратний метр, при проектуванні слід обрати кристалічну технологію.



Рисунок 1.12 – Фотоелектричні панелі з полікристалічного кремнію

д). Інші тонкоплівкові фотоелектричні панелі

Зараз для фотоелектричних модулів використовується ряд інших матеріалів, таких як телурид кадмію ( $\text{CdTe}$ ) та диселенід міді-індію ( $\text{CIS}$ ). Привабливість цих технологій полягає в тому, що їх можна виготовляти за допомогою відносно недорогих промислових процесів, безумовно, порівняно з технологіями кристалічного кремнію, проте вони зазвичай пропонують вищу ефективність модулів, ніж аморфний кремній.

Більшість із них пропонують дещо нижчу ефективність:  $\text{CIS}$  зазвичай має ефективність 10-13%, а  $\text{CdTe}$  – близько 8 або 9%.

Недоліком є використання високотоксичних металів, таких як кадмій, та необхідність як ретельно контролюваного виробництва, так і утилізації після закінчення терміну служби; варто зазначити, що типовий модуль  $\text{CdTe}$  містить лише 0,1% кадмію, що, як повідомляється, нижче, ніж міститься в одній нікель-кадмієвій батареї розміру AA.



Рисунок 1.13 – Кремнієва сонячна панель Amorphius

Типи фотоелектричних систем.

Фотоелектричні енергетичні системи зазвичай класифікуються на основі їхніх функціональних та експлуатаційних вимог, а також того, як фотоелектрична система підключена до інших джерел енергії та електричних навантажень. Їх можна класифікувати на підключені до мережі та автономні системи. Ці фотоелектричні системи забезпечують базову послугу живлення постійним та змінним струмом, можуть працювати взаємопов'язано з мережею або незалежно від неї. Ці системи також можуть бути підключені до інших джерел енергії та систем накопичення енергії.

Підключені до мережі або взаємодіючі з комунальними службами фотоелектричні системи

Основним компонентом підключених до мережі фотоелектричних систем є інвертор, який перетворює постійний струм, що виробляється фотоелектричним масивом, на змінний струм відповідно до вимог до напруги та якості електроенергії енергосистеми. Між виходом інвертора та енергомережею передбачено двонаправлений інтерфейс, зазвичай на розподільчому щиті або вхідному отворі польової служби. Це дозволяє змінному струму, що виробляється фотоелектричною системою, живити електричні навантаження об'єкта або

вводити надлишок у мережу, коли вихід фотоелектричної системи перевищує потреби навантаження об'єкта.



Рисунок 1.14 – Тонкоплівкова кремнієва сонячна панель

На рис. 1.15 показано загальну блок-схему підключеної до мережі фотоелектричної системи. У підключених до мережі системах перемикання змінного струму від резервного генератора та інвертора до сервісної шини або підключеного навантаження здійснюється внутрішніми або зовнішніми автоматичними перемикачами. Важливим компонентом підключеної до мережі системи є мережевий облік. Стандартні сервісні лічильники – це електромеханічні лічильники, які реєструють споживання енергії відповідно до швидкості обертального диска. Оберткові диски працюють за електрофізичним принципом, який називається вихровими струмами.

Цифрові лічильники електроенергії використовують цифрову електронну технологію, яка реєструє вимірювання потужності за допомогою твердотільних датчиків струму та напруги, які перетворюють аналогові виміряні значення у двійкові значення, що відображаються на лічильнику за допомогою рідкокристалічного дисплея (РКД). Інвертори – це основна відмінність між підключеною до мережі системою та автономною системою. Інвертори повинні мати можливість синхронізації лінійної частоти для подачі надлишкової потужності в мережу. Мережні лічильники мають можливість реєструвати

споживану або вироблену потужність у власному форматі підсумовування. Запис потужності – це чиста кількість спожитої енергії – загальна використана потужність мінус кількість енергії, виробленої сонячною когенераційною системою. Лічильники нетто постачаються та встановлюються комунальними компаніями, які надають послуги з підключення до мережі. Фотоелектричні сонячні електростанції з нетто-лічильником підлягають спеціальним договірним угодам та субсидуються державними та муніципальними урядовими установами.

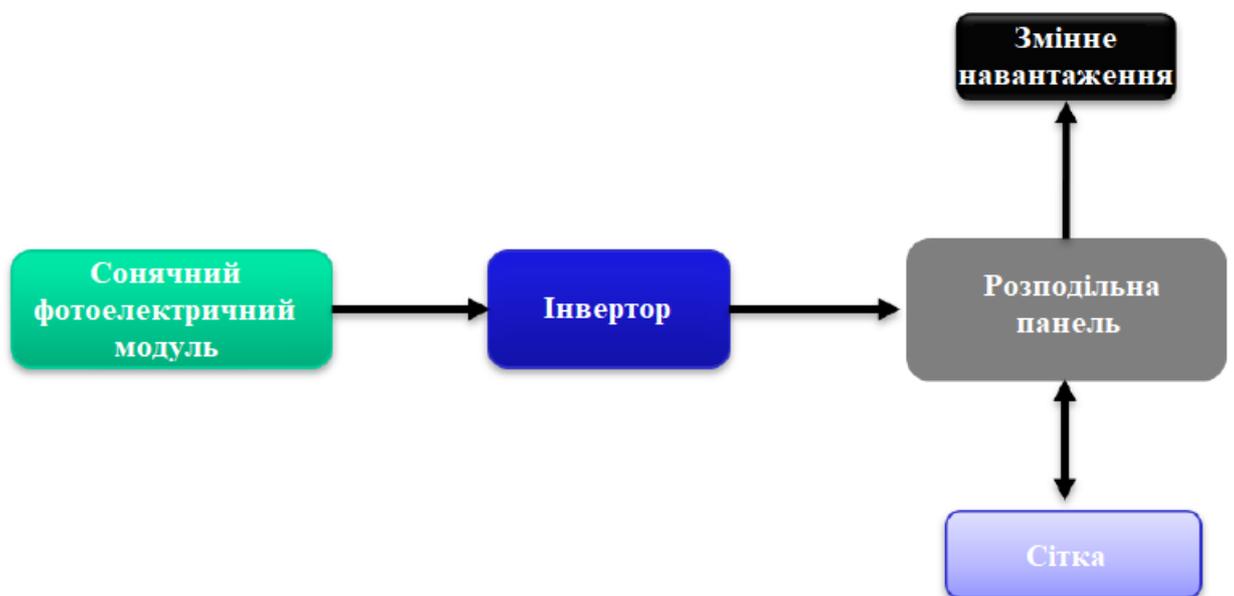


Рисунок 1.15 – Сонячна фотоелектрична система, підключена до мережі

Автономна сонячна фотоелектрична система.

Автономні фотоелектричні системи або фотоелектричні системи з прямим підключенням розроблені та розраховані на живлення електричних навантажень постійним та/або змінним струмом. Вони називаються системами з прямим підключенням, оскільки вихід постійного струму фотоелектричного модуля або масиву безпосередньо підключений до навантаження постійного струму.

Системи з прямим підключенням не мають накопичувачів електричної енергії (аккумуляторів), тому заряджання працює лише в сонячні години. МРРТ (Трекер точки максимальної потужності) використовується між генератором і навантаженням, щоб допомогти краще використовувати максимально доступну

потужність генератора та адаптувати імпеданс електричного навантаження до максимальної потужності фотоелектричного генератора.

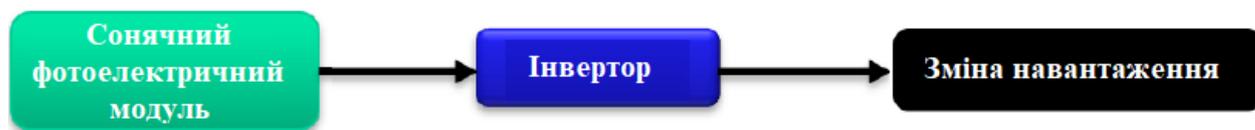


Рисунок 1.16 – Автономна фотоелектрична система без акумуляторного накопичувача

На рис.1.16 показано загальну блок-схему автономної фотоелектричної системи. Типовим прикладом сонячної фотоелектричної системи з прямим підключенням є сільськогосподарське застосування, де сонячний фотоелектричний модуль може бути безпосередньо підключений для роботи насоса. Залежно від потужності насоса, модуль може бути підключений послідовно або паралельно. У цьому типі застосування розрядник блискавки повинен бути підключений між позитивним та негативним джерелами живлення, щоб забезпечити захист від перенапруги блискавки. Акумулятори використовуються для накопичення енергії в багатьох автономних фотоелектричних системах.



Рис.1.17 – Автономна фотоелектрична система з акумуляторним накопичувачем

На рис.1.17 показано блок-схему типової автономної фотоелектричної системи, що живить навантаження постійного та змінного струму з опцією

акумуляторного накопичувача. Конфігурація фотоелектричної сонячної панелі, навантаження постійного струму з резервним живленням від батареї, по суті така ж, як і без батареї, за винятком того, що є деякі додаткові компоненти, необхідні для забезпечення стабільного заряджання батареї. Фотоелектричні панелі з'єднані послідовно для досягнення бажаного збільшення напруги постійного струму, наприклад, 12, 24 або 48 В. Регулятор заряду регулює вихідний струм і запобігає перевищенню рівня напруги максимального значення для заряджання батарей. Вихід регулятора заряду підключений до акумуляторної батареї за допомогою подвійного вимикача постійного струму. Крім того, може бути передбачений вимикач, коли він вимкнений з міркувань безпеки, для одночасного відключення навантаження та фотоелектричних панелей. У сонячні години навантаження живиться постійним струмом, одночасно заряджаючи батарею. Контролер заряду забезпечить достатність постійної вихідної потужності фотоелектричних панелей для підтримки підключеного навантаження, щоб можна було підібрати необхідний розмір акумулятора. Розмір акумулятора залежить від низки факторів, таких як тривалість безперебійного живлення навантаження, коли сонячне випромінювання менше або відсутнє. Акумуляторний блок втрачає 20-30% потужності через нагрівання під час роботи, що також необхідно враховувати.

Під час проектування сонячної фотоелектричної системи з резервним живленням від акумулятора, проектувальник повинен визначити відповідне місце для опор акумуляторів та вентиляції приміщення.

Гібридні фотоелектричні системи. Гібридні системи зазвичай відносяться до комбінації двох джерел вхідного сигналу, наприклад, системи сонячних панелей, інтегрованої з дизельним генератором, вітровими турбінами, біомасою або будь-яким іншим відновлюваним або невідновлюваним джерелом енергії. Системи сонячних панелей зазвичай використовують блок акумуляторів для зберігання енергії, виробленої панелями, для подальшого використання, коли це необхідно. Можуть бути виняткові періоди негоди, коли потрібне альтернативне джерело для гарантованого виробництва електроенергії.

Гібридні фотоелектричні системи поєднують модуль сонячної панелі з іншими джерелами енергії, зазвичай дизельним генератором, але іноді також іншим відновлюваним джерелом енергії, таким як вітрова турбіна. Фотоелектричний генератор зазвичай розрахований на задоволення базового попиту, а альтернативне джерело живлення використовується лише за необхідності. Гібридні системи також можуть бути розумним підходом у ситуаціях, коли епізодичні піки попиту значно вищі за базовий. Немає сенсу розраховувати систему так, щоб вона могла повністю задовольнити попит за допомогою фотоелектричних систем, якщо, наприклад, нормальне навантаження становить лише 10% від пікового попиту. Аналогічно, дизель-генераторна установка, розрахована на задоволення пікового попиту, працюватиме з неефективним частковим навантаженням більшу частину часу. У такій ситуації фотоелектрично-дизельний гібрид буде хорошим компромісом. На рис.1.18 показано блок-схему фотоелектричної гібридної системи.

Автономна гібридна система сонячної енергії змінного струму з генератором та резервним живленням від акумулятора

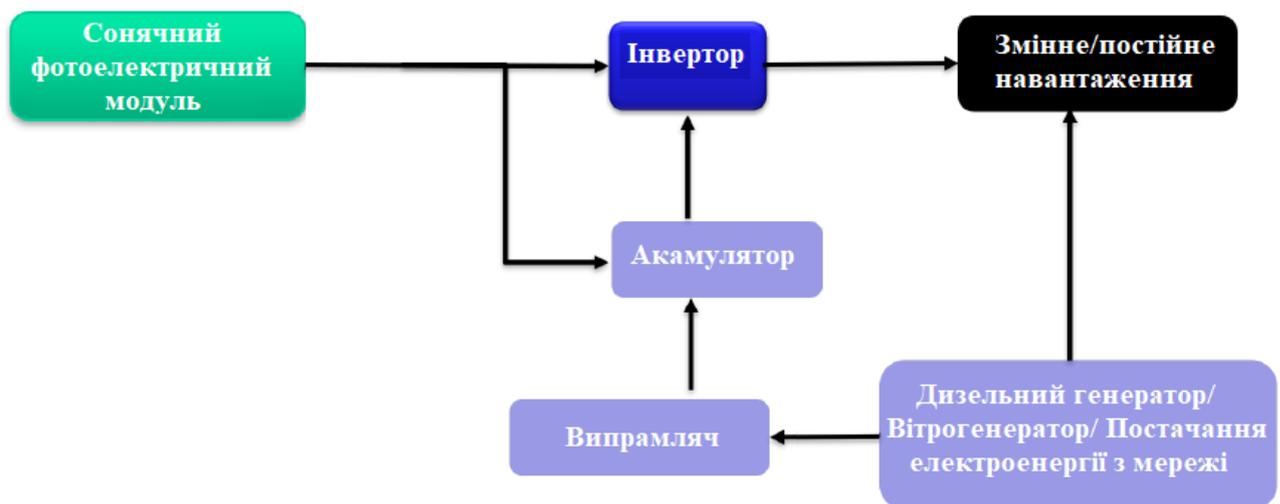


Рисунок 1.18 – Фотоелектрична гібридна система

Автономна конфігурація сонячної фотоелектричної гібридної системи по суті ідентична сонячній системі постійного струму. У цьому випадку інвертори змінного струму використовуються для перетворення постійного струму на

змінний. Коли інвертор підключено до електромережі, він може ефективно діяти як джерело вироблення змінного струму. Мережеві інвертори, що використовуються в мережевих сонячних енергетичних системах, суворо регулюються комунальними службами, які забезпечують мережевий облік. Деякі інвертори містять внутрішній перемикач змінного струму, який здатний приймати вихідний сигнал від резервного генератора змінного струму.

У цьому типі конструкції інвертори містять спеціальну електроніку, яка передає енергію від генератора до навантаження.

### **Банк акумуляторів для фотоелектричної системи**

Загалом, «акумулятор» – це комбінація кількох електрохімічних елементів, з'єднаних послідовно-паралельно. Існує два типи елементів: первинний та вторинний. Елемент називається первинним, коли він не підлягає перезарядженню.

Він заповнений різноманітними хімічними речовинами, які реагують незворотно, а це означає, що коли хімічна реакція вичерпується, акумулятор розряджається. Первинні елементи можна з'єднувати послідовно для отримання певної напруги, і ніколи не слід з'єднувати паралельно, оскільки існує ймовірність того, що один елемент намагатиметься зарядити інший. Вторинний елемент називають перезаряджаним і зазвичай називають акумулятором. Вторинні елементи можна використовувати послідовно, паралельно або в комбінації цих двох елементів для досягнення необхідної напруги та ємності. Єдиним обмеженням є те, що кожен елемент має однакову напругу, ємність та хімічний склад. Акумуляторні батареї — єдині, що використовуються в будинках із системою сонячних панелей. Сонячні батареї — це акумулятори, які накопичують електричну енергію, яку виробляють сонячні панелі. Заряди можуть бути електрохімічними або електростатичними. Струм заряду, що накопичується таким чином, може бути відновлений при підключенні до приймача. На ринку існує кілька типів сонячних батарей. Серед цих батарей можна назвати свинцево-кислотні акумулятори, літєві акумулятори та акумулятори з солоною водою. Все

частіше системи зберігання енергії в житлових приміщеннях складаються зі свинцево-кислотних або літій-іонних акумуляторів.

Свинцево-кислотні сонячні батареї. Протягом десятиліть свинцево-кислотні акумулятори вважалися єдиним рішенням для зберігання енергії в житлових приміщеннях. Серед цих свинцево-кислотних акумуляторів ми розрізняємо два типи:

1. Затоплені свинцево-кислотні акумулятори.
2. Герметичні свинцево-кислотні акумулятори

Різниця між цими типами акумуляторів полягає в кількості технічного обслуговування для належної роботи.

Затоплені свинцево-кислотні акумулятори потребують технічного обслуговування щонайменше кожні 1-3 місяці для забезпечення належної роботи, тоді як герметичні свинцево-кислотні акумулятори не потребують технічного обслуговування. Ці свинцево-кислотні акумулятори є найдешевшим варіантом серед сонячних акумуляторів. Незважаючи на нижчу вартість, вони набагато більші та важчі, ніж інші акумулятори (літій-іонні), що потребує більше місця на кВт·год зберігання, ніж інші типи акумуляторів. Їхні показники глибини розряду (DOD визначається як відсоток ємності, що знімається з акумулятора, порівняно із загальною повністю зарядженою ємністю) стають все нижчими, зазвичай близько 50%. Щоб підтримувати дефіцит енергії в будинку, їх потрібно частіше заряджати. Термін їх служби становить від 5 до 10 років.

### **Літій-іонні сонячні батареї**

Що стосується літій-іонних батарей, то вони є новим типом технології накопичення енергії. Наразі вони стали популярними серед побутових споживачів завдяки перевагам, які вони надають. Вони легші за свинцево-кислотні акумулятори, тому займають менше місця за тієї ж ємності (кВт/год) і мають термін служби понад 10 років. Цей тривалий термін служби значною мірою пояснюється тим, що літійові акумулятори мають вищий коефіцієнт міцності (DoD). Через це виснаження літій-іонних акумуляторів відбувається повільніше, ніж свинцево-кислотних. Літій-іонні сонячні батареї мають середній коефіцієнт

міцності (DoD) 90% або більше. Єдиним обмеженням цих акумуляторів є те, що вони можуть спалахнути у разі перевантаження (термічного витоку) або неправильного поводження. Наразі ці літєві акумулятори оснащені передовим програмним забезпеченням для моніторингу, щоб запобігти займанню.

## **2 АНАЛІЗ ЕЛЕКТРИЧНИХ СИГНАТУР ТА ПРОГНОЗ НАВАНТАЖЕННЯ В СИСТЕМАХ РОЗУМНОГО БУДИНКУ**

Все більше і більше мобільних або веб-систем моніторингу енергії пропонується для надання кінцевим користувачам відповідної інформації. Однак, щоб бути більш адаптивними та ефективними, вони повинні інтегрувати автоматичне розпізнавання працюючих приладів. Така ідентифікація може бути здійснена за допомогою алгоритмів автоматичного навчання, що застосовуються до споживання енергії пристроями. Для цього кінцеві користувачі повинні встановити системи моніторингу на кожному приладі та вручну позначити пов'язані прилади. Нарешті, користувачі можуть візуалізувати споживання енергії за категорією приладів та виконувати оптимізацію, активуючи або програмуючи правила керування. Ця система розпізнавання також може пропонувати інші корисні функції, такі як виявлення дефектів, локалізація приладів в офісах або лікарнях, наприклад.

Для збору інформації потрібна архітектура, заснована на розумних розетках. У табл.2.1 перераховано чотири такі розетки.

Інформація про вимірювання потім надсилається на шлюз і може бути візуалізована на інформаційній панелі, рис.2.1.

Варто зазначити, що ці розумні лічильники забезпечують змінну кількість електричних сигнатур (від 1 до 6) різних типів (наприклад, активна потужність та реактивна потужність). У цьому розділі мною досліджено інфраструктуру для збору ознак, які будуть використані для оцінки впливу кількості та типу ознак, що використовуються для ідентифікації приладів. Більшість приладів демонструють характеристики потужності, близькі до нуля. Така поведінка відповідає періодам

часу, коли прилади не використовуються, зазвичай у режимі очікування або вимкненому стані. Щоб врахувати таку поведінку, пропонується метод, заснований на згладжуванні даних, для класифікації окремих приладів, включених до набору даних.

Таблиця 2.1 – Деякі розумні розетки, доступні на ринку

Виробник	Ім'я	Опис	Посилання
Альянс EnOcean	NodOn	Це розумна розетка, що використовує протокол EnOcean. Роль цієї вилки полягає у вимірюванні миттєвої потужності (Вт) та сукупної енергії (Вт·год). Однак, вона керується дистанційно за допомогою системи домашньої автоматизації, сумісної з EnOcean, або через інші контролери, що використовують EnOcean, такі як Soft Remote або настінний вимикач NodOn.	
Fibaro Fibaro	Розумна розетка	Це розумна розетка, яка дозволяє керувати освітленням або будь-якими іншими приладами за допомогою Z-wave. Вона оснащена візуальним індикатором, який показує споживання, де зелений колір вказує на низьке споживання, а червоний – на дуже високе.	
Belkin Wemo Insight	Розумна розетка Wi-Fi	Він може контролювати споживання енергії з вашого телефону або планшета. Ця розумна розетка надає звіти в режимі реального часу про те, скільки енергії споживають ваші прилади. Вона використовує розумну розетку, що працює за протоколом WI-FI.	
Альянс Zigbee	Розумна міні-розетка	Бездротова розумна розетка Smart Plug Mini з функцією вимірювання потужності – це інтелектуальний, зручний та витончений адаптер з дистанційним керуванням. Цю розумну розетку можна використовувати будь-де, де потрібно	

		керувати електричними пристроями, одночасно контролюючи споживання енергії зручним та без потреби в обслуговуванні способом.	
--	--	--	--



Рисунок 2.1 – Архітектура збору даних з використанням аналітики WEMO

## 2.1 Моніторинг енергії

**Бездротова інфраструктура для збору даних для управління енергією в розумному будинку.**

Типи датчиків та протоколів у розумному будинку. На початку роботи було розглянуто інтрузивну інфраструктуру збору даних на основі розеток wemo, як показано на рис. 2.1. Ця інфраструктура призначена для моніторингу споживання енергії та дистанційного керування побутовим обладнанням за допомогою виконавчих механізмів, що входять до складу цих розеток. Розетки Wemo використовують WI-FI як протокол зв'язку та вимірюють лише миттєву потужність (активну потужність). Сьогодні на ринку можна знайти багато розеток з різноманітними протоколами зв'язку, як видно з табл. 2.2. Електричні сигнатури,

що вимірюються цими вилками, різноманітні: активна потужність, реактивна потужність, напруга, струм, коефіцієнт потужності, частота [12].

Завдання інфраструктури моніторингу полягає в тому, щоб запропонувати недороге рішення, яке значною мірою враховує цю різноманітність протоколів зв'язку, проілюстровану в табл.2.2. У роботі досліджується недорога система, яка зображена на 2.2 і здатна обробляти підключені розетки на основі різних протоколів (Zwave, RFXcom, EnOcean тощо) та кількох датчиків. Ця інфраструктура також дозволяє дистанційно керувати підключеними розетками.

Таблиця 2.2 – Порівняння різних протоколів

Інтегровані бездротові технології (ІБТ)	Максимальна швидкість передачі/діапазон роботи	Відстань передачі	Коефіцієнт прийняття	Сильні сторони
6LoWPAN	250 кбіт/с, 2,4 ГГц; 40 кбіт/с, 915 МГц; 20 кбіт/с, 868 МГц;	До 200 м	Середній	1. Переваги IP та Bluetooth; 2. Низьке енергоспоживання
Bluetooth	721 кбіт/с для версії 1; 2,1 Мбіт/с для версії 2.0 + EDR; 24 Мбіт/с для версії 3 + HS; 25 Мбіт/с для версії 4, 2 400–2 483,5 МГц	10 м типово	Надзвичайно високий	Легкий доступ; Не потрібно налаштовувати; Безпечне з'єднання
DASH7	200 кбіт/с; 433,92 МГц	0–500 м та 0,3–1 км	Середній	1. Проникає крізь бетон та воду; 2. Передає та приймає сигнали на дуже великі відстані, не вимагаючи великого споживання енергії від акумулятора.
EnOcean Технологія	868,3 або 315 МГц; 125 кбіт/с	30 м (у приміщенні)	Середній	1. Управління енергією та високоефективне зберігання енергії; 2. Використовує бездротові стандарти, оптимізовані для рішень з наднизьким енергоспоживанням.
RFID	Низький 124-135 кГц; Високий 13,56 МГц; Надвисокий 860–960 МГц; 106 - 848 кбіт/с	Низький 30 см; Високий 1,5 м; Надзвичайно високий 1–15	Широко прийнятий	1. Стабільна технологія; 2. Продовження еволюції; 3. Відкриті

		м		архітектури стають дедалі доступнішими
UWB	500 МГц; 100 Мбіт/с	10 м	Середній	1. Високошвидкісний ближній зв'язок для використання в приміщенні; 2. Його пропускна здатність задовольняє більшість мультимедійних програм.
Wi-Fi (802.11n)	2,4 ГГц / 5 ГГц ; 450 Мбіт/с	250 м	Надзвичайно високий	Високошвидкісний зрілий стандарт
Z-Wave	868,42 МГц; 908,42 МГц; 100 кбіт/с	30 м у приміщенні; 100 м на вулиці	Середній	Відсутність перешкод від побутових приладів
ZigBee	250 кбіт/с (2,4 ГГц); 40 кбіт/с (915 МГц)	10–75 м	Широко прийнятий	Низька вартість, низьке енергоспоживання, велика кількість вузлів

### Вибір системи домашньої автоматизації.

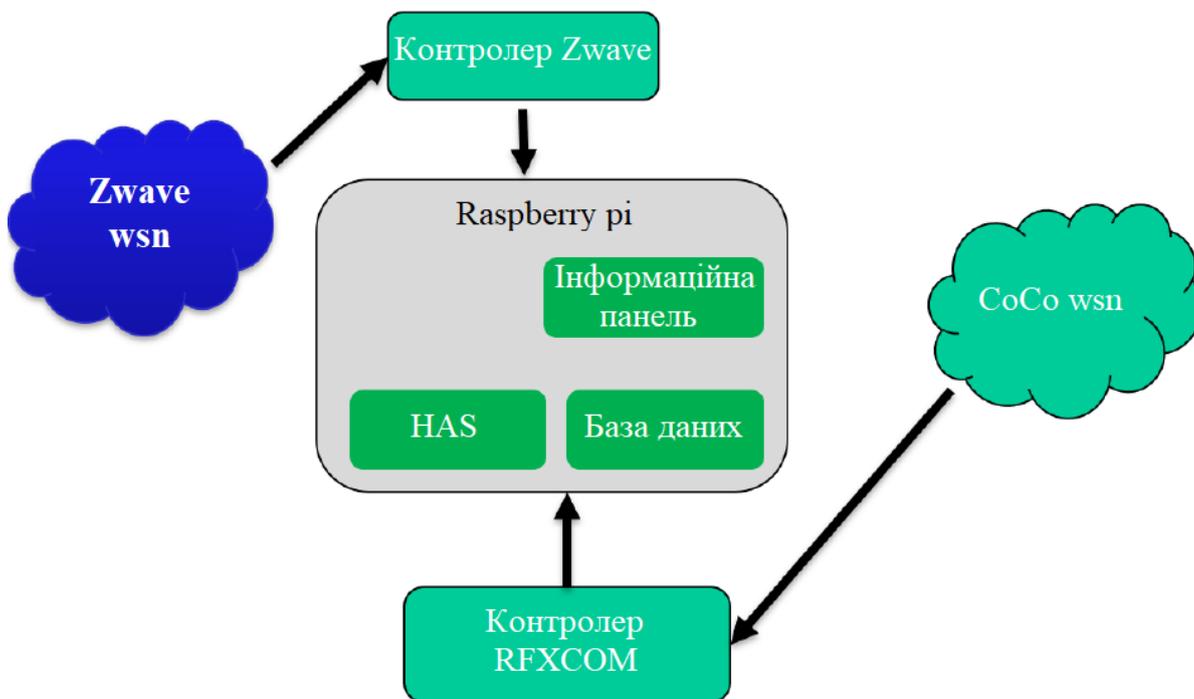


Рисунок 2.2 – Схема бездротової інфраструктури

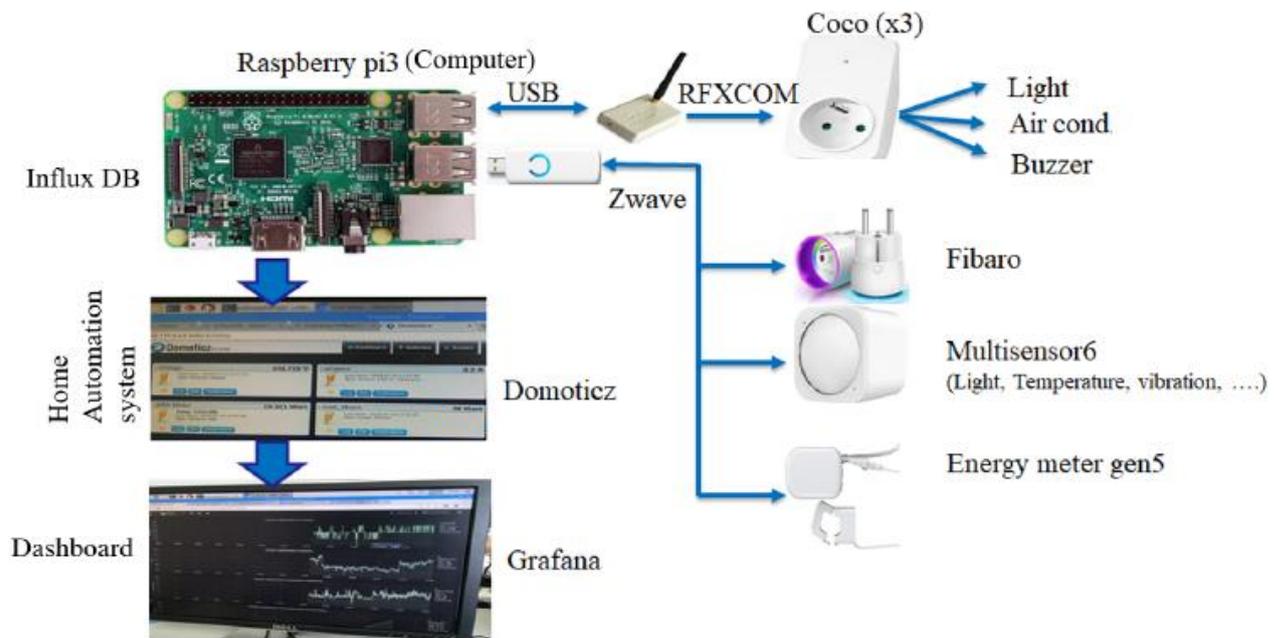


Рисунок 2.3 – Недорога бездротова інфраструктура на основі Domoticz, Grafana, InfluxDB та Raspberry Pi3

Для збору інформації в домогосподарстві необхідно розгорнути архітектуру, засновану на розумних датчиках (або розумних розетках). Через бездротовий зв'язок інформація про датчики надсилається до шлюзу, підключеного до системи домашньої автоматизації, а потім може зберігатися в базі даних. Всі збережені дані потім можна візуалізувати на інформаційній панелі, як показано на рис.2.2. Як показано на рис.2.3, при дослідженні було реалізовано архітектуру для збору даних у домогосподарстві за допомогою різних розумних розеток, таких як Fibaro Plug [10], Coco plug та Multisensor6 [13]. Ця архітектура побудована навколо комп'ютера Raspberry Pi3 та існуючої системи домашньої автоматизації (HAS) під назвою Domoticz. Цей веб-інтерфейс цікавий тим, що різні сенсорні пристрої (температури, вологості, струму, миттєвої потужності тощо) можна дуже легко контролювати та налаштовувати. Встановити програмне забезпечення для домашньої автоматизації, таке як Domoticz, на Raspberry Pi досить легко, оскільки команда розробників вже підготувала готовий образ. Domoticz здатний взаємодіяти з багатопроTOCOLною сенсорною мережею, оскільки підтримує кілька радіотехнологій. Для візуалізації збережених даних на інформаційній

панелі ми використовували систему аналітики та моніторингу з відкритим кодом під назвою Grafana [Grafana, 2018]. Grafana — це потужний інструмент для візуалізації часових рядів у режимі реального часу, який підтримує кілька баз даних, таких як graphite, influxdb тощо.

У цій роботі застосовуються інформаційні панелі з метрик InfluxDB (потужного інструменту для зберігання даних, отриманих з програмного забезпечення домашньої автоматизації), зібраних кількома датчиками. Ці метрики можна групувати разом за допомогою математичних виразів для формування персоналізованих графіків та інформаційних панелей, які є більш інтерактивними та динамічними. Їх також можна групувати відповідно до метаданих, доданих до кожної метрики, за допомогою змінних інформаційної панелі Grafana. Цей прототип датчиків, хоча й функціональний, не був розгорнутий та використаний для створення набору даних з різних причин. По-перше, встановлення такої системи пов'язане з електричними ризиками та вимагає певних дозволів як від власника будинку, так і від постачальника електроенергії. Більше того, доступ до електричних проводів може бути складним (це неможливо), що іноді призводить до складного завдання додати розумну розетку до кожного приладу [13].

Таблиця 2.3 – Існуючий набір даних про споживання енергії навантаженням

Набір даних	Розташування	Тривалість	Кількість датчиків (на один будинок)	Виміряні характеристики	Роздільна здатність вимірювання
ACS-F1	Швейцарія	1-годинний сеанс (2 сеанси)	100 пристроїв загалом (10 типів)	I, V, P, Q, Частота,	10 секунд
BLUED	Піттсбург, Пенсільванія, США	8 днів	агрегований	I, V, перемикач події	12 кГц
Greend	Австрія, Італія	1 рік (3-6 місяців після завершення)	9	P	1 Гц
iAWE	Індія	73 дні	33 датчики (10 рівнів приладів)	V, I, F, P, S, E,	1 Гц
INERPCDS	Франція	4 роки	3	I, V, P, Q	1 хв
REDD	Бостон, Массачусетс	3-19 днів	9-24	Агрегат: V, P;	15 кГц (агрег.), 3 сек.

				сублічильник :	(суб)
Tracebase	Німеччина	Немає даних	158 пристроїв загалом (43 типи)	P	1-10 сек
UK-DALE	Велика Британія	499 днів	5 (будинок 3) - 53 (будинок 1)	Агрегований P, Sub P, стан перемикача	16 кГц (агрег.), 6 сек (суб.)
ACS-F2	Швейцарія	1-годинний сеанс (2 сеанси)	225 пристроїв загалом (15 типів)	I, V, P, Q, F, _	10 секунд

## 2.2 Вплив електричних сигнатур на ідентифікацію приладів

Створення надійної бази даних за допомогою інтрузивного підходу для розпізнавання пристроїв є складним завданням, оскільки необхідно збирати показники для різних типів пристроїв різних моделей протягом кількох днів, тижнів або навіть місяців. Оскільки мною не створювалась власна база даних, було використано вільнодоступну базу даних. У табл. 2.3 представлено огляд існуючих доступних наборів даних про споживання енергії навантаженням. Як видно, ці бази даних походять з різних місць та мають різні характеристики та тривалість (від однієї години до років). Крім того, для зчитування інформації також може використовуватися змінна частота дискретизації. Залежно від типу підходу (висока чи низька частота), частота дискретизації варіюється від 120–1 Гц до 16 кГц. Нарешті, ми бачимо, що кількість датчиків (або пристроїв), а також тип приладів також є змінним параметром для цих наборів даних. У цій роботі як база даних сигнатур споживання електроенергії, отриманих від побутових приладів, було обрано ACS-F1 (Appliance Consumption Signature Fribourg1) [14]. Вона пропонує кілька функцій для значної кількості пристроїв і містить загалом 100 приладів різних марок та/або моделей, як показано в табл.2.4.

Таблиця 2.4 – прилад, присутній у наборі даних

Категорії побутової техніки (клас)	Екземпляри	Сесія
Кавові машини	10	2
Комп'ютерні станції (з моніторами)	10	2
Холодильники та морозильні камери	10	2
Ні-Фі системи (з CD-програвачами)	10	2
Лампи (компактні люмінесцентні)	10	2
Ноутбуки (через зарядні пристрої)	10	2
Мікрохвильові печі	10	2
Мобільні телефони (через зарядні пристрої)	10	2
Принтери	10	2
Телевізори (РК- або світлодіодні)	10	2
Всього	100	200

**Попередня обробка даних за допомогою ковзного середнього.** Електричні датчики забезпечують послідовність спостережень  $O = \{ O_1 \dots \dots O_N \}$ , де  $O_N$  – вектор компонент, що відповідає вимірюванням, виконаним з періодом 10 секунд. Послідовність спостережень складається з 6 вимірювань: активна потужність ( $P$  у Вт), реактивна потужність ( $Q$ ), струм ( $I_{rms}$  в Амперах) та напруга ( $V_{rms}$  у вольтах), середньоквадратичне значення, електрична частота (Гц) та фаза ( $\phi$ ). Деякі значення, включені до ACS-F1, залежать від інших значень відповідно до рівняння 2.1 та 2.2. Наша головна мета – визначити ознаки (виміри) для вибору для розпізнавання приладу.

$$P = V_{rms} \times I_{rms} \times \cos\phi \quad (2.1)$$

$$Q = V_{rms} \times I_{rms} \times \sin\phi \quad (2.2)$$

Вибір правильних ознак незалежно від алгоритму відіграє важливу роль у продуктивності будь-якого класифікатора. Алгоритм не може сам знаходити або створювати хороші ознаки. У зв'язку з цим, для порівняння їхньої продуктивності було використано чотири різні типи наборів ознак. Для першого набору ознак 1 ( $F_1$ ) розглядаються лише вимірювання активної потужності ( $P$ ) та реактивної потужності ( $Q$ ). У  $F_2$  вимірювання включають середньоквадратичне значення струму ( $I_{rms}$ ), середньоквадратичне значення напруги ( $V_{rms}$ ) та фазу ( $\phi$ ). Набір ознак  $F_3$  об'єднує 4 вимірювання: активну потужність ( $P$ ), реактивну потужність ( $Q$ ), середньоквадратичне значення струму ( $I_{rms}$ ) та фазу ( $\phi$ ). Нарешті, у  $F_4$  всі 6 вимірювань використовуються алгоритмами класифікації. Варто зазначити, що

складність алгоритму зростає з кількістю ознак. Крім того, вибір невідповідних ознак може призвести до складних меж прийняття рішень для класифікаторів, що впливає на продуктивність алгоритму, як показано на рис.2.5. У цій роботі було використано набір ознак F4 для порівняння наших результатів з підготовкою даних динамічних коефіцієнтів. До цих показників застосовується ковзне середнє як метод підготовки даних для створення згладженої версії вихідного набору даних. Згладжування корисне, оскільки воно зменшує випадкові коливання в спостереженнях і краще виявляє структуру основних причинно-наслідкових процесів. Функція ковзного середнього застосовується до кожної ознаки та класу, а потім повертається матриця. Варто зазначити, що розмір вікна спостереження також впливає на точність розпізнавання. Наші експерименти показують, що ковзне вікно з 33 вибітками (що відповідає 5 хвилинам і 30 секундам, тобто  $33 \times 10$  секунд) з вікном, що перекривається, на 32 вибітках дозволяє отримати найкращу точність. Як зазвичай для алгоритмів машинного навчання, загальні зібрані дані з матриці ковзних середніх, що об'єднуються, кожного класу розділяються на два непересічні набори, один для навчання, а інший для фази тестування. Згідно з [14], ці набори вибираються випадковим чином у співвідношенні 53% та 47% відповідно. Більший набір даних використовується для навчання моделей класифікатора, а решта – для тестування моделей.

**Масштабування ознак.** Різні ознаки даних про споживання навантаження, а також ознаки з навчальних та тестових наборів мають різні масштаби. Наприклад, реальні значення потужності в наборі даних коливаються від 0 до 1500 Вт, тоді як для вимірювань струму діапазон набагато менший (приблизно від 0 до 7 ампер).

Однак, якщо одна ознака має значно ширший діапазон, ніж інші ознаки, функція оптимізації (наприклад, градієнтний спуск), що використовується для класифікації, буде регулюватися цією ознакою та не дозволить класифікатору правильно навчатися на основі інших ознак. Крім того, фаза навчання займе набагато більше часу для збіжності відповідно до мети оптимізації. Тому масштабування ознак необхідне для встановлення всіх ознак в одному масштабі,

що однаково сприяє алгоритму класифікації. У мому підході було реалізовано метод стандартизації для масштабування ознак, так що кожна ознака має нульове середнє значення та одиничну дисперсію. Загальний вираз для масштабування ознак визначається наступним чином:

$$X' = \frac{\mu + M}{\sigma} \quad (2.3)$$

де  $X'$  – новий вектор ознак після масштабування,  $M$  – вектор ковзного середнього кожної електричної сигнатури,  $\mu$  та  $\sigma$  – відповідно середнє значення та дисперсія вектора ознак.

**Методи класифікації.** Різні типи алгоритмів класифікації були реалізовані з використанням даних про споживання електроенергії. У цьому дослідженні класифікація виконується за допомогою методу машинного навчання з учителем.

Тому для навчання та розпізнавання закономірностей необхідні позначені дані. У нашому випадку позначені дані про споживання електроенергії з базовою істинністю виступають у якості навчальних даних. У цій роботі було оцінено три алгоритми класифікації, що використовуються для розпізнавання закономірностей та показані в табл.2.5.

Таблиця 2.5 – Алгоритми класифікації

Класифікатори	Гіперпараметри	Абревіатура
К-найближчі сусіди	K=1, евклідова відстань, ваги=рівномірні	K-NN
Випадковий ліс	n оцінок = 100, критерій = «ентропія»	RF
Багатошаровий перцептрон	4 приховані шари (300 нейронів на шар) епоха=500, швидкість навчання (альфа)=0,0001	MLP

Для всіх алгоритмів класифікації було використано модуль класифікації з Python scikit-Learn.

K-NN. Алгоритм k-найближчих сусідів (K-NN) – це звичайний непараметричний класифікатор на основі сусідів, який зазвичай використовується в методах інтелектуального аналізу даних. Класифікація на основі сусідів – це тип

навчання на основі екземплярів або неугальнюючого навчання: він не намагається побудувати загальну внутрішню модель, а просто зберігає екземпляри навчальних даних. Класифікація на основі K-NN обчислюється простою більшістю голосів найближчих сусідів для кожного об'єкта: об'єкт, що має найбільшу кількість представників серед найближчих сусідів об'єкта, призначається класу даних. Scikit-Learn має два різних класифікатори найближчих сусідів: KN-класифікатор сусідів та класифікатор сусідів радіуса. KNeighborsClassifier реалізує навчання на основі k найближчих сусідів кожної точки запиту, де k – ціле значення, задане користувачем. З іншого боку, класифікатор сусідів радіуса реалізує навчання на основі кількості сусідів у межах фіксованого радіуса r кожної точки навчання, де r – значення з плаваючою комою, задане користувачем.

KN-класифікатор сусідів – це алгоритм класифікації, який використовується в наших експериментах з розпізнавання. Оптимальний вибір значення K сильно залежить від даних. Загалом, більше k робить межі класифікації менш чіткими [15].

У цій роботі, як показано на рис.2.4, використано  $k = 1$ , оскільки це забезпечує найкращу точність.

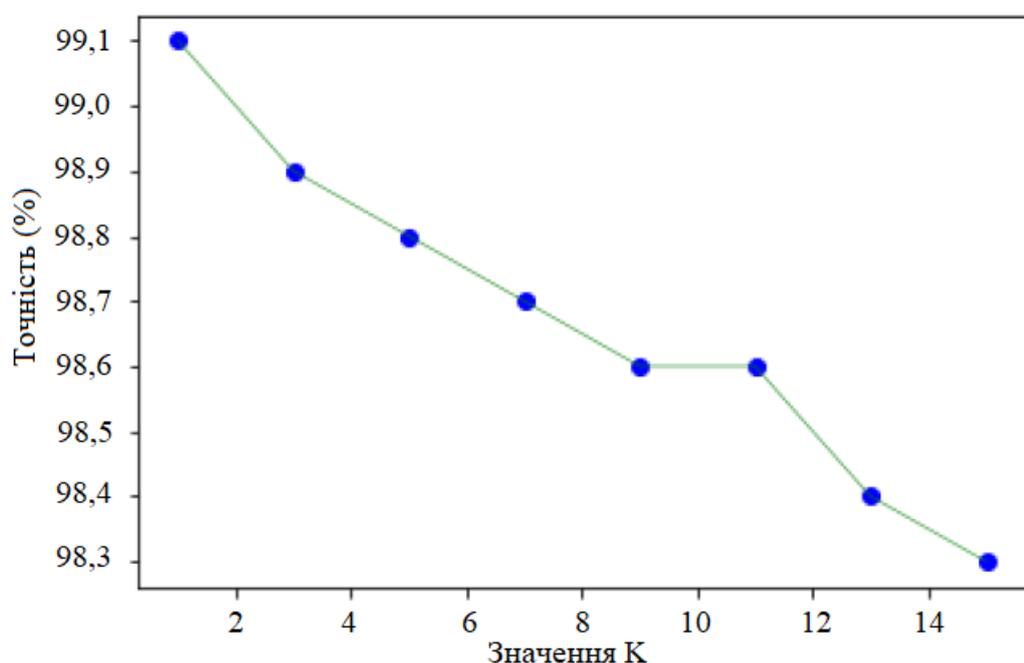


Рисунок 2.4 – Точність проти параметра K для K-NN на наборі ознак F4

Випадковий ліс. Випадкові ліси (RF) – це ансамблеві класифікатори, що використовуються для класифікації та регресійного аналізу даних ідентифікації приладу. RF працює, створюючи різні дерева рішень на етапі навчання та видає мітки класів, які мають більшість голосів. RF демонструє високу точність класифікації та може обробляти викиди та шум у даних.

Багатошаровий перцептрон.

Також було реалізовано багатошаровий перцептронний класифікатор (MLP). Багатошаровий перцептрон складається з системи простих взаємопов'язаних нейронів. Ця система є моделлю, що представляє нелінійне відображення між вхідним та вихідним вектором. Вузли з'єднані вагами та вихідними сигналами. Вихідні сигнали є функцією суми зважених вхідних даних до вузла, модифікованих простою нелінійною передавальною або активаційною функцією. Багатошаровий перцептрон може мати один або кілька прихованих шарів і, нарешті, вихідний шар.

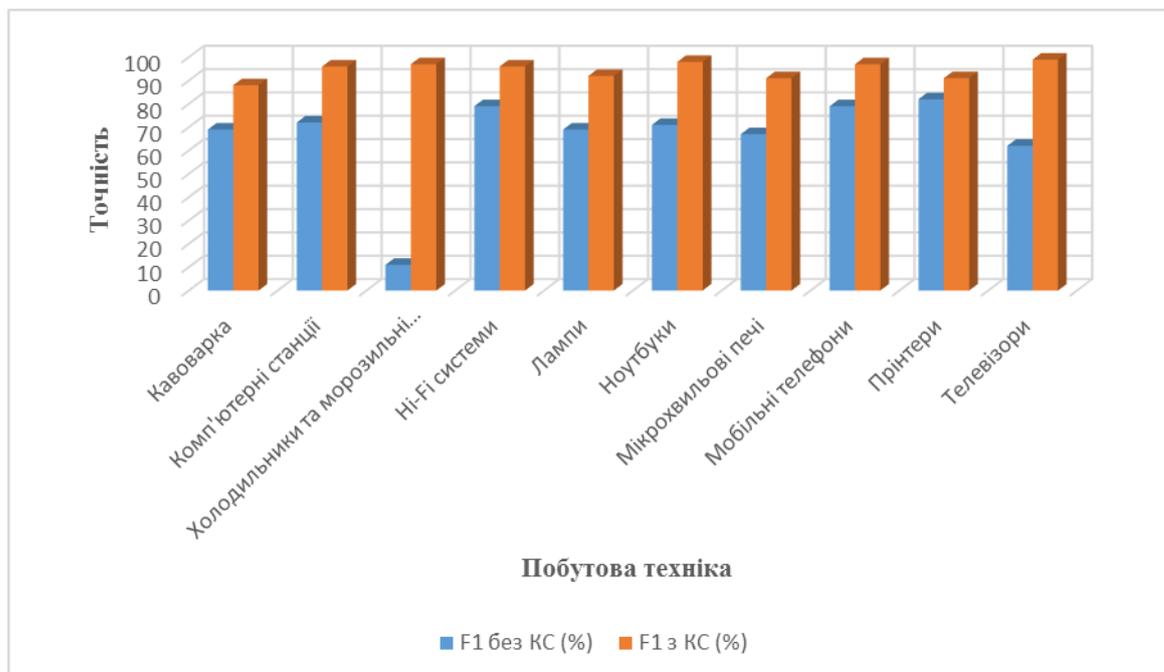


Рисунок 2.5 – Точність для кожного класу для K-NN на наборі ознак F1

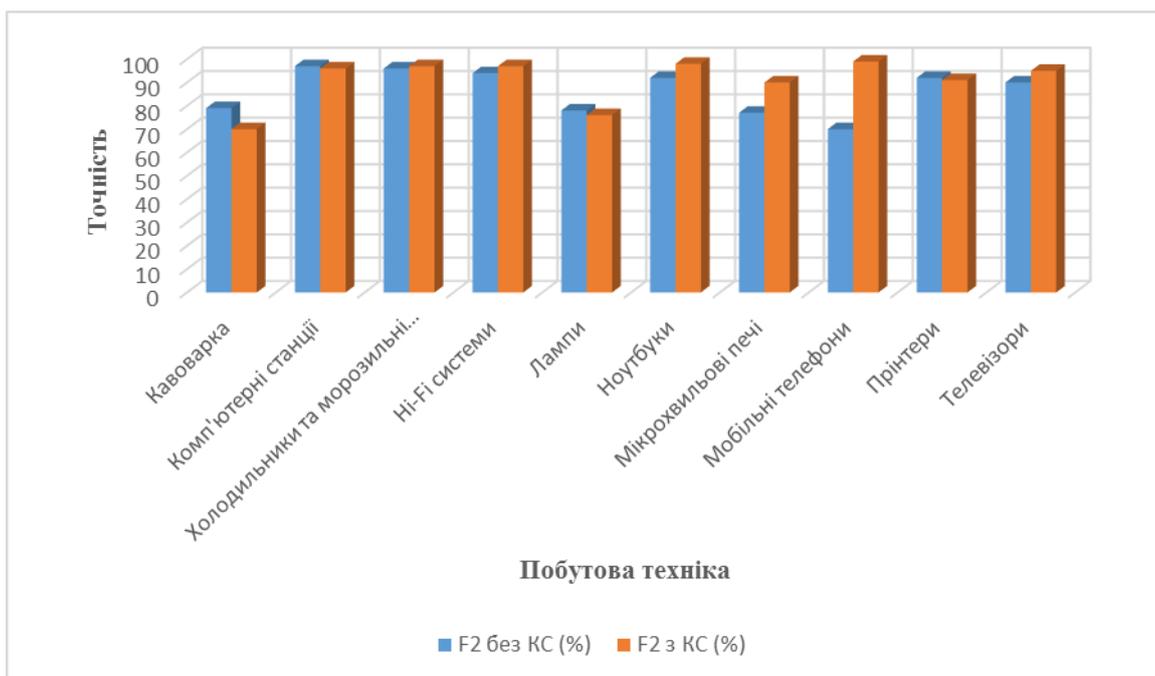


Рисунок 2.6 – Точність для кожного класу для K-NN на наборі ознак F2

**Експерименти з розпізнавання побутової техніки.** Метою цього дослідження є оцінка ефективності методів машинного навчання для розпізнавання побутової техніки та впливу електричних сигнатур на ідентифікацію побутових приладів. Оскільки складність алгоритму зростає зі збільшенням кількості ознак, вибір невідповідних ознак може призвести до складних обмежень прийняття рішень для класифікаторів, що впливає на продуктивність. Спочатку було проведено порівняння на основі продуктивності класифікаторів.

Результати точності, отримані для трьох класифікаторів на наборі ознак F4, наведено в табл.2.6.

Таблиця 2.6 – Отримана точність для різних алгоритмів класифікації з набором ознак F4

Методика підготовки даних	Класифікатор	Точність
Без ковзної середньої	K-NN	89.1%
	Random Forest	86%
	Multilayer perceptron	74%
З ковзною середньою	K-NN	99.1%
	Random Forest	99%

	Multilayer perceptron	98.8%
--	-----------------------	-------

Як видно, K-NN забезпечує найкращу продуктивність з точністю 89,1%. RF та MLP забезпечують точність 86% та 74% відповідно. Ми також можемо спостерігати в табл.2.6, що метод ковзного середнього забезпечує явне покращення для всіх класифікаторів. RF забезпечує точність від 86% до 99%, тоді як MLP має точність від 74% до 98% без та з методом ковзного середнього відповідно. Метод підготовки даних динамічних коефіцієнтів [14], також був оцінений для класифікатора K-NN.

У табл.2.7 представлені результати точності, отримані за допомогою різних методів підготовки даних, коли класифікатор K-NN виконується з використанням 10 класів (і 10 пристроїв за класом) та набору ознак F4.

Таблиця 2.7– Різні методи підготовки даних, що використовуються для ідентифікації приладів за допомогою набору даних ACS-F1 та класифікатора K-NN

Набір функцій	Методика підготовки даних	Точність
F4	Без ковзної середньої	89.1%
	Динамічний коефіцієнт	90%
	Ковзне середнє	99.1%

Функція ковзного середнього забезпечує кращу продуктивність, ніж метод на основі динамічних коефіцієнтів. Варто зазначити, що цей метод надає дві додаткові характеристики: коефіцієнти дельта та дельта-дельта. Як наслідок, для кожної електричної сигнатури вихідний набір даних змінюється на простір ознак, що дорівнює 18, тоді як функція ковзного середнього зберігає ту саму розмірність ( $D = 6$ ) і трохи зменшує кількість зразків.

Потім для вивчення впливу електричних сигнатур на розпізнавання побутових приладів було обрано класифікатор KNN. У нашому дослідженні для цієї мети використовувалися набір ознак F1, F2, F3 та F4. На рис. 2.5, 2.6, 2.7 та 2.8 наведено результати точності, отримані за допомогою K-NN, з методом

підготовки даних ковзного середнього(КС) або без нього, для різних наборів ознак.

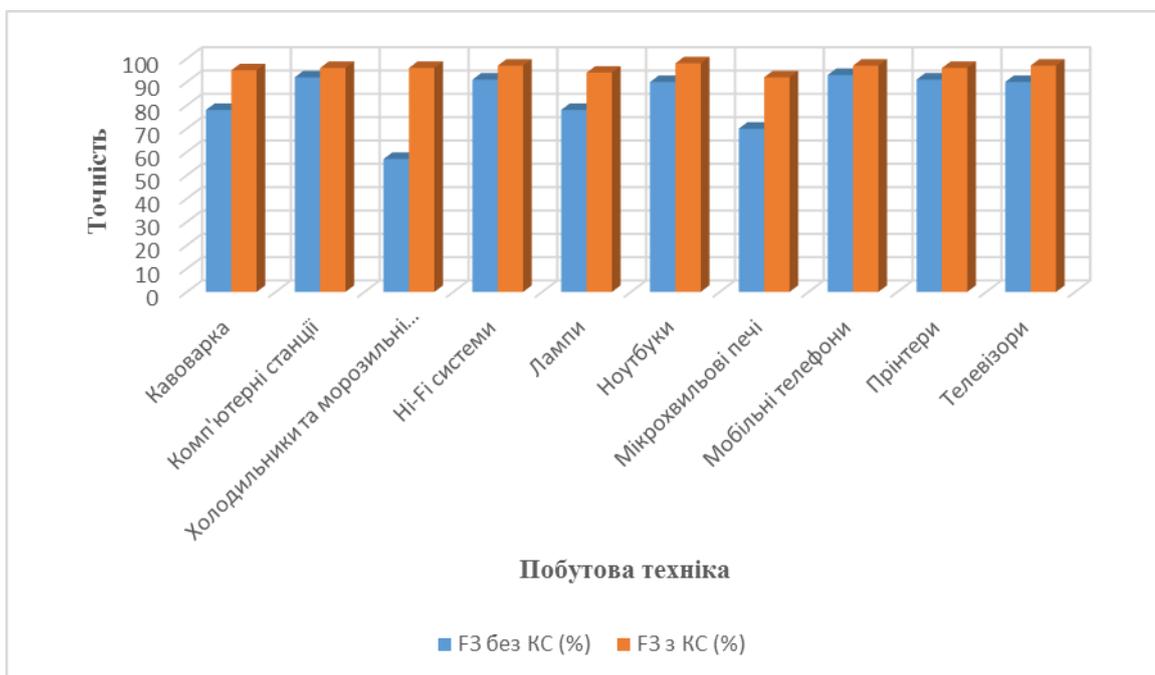


Рисунок 2.7 – Точність для кожного класу для K-NN на наборі ознак F3

Як видно, кількість та тип електричних сигнатур впливають на точність ідентифікації побутових приладів.

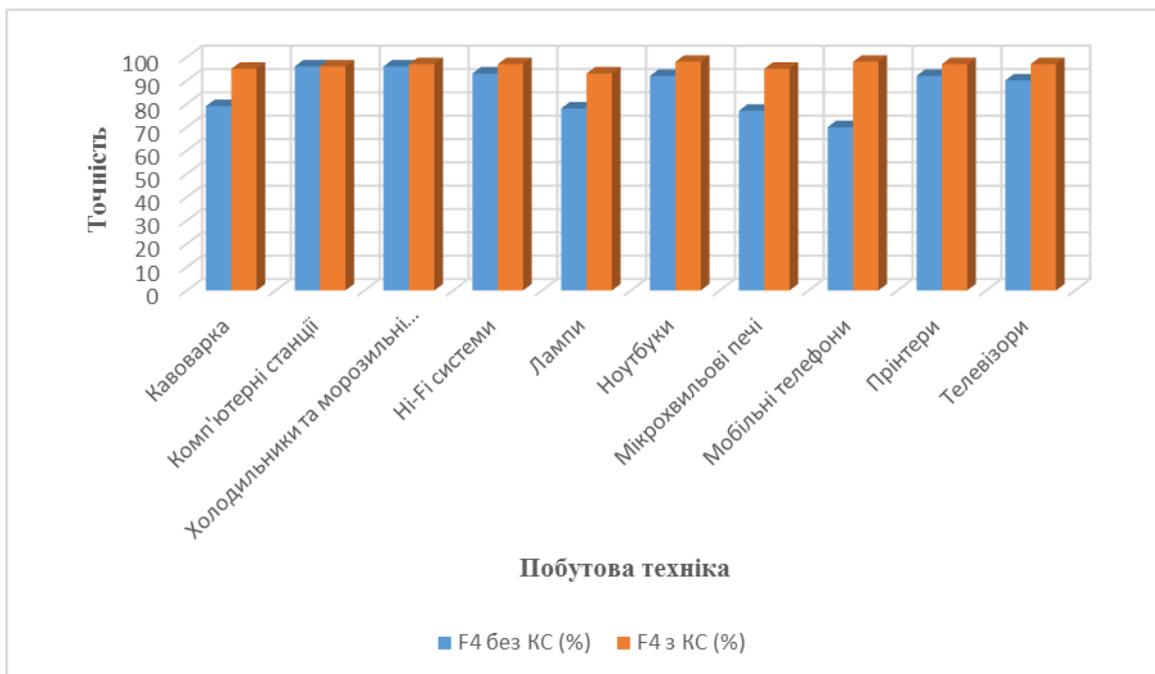


Рисунок 2.8 – Точність для кожного класу для К-NN на наборі ознак F4

Розглядаючи середню точність, отриману для різних наборів ознак, ми також бачимо на рис. 2.9, що використання методу ковзного середнього покращує точність з 68% до 96,7% для F1, з 88,8% до 92,9% для F2, з 86% до 99% для F3 та з 89,1% до 99,1% для F4.

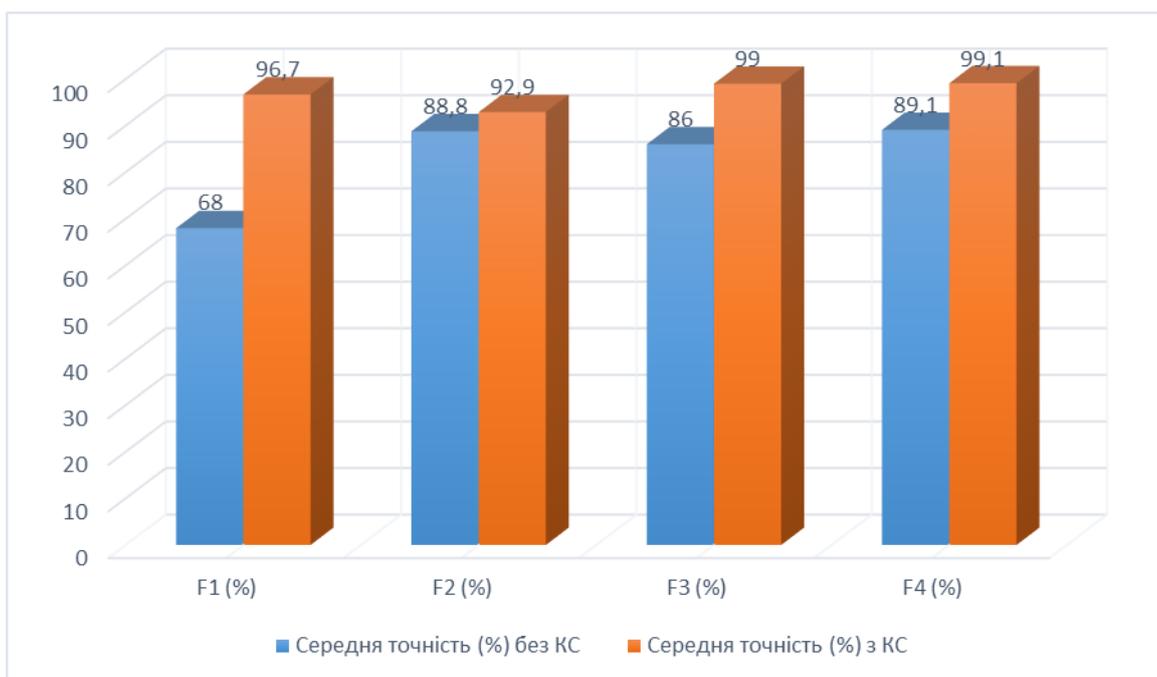


Рисунок 2.9 – Середня точність для різних наборів ознак

Усі набори ознак, що містять характеристики потужності, демонструють значне покращення при застосуванні ковзного середнього. Причина цього полягає в тому, що функція ковзного середнього видаляє з набору даних значення, близькі до нуля, у потужних об'єктах (P та Q). Після застосування ковзного середнього характеристики активної та реактивної потужності, що беруть участь у F1, F3 та F4, не перетинаються та є різними. Згідно з [Грегори Шахнарович та Індик, 2006], K-NN працює дуже добре, коли різні класи не перетинаються в просторі ознак. Природа перекриття ознак у F2, ймовірно, пояснює зниження продуктивності K-NN. На завершення можна також сказати, що застосування функції ковзного середнього до вхідних даних забезпечує оптимізовану точність для всього набору ознак. На рис.2.9 показано, що F1 забезпечує дуже хорошу точність, тоді як він вимагає менше електричних сигнатур (оскільки використовуються лише P та Q). Це цікаво, оскільки використання меншої кількості електричних сигнатур дозволяє зменшити час обчислення та енергію, що споживається під час фаз навчання та логічного висновку.

## **2.3 Прогноз короткострокового та середнього навантаження в розумному будинку**

Для підвищення енергоефективності домогосподарств важливо мати систему, здатну точно прогнозувати їхнє майбутнє споживання енергії. Прогнози справді корисні для визначення адекватного розміру сонячних панелей та акумуляторів для покращення власного споживання, тим самим зменшуючи перетік потужності в мережі. Прогнози також можуть бути використані в політиках управління енергоспоживанням, як буде показано в розділі 3. Однак прогнози енергетичного навантаження все більше базуються на алгоритмах, які вимагають даних про споживання енергії у великих масштабах.

### **2.3.1 Методологія прогнозування енергетичного навантаження**

У цьому розділі розглянуті короткострокові та середньострокові прогнози. Для цього LSTM та ARIMA були налаштовані таким чином, щоб їхні вихідні дані могли передбачати одне (що відповідає щоденному споживанню енергії) або кілька значень одночасно (наприклад, 7 значень (днів) для представлення щоденного споживання енергії протягом одного тижня). Головною метою є порівняння продуктивності лінійних та нелінійних моделей (ARIMA та LSTM відповідно) для прогнозування енергетичного навантаження. Запропонований потік даних для прогнозування навантаження показано на рис.2.10. Цей рисунок є спрощеною схематичною ілюстрацією процесу машинного навчання. Цей процес складається з 3 основних фаз: Підготовка даних полягає в попередній обробці даних, які будуть використовуватися моделями навчальних машин. Він збирає різні блоки, такі як попередня обробка даних, вилучення ознак та розділення набору даних. Фаза навчання генерує модель прогнозування на основі навчальних даних. Фаза тестування полягає в оцінці згенерованої моделі на тестових даних з використанням різних метрик.

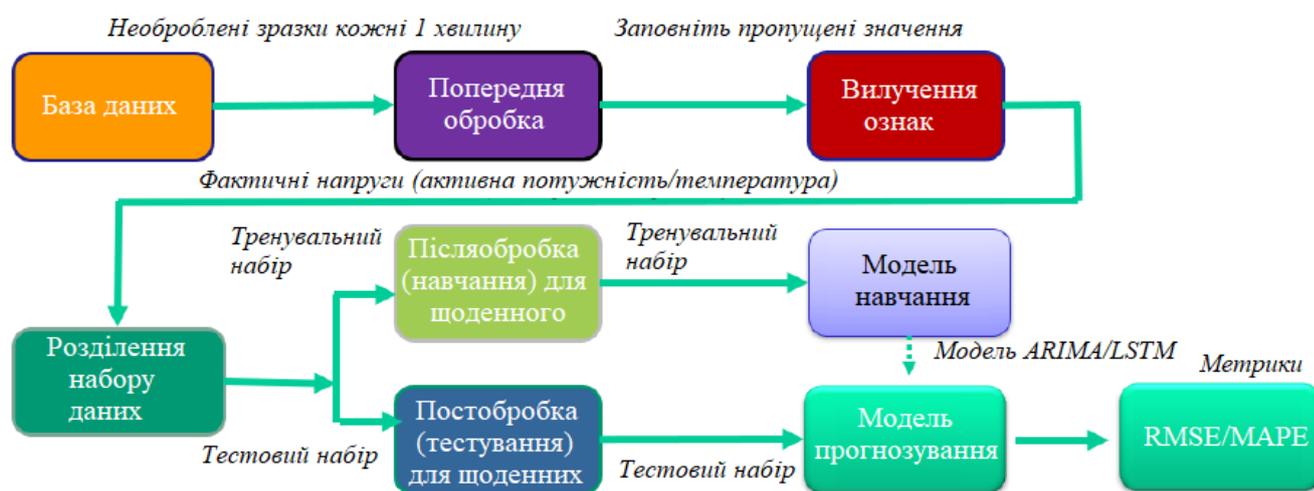


Рисунок 2.10 – Процес машинного навчання

### Набір даних та попередня обробка даних.

Для збору інформації в домогосподарстві потрібна архітектура, заснована на розумних датчиках (або розумних розетках). Через бездротовий зв'язок інформація

про вимірювання надсилається до шлюзу, а потім може бути візуалізована на інформаційній панелі. Як показано на рис.2.3, запропонована архітектура для збору даних у домогосподарстві за допомогою різних розумних розеток, таких як Fibaro Plug, Coco plug, Energy meter gen5 та Multisensor6. Ця архітектура побудована навколо комп'ютера Raspberry Pi3 та системи домашньої автоматизації під назвою Domoticz. Цей веб-інтерфейс цікавий тим, що різні сенсорні пристрої можна дуже легко контролювати та налаштовувати. Для візуалізації вимірюваних даних на інформаційній панелі ми використовували систему аналітики та моніторингу з відкритим кодом під назвою Grafana. Цей прототип датчика мав бути розгорнутий у будинку, розташованому на Полтавщині, для отримання вимірювань потужності різних приладів, а також загального споживання. На жаль, час, необхідний для отримання вимірювань, був занадто обмежений для створення відповідного набору даних та застосування наших моделей прогнозування. Тому вирішено використовувати ІНЕРСД, вільно доступний набір даних про споживання електроенергії. Цей набір даних є результатом збору даних, проведених у домогосподарстві з грудня 2021 року по листопад 2025 року (47 місяців) з частотою дискретизації одна хвилина. Таким чином, набір даних містить 2 075 259 вимірювань споживання електроенергії домогосподарством.

Як показано на рис.2.11, цей набір даних містить наступні 7 атрибутів домогосподарства (кожен атрибут має позначку часу): загальна активна потужність (кВт); загальна реактивна потужність (кВт); загальний струм (А); сублічильники енергії 1 (Вт·год); сублічильники енергії 2 (Вт·год); сублічильники енергії 3 (Вт·год).

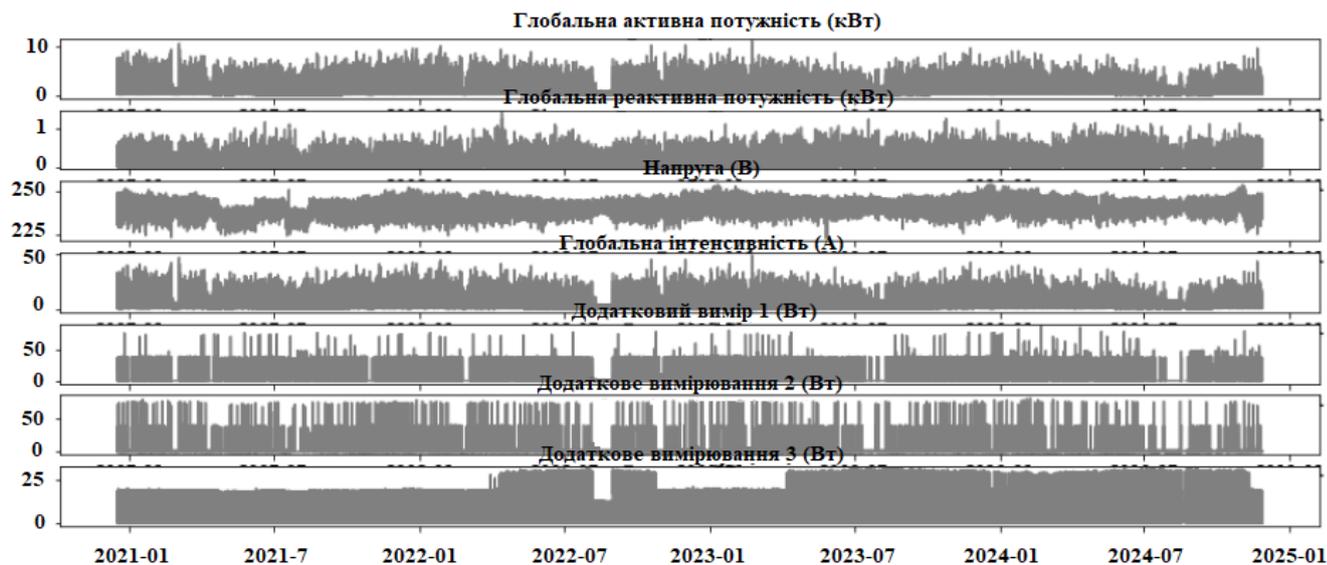
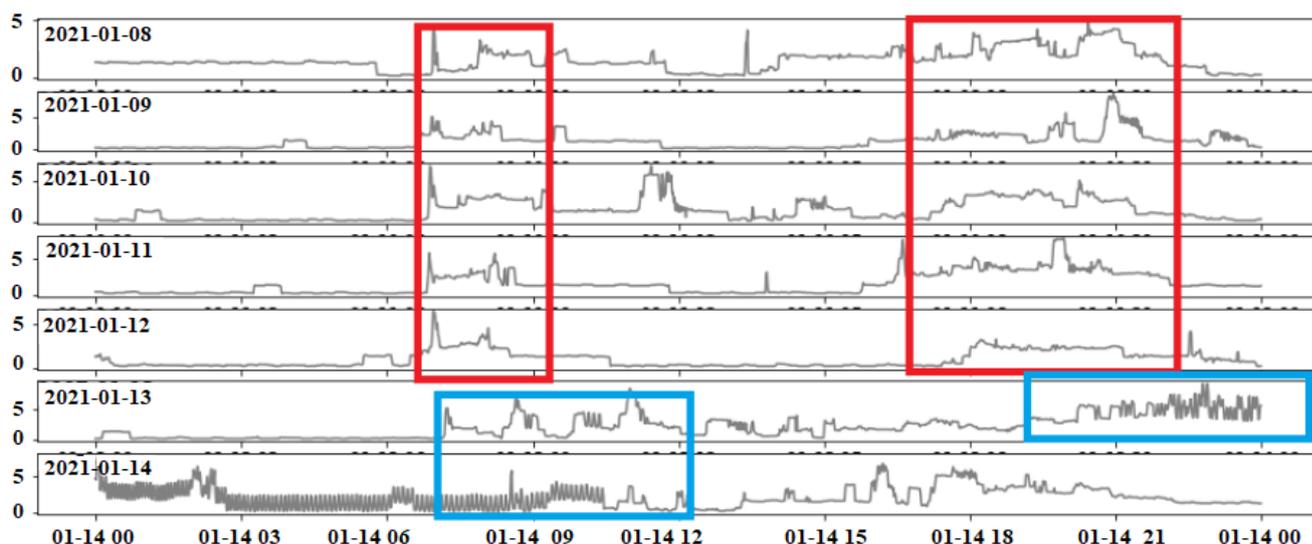


Рисунок 2.11 – Криві кожної характеристики в ІНЕРСД

Вимірювання потужності, напруги та струму усереднюються протягом однієї хвилини. Сублічильники енергії використовувалися в цьому будинку для виявлення груп приладів, які споживають більше енергії, ніж інші.



Рисунок 2.12 – Криві глобальної активної потужності за кожен рік в ІНЕРСД



Нисунок 2.13 – Криві глобальної активної потужності за тиждень січня ІНЕРСД

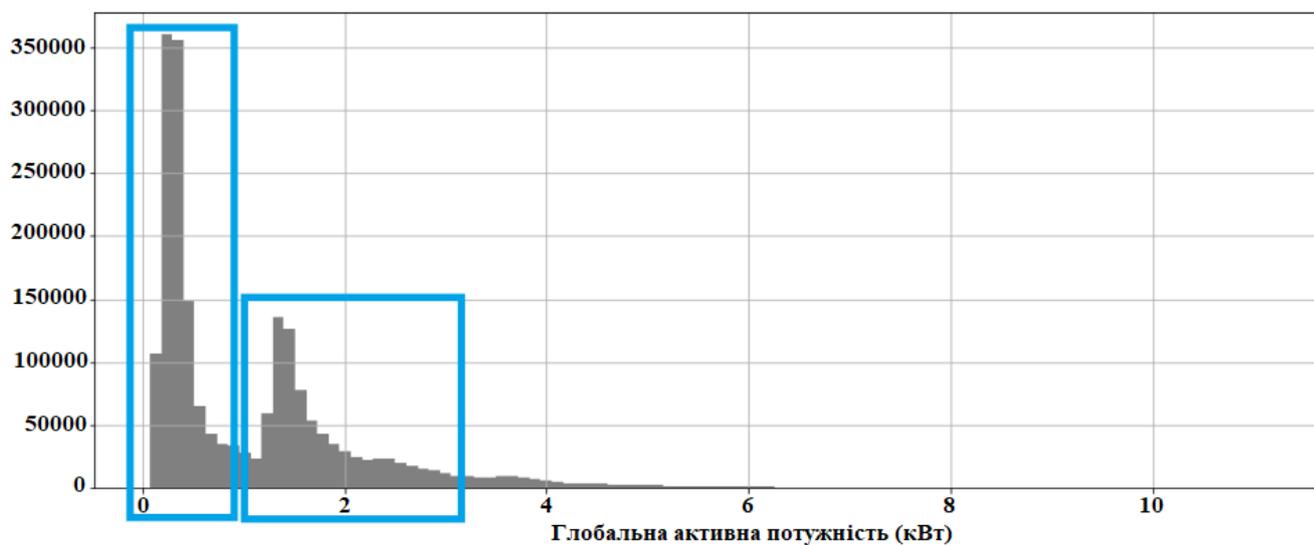


Рисунок 2.14 – Гістограми глобальної активної потужності ІНЕРСД

Як зазначено в [16], всі прилади в цьому домогосподарстві вважаються такими, що живляться від електричної мережі. У цьому наборі даних до приладів належать посудомийна машина, духовка, мікрохвильова піч (конфорки не електричні, а газові), пральна машина, сушильна машина, холодильник, лампа, водонагрівач та кондиціонер. Деякі дослідження прогнозування вже проводилися раніше з використанням цього набору даних. У [17] автори порівняли моделі

CNN, ANN, SVM та LSTM, використовуючи вибірки споживання енергії з частотою вибірки одна хвилина.

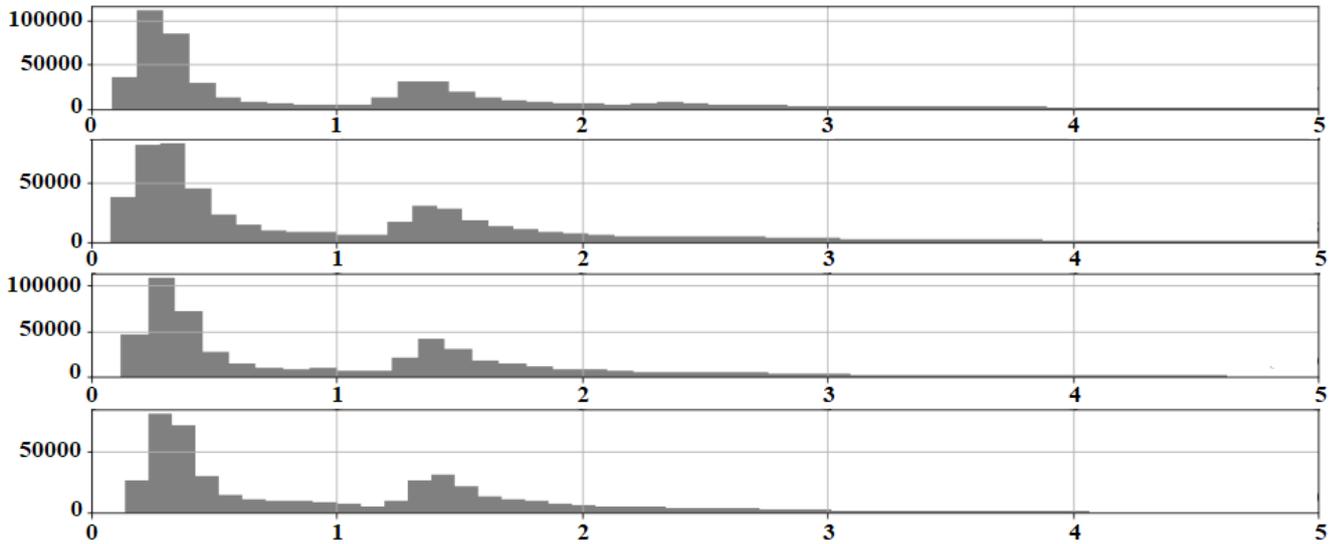


Рисунок 2.15 – Гістограми глобальної активної потужності ІНЕРСД за кожен рік

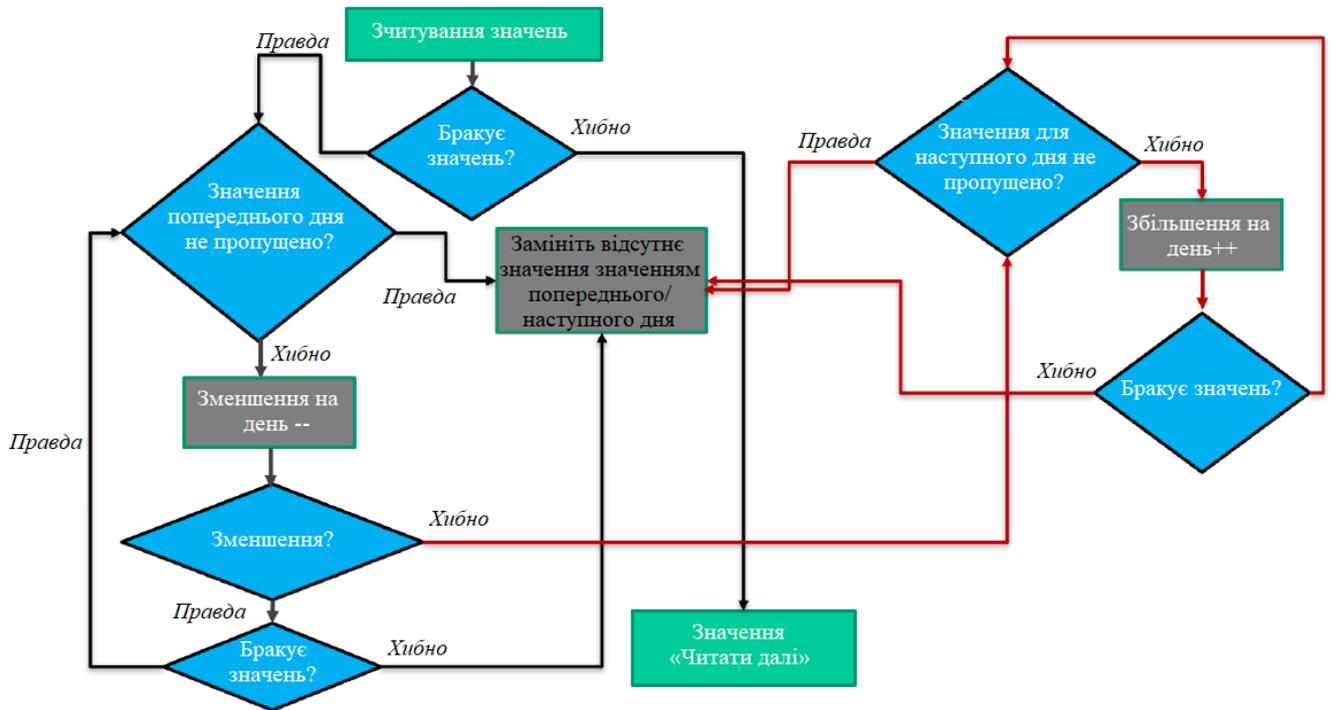


Рисунок 2.16 – Пропозиція алгоритму STDAN

Їхні експерименти показали, що LSTM забезпечує кращу точність, ніж інші. Варто зазначити, що спочатку ми розглядаємо лише активну потужність як набір

ознак. Як показано на рис.2.14, розподіл активної потужності виглядає бімодальним, тобто він має дві групи засобів спостереження. Ми можемо далі дослідити цю поведінку, розглянувши розподіл споживання активної енергії протягом чотирьох років даних, рис.2.15. Як ми бачимо на рис.2.15, розподіл споживання активної енергії протягом цих років виглядає дуже схожим. Розподіл дійсно бімодальний, з піком близько 0,5 кВт і, можливо, ще одним близько 1,5 кВт. У розподілі є довгий хвіст у бік вищих значень кіловат, що може відповідати сильній електричній активності мешканців (використання електроприладів, які споживають більше). Для цього ми можемо детальніше розглянути споживання енергії на добовому рівні протягом тижня за січень. Як видно на рис.2.13, високе споживання переважно спостерігається приблизно з 6-7 ранку та з 17-22 вечора (ймовірно, робочі дні), що може свідчити про присутність мешканців у будинку. Але ми також помічаємо деякі часові проміжки посеред дня, коли споживання падає. Ці проміжки повинні відповідати годинам доби, коли мешканці на роботі. На цьому рисунку ми також бачимо, що споживання електроенергії 13 та 14 січня відрізняється від інших днів і має відповідати вихідним. Така інформація може бути корисною для розробки прогностичної моделі.

На жаль, як видно на рис.2.12, цей набір даних містить близько 1,25% відсутніх значень (позначених червоними прямокутниками та символом «?» у вхідному CSV-файлі) і тому не може бути використаний як такий для прогностичної моделі. Відсутність цієї інформації (або проста заміна відсутніх значень нулями) дійсно може знизити прогностичну ефективність прогностичної моделі, як показано на рис.2.19. Щоб вирішити цю проблему, ми дослідили три методи заміни відсутніх значень, використовуючи 1). попередню вибірку, 2). середнє значення, розраховане за всіма вибірками, або 3). вибірку в той самий час минулого або наступного дня, як показано на рис.2.17. Як попередні, так і середні значення вже реалізовані в бібліотеці Python від Panda. Запропонований алгоритм STDAN (Same Time a Day Ago or Next - той самий час минулого або наступного дня), призначений для даних часових рядів, зображено на рис.2.16. Як показано, STDAN полягає у виявленні NaN (не числа) та його заміні значенням, отриманим

у той самий час минулого або наступного дня в той самий час. Коли повернене значення все ще NaN, цей механізм повторюється ітеративно, доки не буде знайдено кінцеве значення, як описано на рис.2.17. Щоб оцінити переваги цього алгоритму, ми випадковим чином згенерували від 5% до 90% відсутніх значень з вихідного набору даних. Оскільки нас цікавить прогнозування загального щоденного споживання енергії, ми агрегуємо похвилинний набір даних у щоденні спостереження, використовуючи 2.3.

$$P_{daily} = \sum_{i=1}^{N=24 \times 60} P_i \quad (2.3)$$

Де  $P_{daily}$  представляє загальну споживану потужність за день,  $P_i$  – миттєву потужність, що споживається щохвилини, а  $N$  – кількість вибірок на день. Таким чином, ми отримали новий набір даних із 1442 вибірками. Перш ніж застосовувати моделі прогнозування, давайте розглянемо закономірності електричної активності в щоденних профілях навантаження. На рис.2.18 разом зображено всі щоденні профілі навантаження, що відповідають 1442 дням. Як бачимо, можна візуалізувати дві поведінки – високе та низьке споживання потужності.

Ці поведінки відповідають темнішим областям (де зосереджено більше кривих). Поведінка високого споживання здебільшого спостерігається в ранкові години (5-7 ранку) та ввечері (17-21 вечора), тоді як години, коли мешканців немає вдома (8 ранку - 17 вечора) у робочі дні або перебувають у відпустках, показують зменшення споживання.

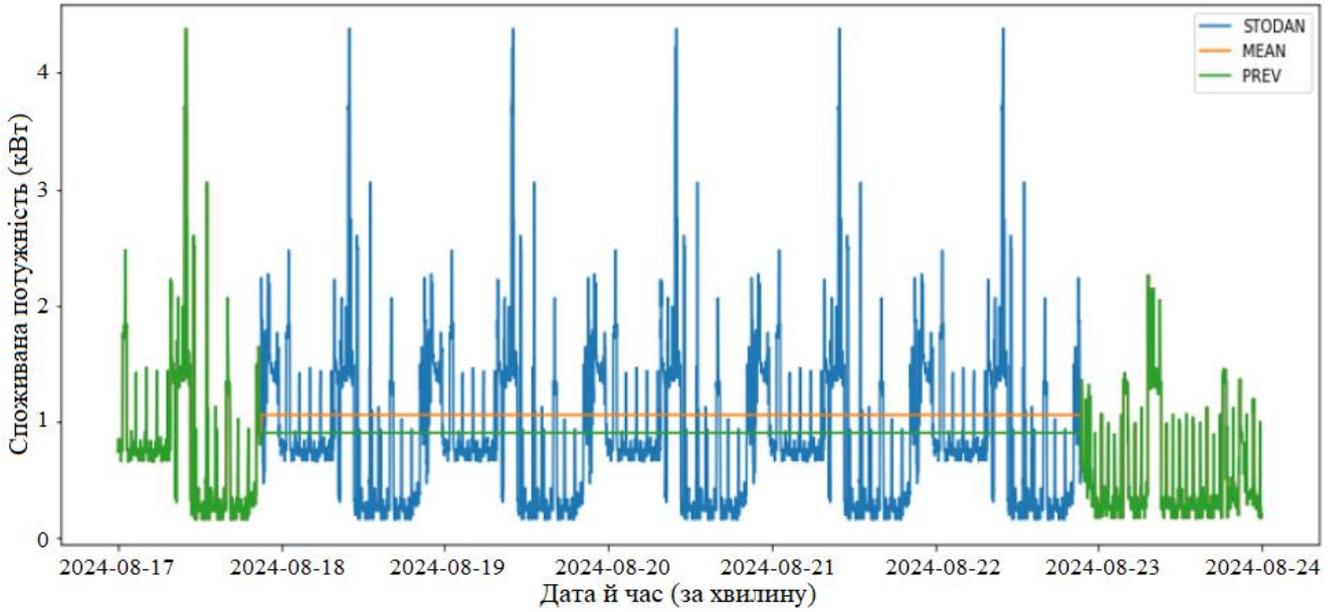


Рисунок 2.17 – Представлення даних після заповнення пропущених значень на основі різних методів попередньої обробки даних

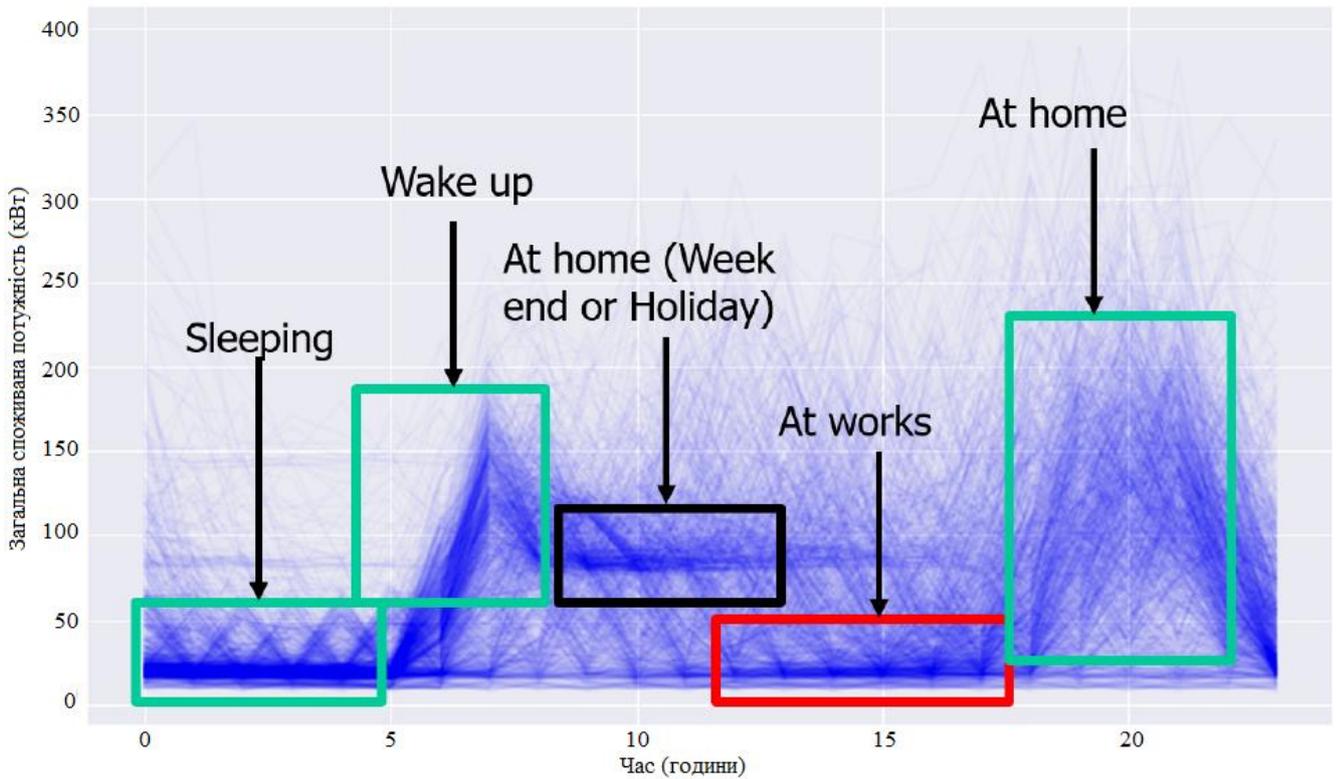


Рисунок 2.18 – Зображення всіх добових профілів навантаження в ІНЕРСД

### 2.3.2 Порівняння моделей прогнозування LSTM та ARIMA

Для аналізу продуктивності моделей ARIMA та LSTM були проведені експерименти з використанням набору даних IHERCD [G. Hebrail, 2012]. Дані, що спочатку вибірково збираються щохвилини, групуються для отримання загального щоденного споживання енергії, а потім розділяються на дві групи. Перша група вважається навчальним набором: вона містить дані з 16.12.2021 по 31.12.2024 та становить 78% набору даних. Друга група використовується для тестування та містить дані з 01.01.2010 по 26.11.2010, що становить 22% набору даних. Моделі ARIMA та LSTM реалізовані за допомогою екосистеми Python. Бібліотека Statsmodel використана для підгонки моделі ARIMA шляхом виклику функції ARIMA разом з параметрами  $p$ ,  $d$  та  $q$ . Потім викликані функції підгонки та прогнозування для навчання моделі та прогнозування відповідно. Для моделі LSTM використано середовище SciPy з бібліотекою глибокого навчання Keras з використанням бекенду TensorFlow.

Метою є виконання прогнозу споживаної енергії на один день вперед, використовуючи моделі ARIMA та LSTM. Метрики RMSE та MAPE використовуються для оцінки обох моделей за допомогою трьох методів попередньої обробки. Як показано на рис.2.19, LSTM забезпечує значне покращення точності (RMSE) порівняно з моделлю ARIMA незалежно від методу попередньої обробки. Коли STDAN використовується як метод попередньої обробки, RMSE зменшується з 7,844 до 3,991 кВт·год при використанні LSTM. Для моделей LSTM та ARIMA краща продуктивність досягається при попередній обробці даних за допомогою нашого підходу STDAN. Для подальшої оцінки STDAN було випадковим чином згенеровано від 5% до 90% відсутніх значень, а потім вставлено в тестовий набір. Як видно на рис.2.20, і як очікувалося, середньодобова похибка збільшується з кількістю відсутніх значень для обох методів попередньої обробки. Однак, STDAN забезпечує загалом кращу точність, ніж середній метод попередньої обробки.

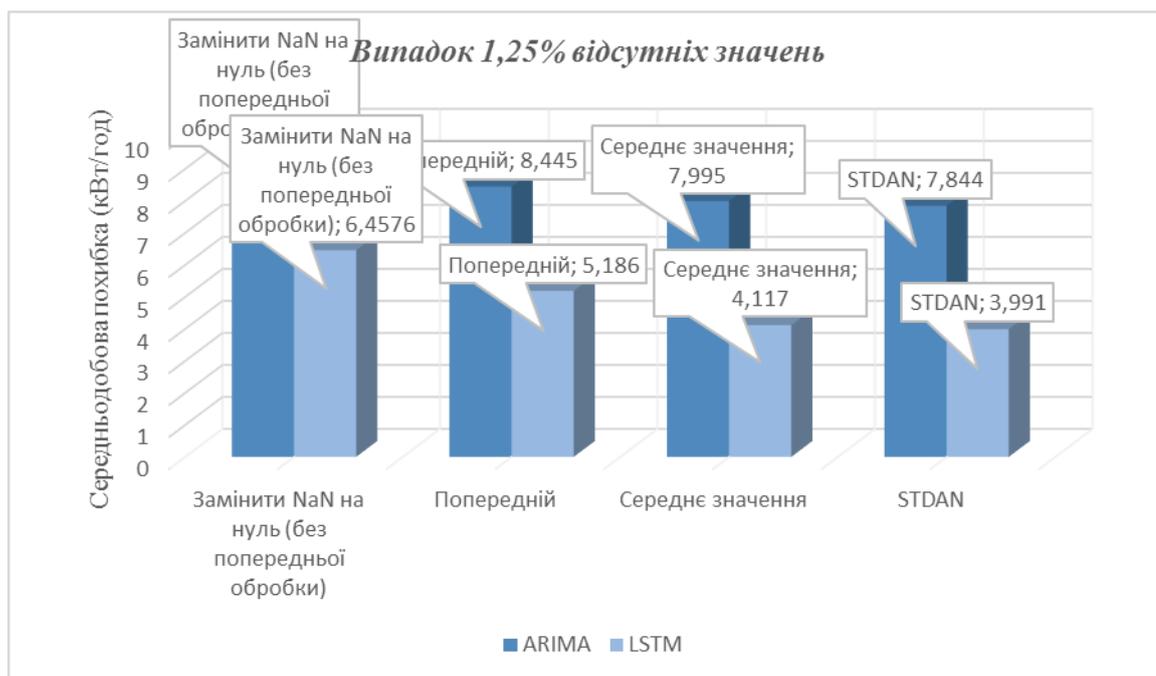


Рисунок 2.19 – Порівняння моделей прогнозування LSTM та ARIMA для різних методів попередньої обробки

Використовуючи метод попередньої обробки STDAN, виконано тестування короткострокового (7 днів) та середньострокового (від 14 до 31 дня) прогнозування навантаження за допомогою моделі LSTM. Отримані результати показано на рис.2.21. Як видно, LSTM працює краще з короткостроковим прогнозуванням навантаження, ніж із середньостроковим, при використанні STDAN. Це можна пояснити прогнозами з k-кроковим випередженням вибірок, які накопичують члени помилки, що призводить до нижчої точності середньострокового прогнозування. Загалом, можна зробити висновок, що LSTM працює краще, ніж ARIMA, для прогнозування енергетичного навантаження. Результати також показують, що метод попередньої обробки STDAN дозволяє зменшити похибку прогнозування порівняно з існуючими методами (попередніми та середніми).

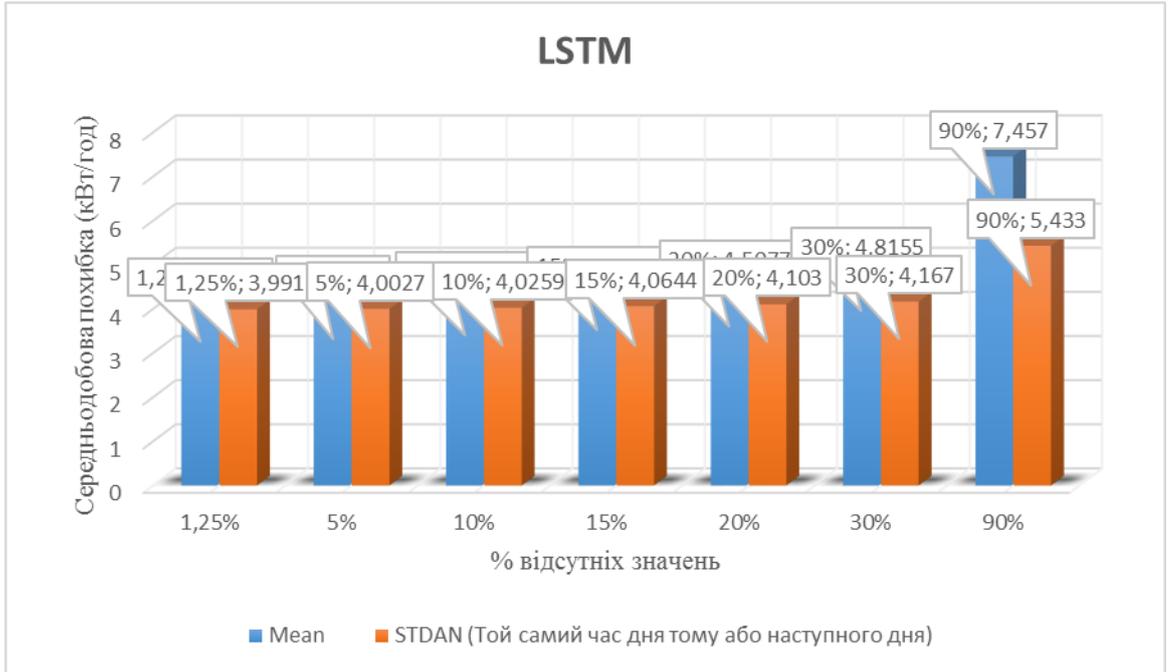


Рисунок 2.20 – Оцінка точності методів STDAN та Mean для різного відсотка пропущених значень

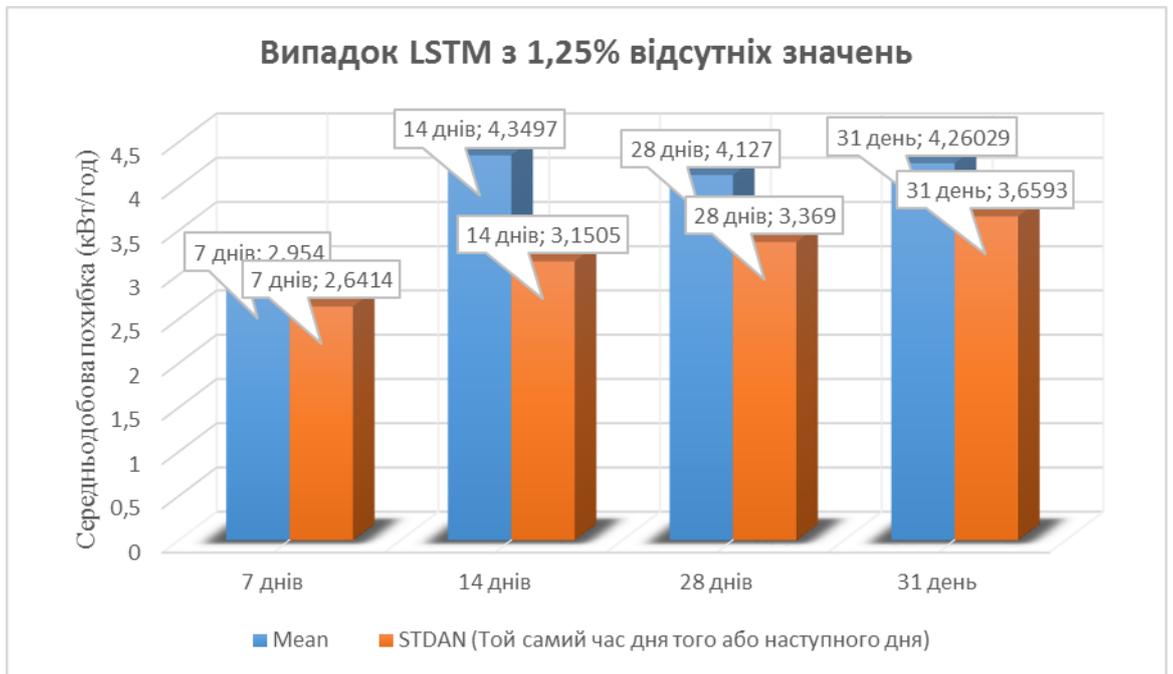


Рисунок 2.21 – LSTM для короткострокового та середньострокового прогнозування навантаження

### 2.3.3 Перевірка моделі прогнозування LSTM на новому наборі даних

Для перевірки запропонованої моделі прогнозування LSTM, навченої на наборі даних ІНЕРСД, де зразки були зібрані в районі поблизу Полтави, проведено експерименти, використовуючи інший набір даних. Цей новий набір даних містить лише вимірювання активної потужності з частотою дискретизації 5 секунд. Для отримання щоденних спостережень зразки агрегуються за допомогою рівняння (3.1) з  $N=17280$  (тобто  $12*60*24$ ). Оскільки цей новий набір даних також містив відсутні значення, всі вони були замінені за допомогою нашого підходу STDAN. Як видно на рис.2.23, обидва набори даних демонструють різну поведінку споживання енергії.

На рис.2.22 представлені результати, отримані за допомогою моделі прогнозування LSTM для обох наборів даних протягом 322 днів. Як видно, похибка прогнозування дещо збільшується з новим набором даних. Однак це збільшення залишається прийнятним, і тому наша модель прогнозування LSTM підтверджує достовірність.

Алгоритм	Набір даних	Період прогнозування	RMSE (кВт/год)	MAPE (%)
Одновимірний LSTM	ІНЕРСД	Тестовий набір =	3.99	13.29
	Новий набір даних	322 дні	5.99	20.94

Рисунок 2.22 – Перевірка нового набору даних

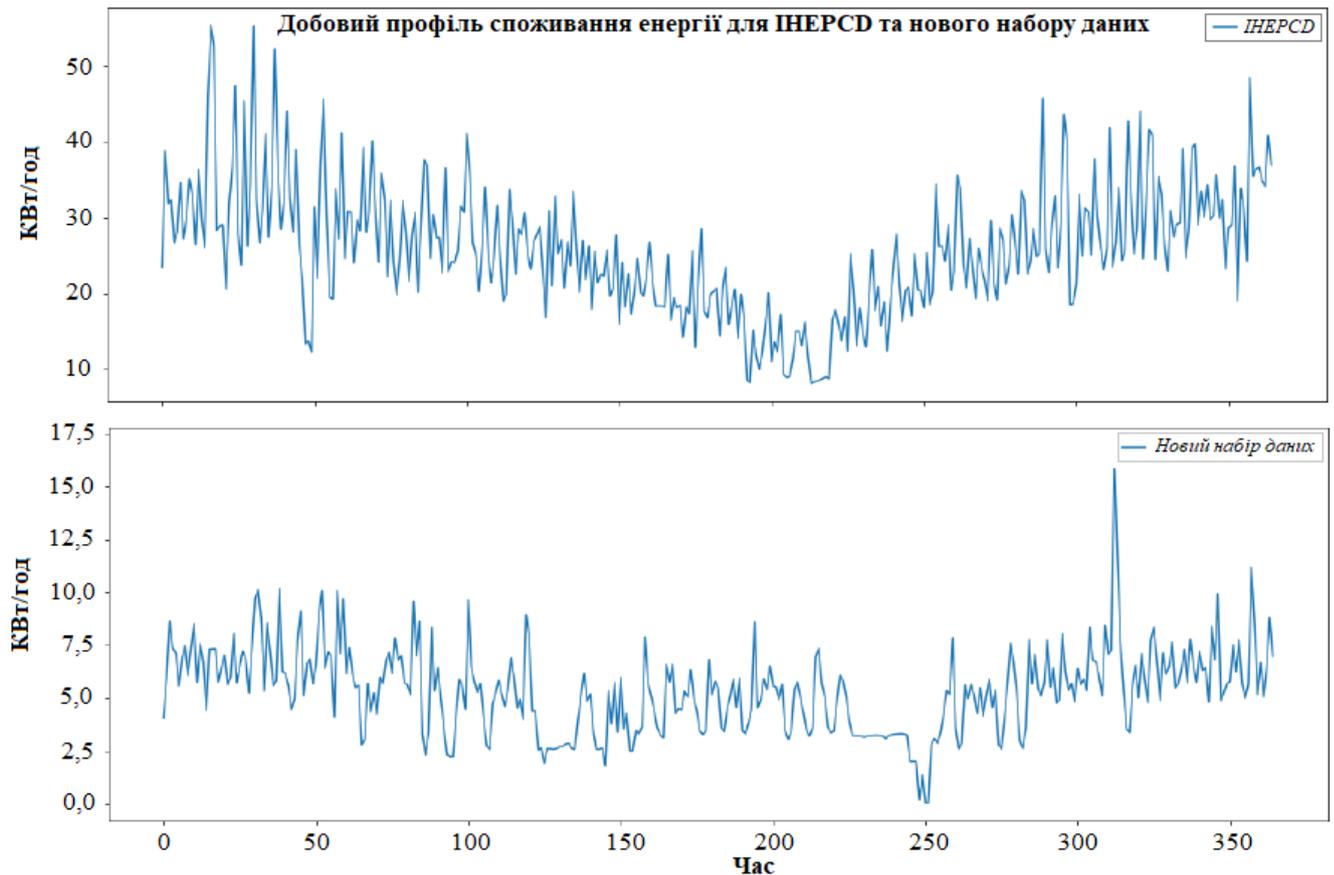


Рисунок 2.23 – Споживач електроенергії для офісу, та ІНЕРСД

### **З ІНТЕГРАЦІЯ СИСТЕМ ЗБОРУ ЕНЕРГІЇ ТА АЛГОРИТМІВ УПРАВЛІННЯ СПОЖИВАННЯМ У РОЗУМНИХ БУДИНКАХ**

Технології відновлюваної енергетики можуть відігравати важливу роль у вирішенні суспільних проблем, таких як виснаження ресурсів та зміна клімату. Серед відновлюваних ресурсів, таких як вітер, тепла та сонячна енергія,

доведено, що фотоелектрична енергія має значний потенціал для виробництва електроенергії.

Однак дві основні перешкоди обмежують широке використання фотоелектричних систем: по-перше, їх виробництво залежить від рівня сонячного світла протягом дня (місцевих погодних умов), а по-друге, вони також демонструють сильні коливання протягом року. Спочатку головною метою фотоелектричних систем було подання виробленої продукції в електромережу, що компенсувалося «зеленими» тарифами. В нашій країні ціна придбання фотоелектричних елементів (ФЕ) варіюється залежно від типу установки та її потужності. У [11] автори запропонували перенести споживання керованих навантажень на періоди надлишку енергії, щоб збільшити власне споживання. Інший спосіб збільшити власне споживання полягає в поєднанні фотоелектричної системи з акумулятором. За допомогою такої системи надлишок енергії можна зберігати та використовувати пізніше для зменшення енергії, що споживається з мережі, тим самим підвищуючи самозабезпечення. У цьому розділі за допомогою моделювання та використання моделей прогнозування, представлених у попередніх розділах, досліджено енергоефективність такої системи, проілюстровану на рис.3.1. Для цього дві стратегії управління енергоспоживанням, засновані на прогнозах споживаної та зібраної енергії, будуть відповідальні за вибір або мережі, або фотоелектричної системи як джерела енергії для домогосподарства. Вплив кількості зібраної енергії також оцінено за допомогою локалізацій домогосподарства.

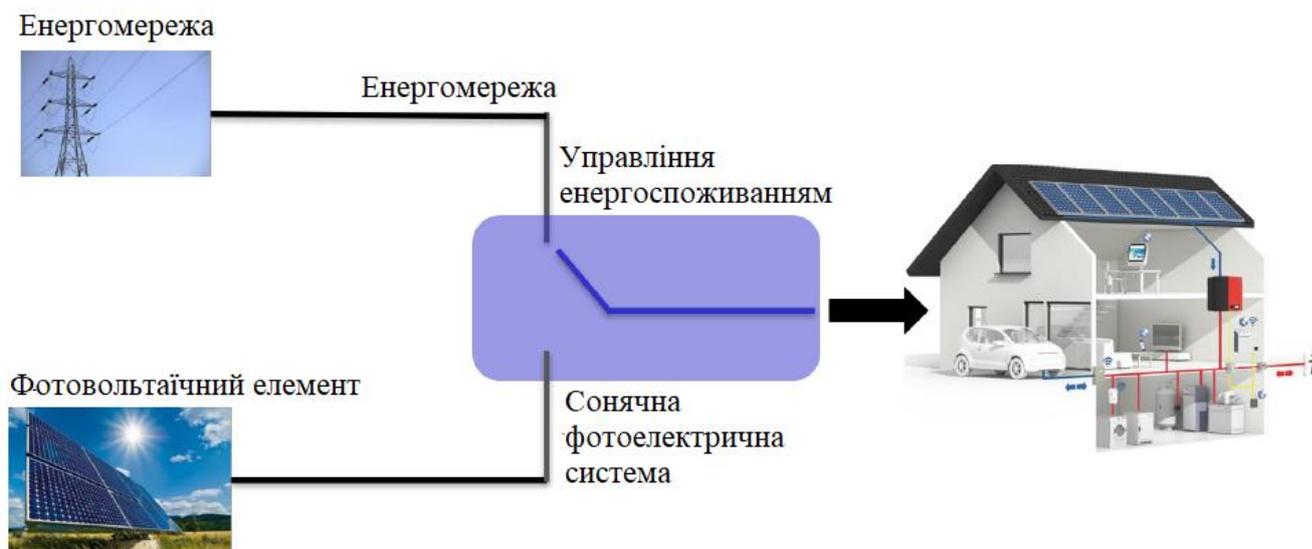


Рисунок 3.1 – Модель будинку для підключеної до мережі фотоелектричної системи

### 3.1 Аналіз стану досліджень у даному напрямку

Для контролю та управління гібридними системами відновлюваної енергії та системами накопичення електроенергії було використано багато підходів та методів. У [18] автори розробили модель оптимізації для житлового будинку, обладнаного гібридною системою (з використанням фотоелектричних систем, паливних елементів та акумуляторів). Гарантуючи надійну роботу системи, запропонована модель дозволила визначити оптимальні стратегії експлуатації з метою мінімізації річних експлуатаційних витрат або річних викидів CO<sub>2</sub>. У [19] запропоновано математичну модель для оптимального управління енергією житлового будинку. Їхнє дослідження визначає оптимальні рішення в режимі реального часу з урахуванням моделей з реалістичними параметрами та уподобаннями клієнтів. Отримані результати показали, що запропонована модель може знизити витрати та споживання енергії клієнтами приблизно на 17% та 8% відповідно. Однак ці дослідження не враховують роботу та реальні характеристики різних пристроїв (виробництво, зберігання та перетворення енергії) та їх вплив на втрати. У роботі [20] було реалізовано та змодельовано

систему накопичення енергії на літій-полімерній батареї ємністю 10 кВт/год для житлового використання.

Запропоновано алгоритм керування для накопичення енергії в батареях, підключених до мережі з фотоелектричним виробництвом. Однак їхньою метою було заряджати батарею протягом ночі енергією, що надходить з мережі, а не максимізувати власне споживання від місцевого виробництва.

У роботі [21] вплив систем фотоелектричних батарей на пікове навантаження та споживання енергії оцінюється у двох існуючих дослідженнях та дев'яти потенційних тарифах на електроенергію, враховуючи старі та нові будинки. Дослідження показало потенціал для зниження пікового навантаження до 50% шляхом встановлення фотоелектричних панелей потужністю 5,5 кВт та батарей потужністю 16 кВт/год. Завдяки впровадженню систем фотоелектричних батарей найбільша економія на рахунках була досягнута на рівні домогосподарств з критичним піковим тарифом роздрібного ціноутворення на енергію та навантаженням на потужність мережі. Основною метою цієї роботи було забезпечення обмеження піків споживання та підвищення прибутковості, а не максимізація власного споживання.

У роботі [22] було оцінено власне споживання фотоелектричної енергії в житловому комплексі з кількох односімейних будинків з урахуванням зменшення фотоелектричної енергії та накопичення енергії окремими або спільними батареями. Результати показують, що коефіцієнт власного споживання збільшується при використанні спільного накопичення замість індивідуального.

У роботі [23] запропоновано управління енергією для фотоелектричної системи, поєднаної з накопиченням енергії в акумуляторах. Така система максимізує щоденні економічні вигоди, одночасно зменшуючи введення енергії в мережу, щоб зменшити проблеми з перенапругою, спричинені зворотним потоком енергії. Головною метою цієї роботи було надання послуг електромережі та забезпечення якості енергії.

У роботі [24] представлено оцінку впливу балансування енергії мережі, отриманого з накопиченням енергії або без нього. Запропоновано стратегію

управління накопиченням, яка координує надлишкове виробництво фотоелектричної енергії з надлишковим попитом протягом добового періоду та зменшує їх максимальні піки. Однак економічна оцінка цих досліджень зосереджена на перспективі мережі, а не на користувачеві.

У цій роботі досліджено застосування алгоритмів управління енергоспоживанням для максимізації власного споживання, а також оптимізації коефіцієнта помилок, пов'язаних з відключенням електроенергії. Внесок роботи полягає в інтеграції системи управління енергоспоживанням у житловий будинок, обладнаний підключеною до мережі фотоелектричною системою. Запропоновані алгоритми приймають рішення періодично, у кожен часовий інтервал. Рішення базуються на прогнозах, а показники оновлюються відповідно до вимірювань, виконаних протягом останнього часового інтервалу.

### **3.2 Фотоелектрична система, підключена до мережі. Алгоритми управління енергоспоживанням**

#### **Профіль виробництва електроенергії.**

Профіль виробництва енергії домогосподарством моделюється за допомогою інструменту з відкритим кодом, розробленого Семом Боргесоном, доступного на GitHub [25]. Автор реалізував спрощений інструмент, який забезпечує пітонну оболонку навколо механізму моделювання розподіленої енергетичної системи SAM (System Advisor Model) NREL (Національної лабораторії відновлюваної енергетики) [26]. SAM – це система моделювання для розподілених енергетичних проектів з можливістю налаштування та моделювання фотоелектричних систем та інших відновлюваних систем. Вона приймає кілька вхідних параметрів, таких як розмір фотоелектричної системи, тип модуля, погодний рік (файли TMY3 (Типовий метеорологічний рік)) потрібного місця, а також інші параметри, такі як азимут та кути нахилу. Через брак інформації про профіль енергетичного навантаження домогосподарства та для спрощення нашого аналізу я розглянув фіксований азимут та кут нахилу. Решта параметрів були

налаштовані зі значеннями за замовчуванням, показаними в табл.3.1. На практиці знаємо, що азимут та кути нахилу можуть змінюватися від одного будинку до іншого. Кут азимута може змінюватися залежно від орієнтації даху, а кут нахилу – відповідно до затінення. Оптимальний кут нахилу коливається від 32 до 38. Генерована потужність постійного струму на основі вхідних параметрів, наведених у табл.3.1. Згідно з [27], «стандартний» варіант типу модуля являє собою типові полікристалічні або монокристалічні кремнієві модулі з ефективністю в діапазоні 14-17%.

Таблиця 3.1 – Вихідні параметри

Параметри	Одиниці	Значення
Розмір системи	K <sub>wр</sub> (DC)	8
Тип модуля	Стандартний, Преміум, Тонка плівка	Преміум
Системні втрати	%	14
Тип масиву	Фіксована відкрита стійка, фіксоване кріплення на даху, 1 вісь	Фіксована відкрита стійка
Кут нахилу	ступені	35
Кут азимута	ступені	180
Ефективність інвертора	%	96

«Преміальний» варіант підходить для моделювання високоефективних монокристалічних кремнієвих модулів (18-20%), які мають антиблікові покриття та нижчі температурні коефіцієнти. Варіант «тонкої плівки» передбачає низьку ефективність (11%) та значно нижчий температурний коефіцієнт, що є типовим для більшості тонкоплівкових модулів.

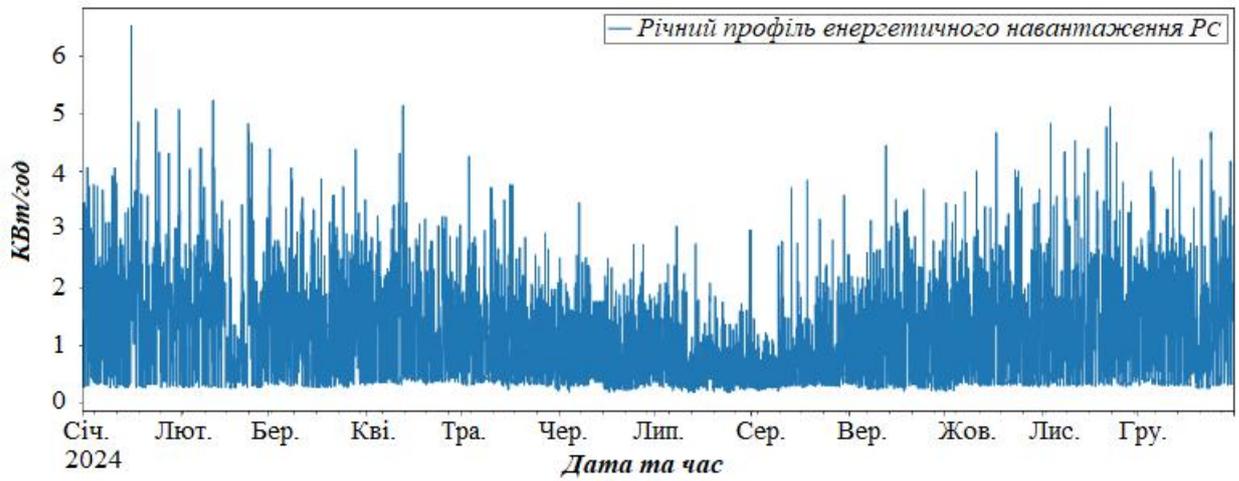
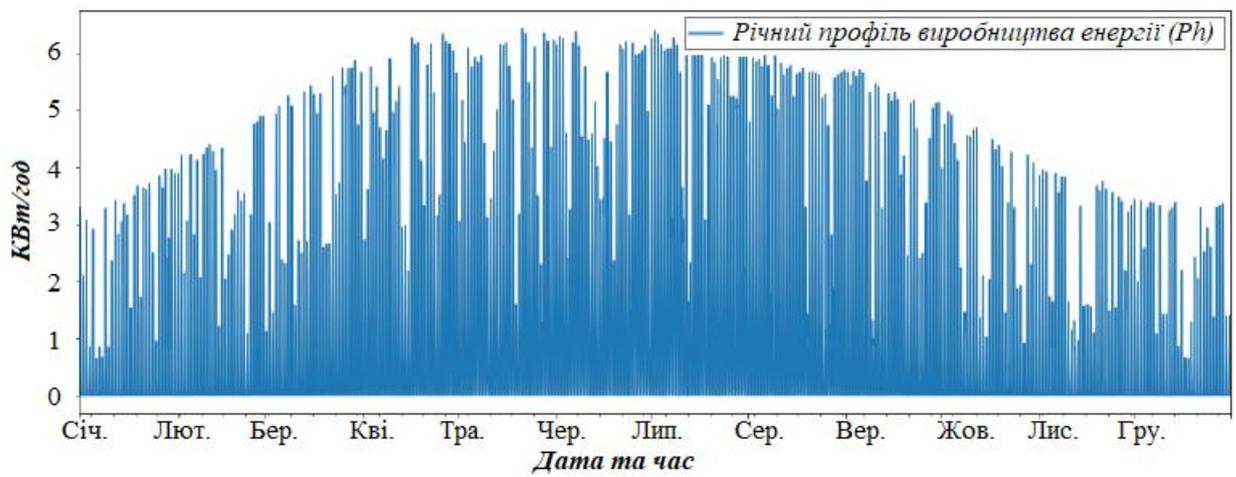
(а)  $P_C$ (б)  $P_n$  в Полтаві

Рисунок 3.2 – Виробництво енергії  $P_n$  в Полтаві (для фотоелектричної системи потужністю 8 кВт) у порівнянні з річним профілем енергетичного навантаження ( $P_C$ )

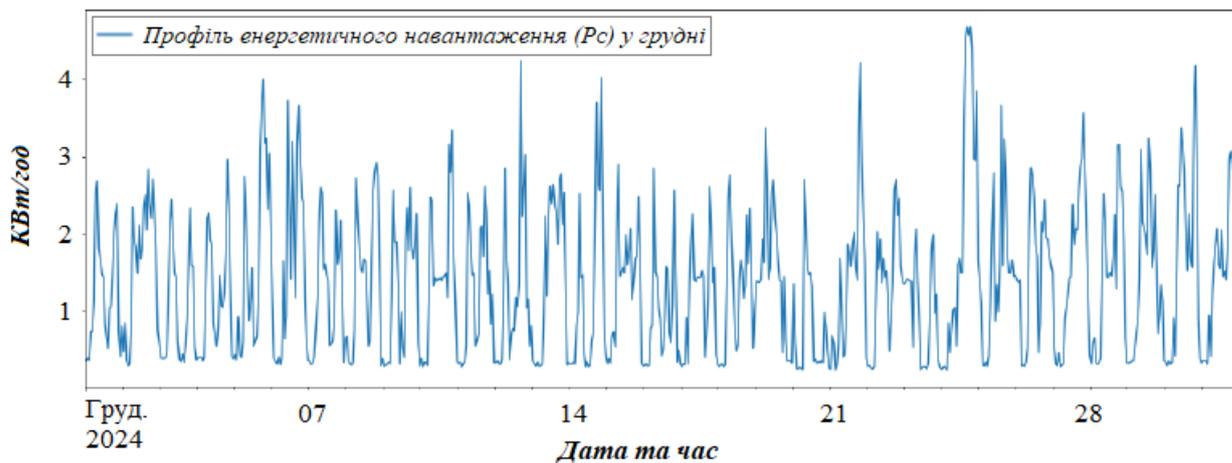
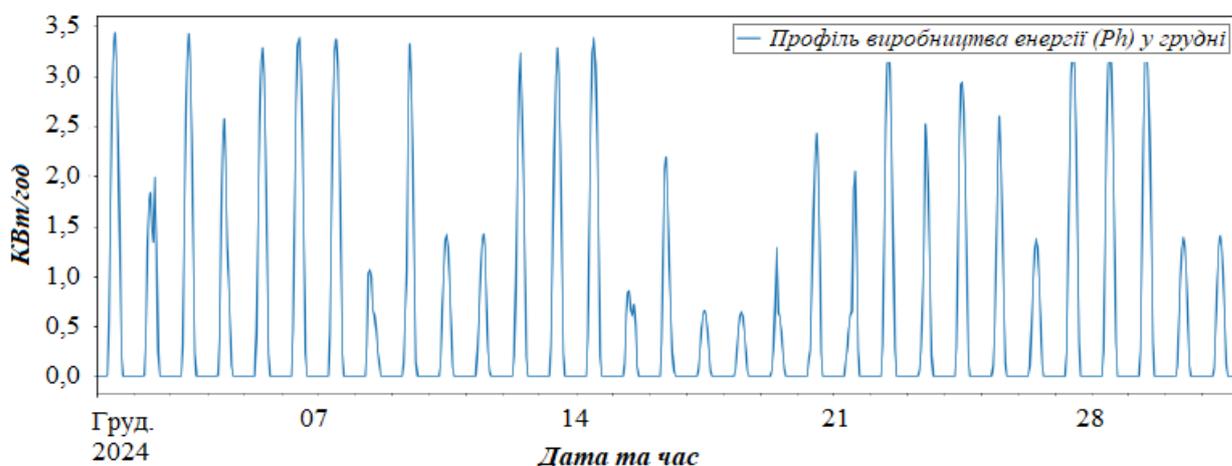
(a)  $P_c$ (б)  $P_n$  в Полтаві

Рисунок 3.3 – Збільшення виробництва енергії  $P_n$  у Полтаві (8 кВтп) у порівнянні з профілем енергетичного навантаження  $P_c$  у зимових умовах (тобто у грудні)

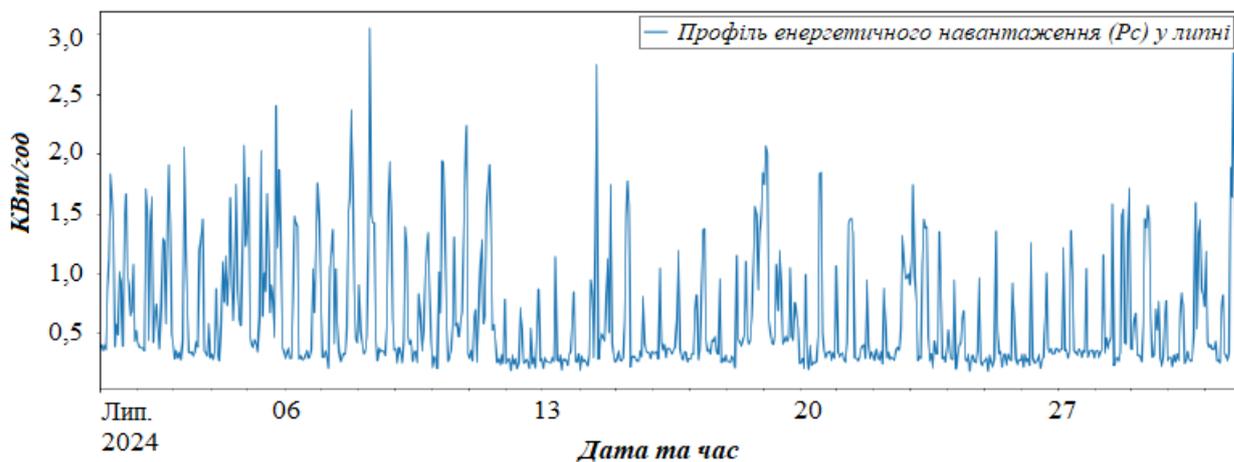
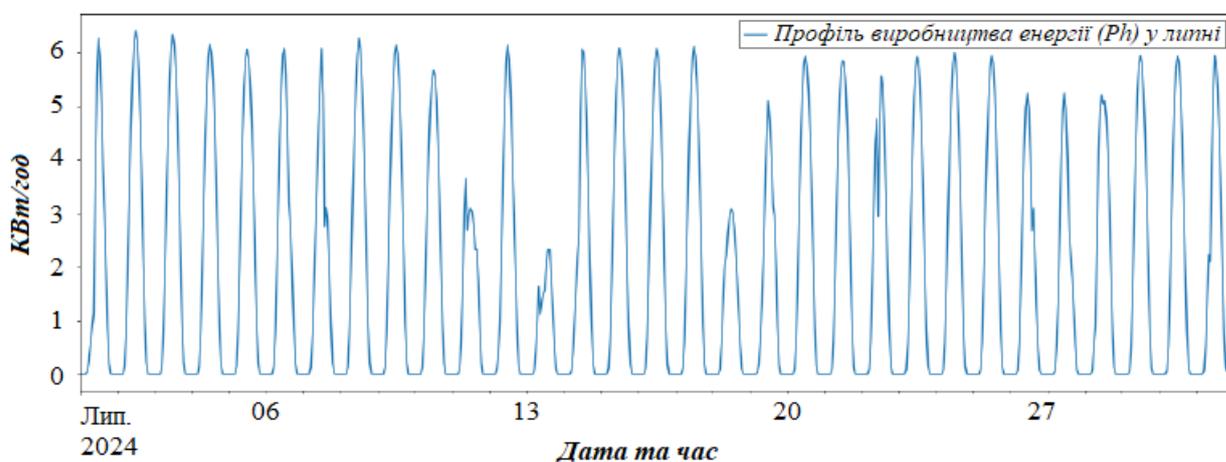
(а)  $P_C$ (б)  $P_H$  в Полтаві

Рисунок 3.4 – Масштаб виробництва енергії  $P_H$  у Полтаві (8 кВт) порівняно з профілем енергетичного навантаження  $P_C$  у літніх умовах (тобто у липні)

**Профіль електричного навантаження.** Для профілю електричного навантаження використовується набір даних INEPCD, доступний для французького домогосподарства, зареєстрований з грудня 2024 року по листопад 2025 року. Дані про споживання електроенергії за 2024 рік були обрані як контрольний рік для побутової енергії моделі.

Цей рік дійсно містить дуже мало відсутніх даних. Важливо зазначити, що відсутні значення були замінені за допомогою нашого підходу STDAN. Часову роздільну здатність було змінено на 1 годину, щоб узгодити її з енергетичним профілем, створеним фотоелектричною системою. На рис. 3.2, 3.3 та 3.4 електричне навантаження  $P_C$  зіставляється з виробленою енергією  $P_H$ . На цих

рисунках річне виробництво електроенергії системою дорівнює річному споживанню електроенергії  $P_C$  домогосподарства. Схоже, що існує значна різниця між електроенергією, виробленою сонячними панелями, та електроенергією, споживаною в періоди сильного сонячного світла. У наступному розділі запропоновано два алгоритми управління живленням для підключеної до мережі фотоелектричної системи з системою накопичення енергії або без неї.

### **Політика управління живленням (PM) для підключеної до мережі фотоелектричної системи**

Загальний огляд PM.

Метою цієї роботи є пропонування алгоритму управління живленням, який максимізує власне споживання для підключеної до мережі фотоелектричної системи. На рис.3.5 показано функціональний огляд нашого менеджера живлення.

Як видно, зібрана енергія  $P_H(n)$  та споживана енергія  $P_C(n)$  вимірюються протягом часового інтервалу  $n$  за допомогою системи моніторингу енергії, такої як прототип, запропонований у розділі 2. Модель LSTM використовує набір даних вимірювань для прогнозування зібраної  $\hat{P}_H(n)$  та споживаної енергії  $\hat{P}_C(n)$  у наступному часовому інтервалі. Після того, як прогнози зроблені, система управління живленням приймає рішення про перемикання на мережу або фотоелектричну систему. Якщо використовується акумулятор, рішення приймається відповідно до стану заряду акумулятора в момент часу  $t$  (тобто в кінці часового інтервалу  $n$ ).

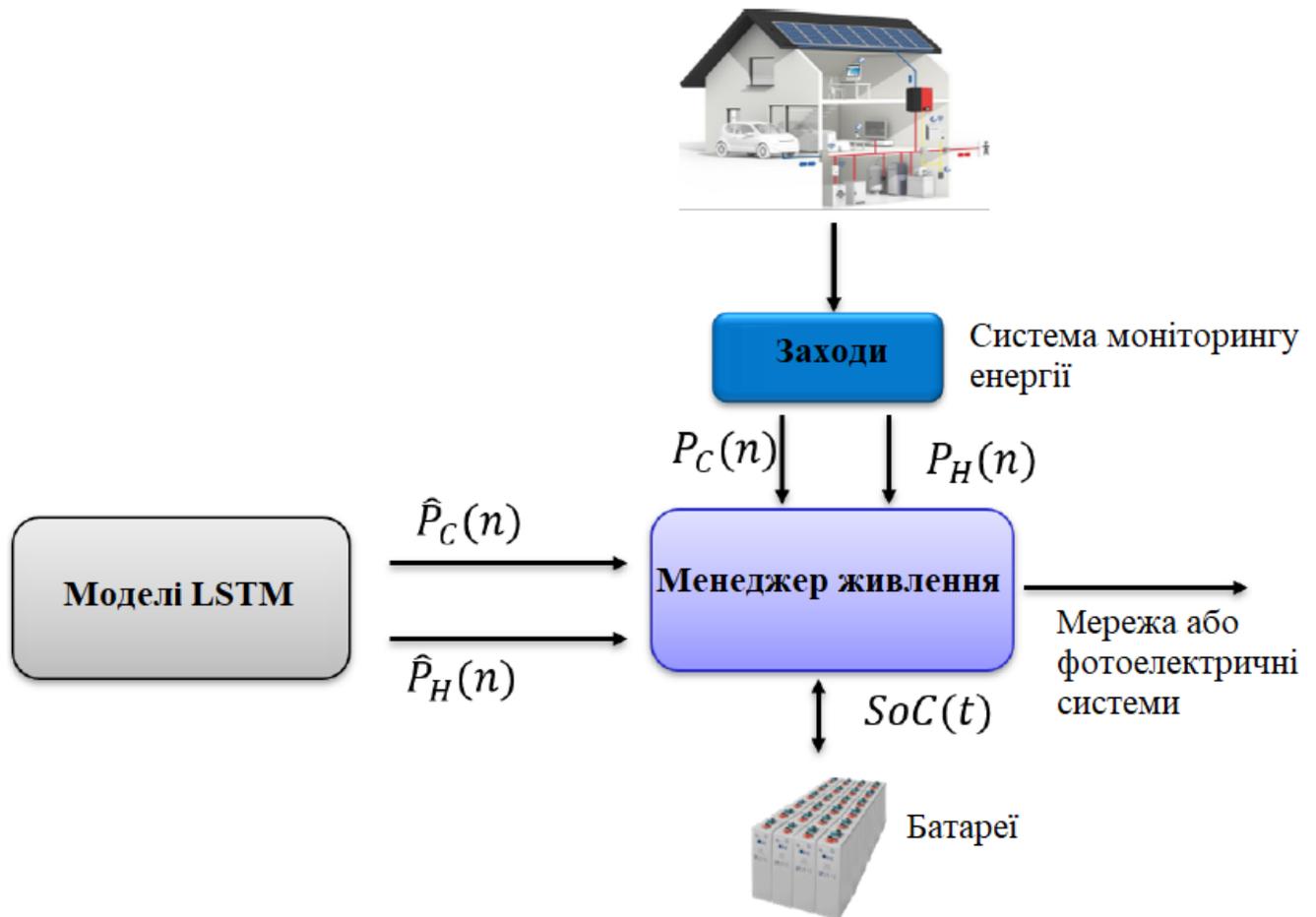


Рисунок 2.5 – Загальний огляд РМ

Алгоритм РМ на основі слотів.

Застосований алгоритм РМ активується та приймає рішення періодично. Цей період дорівнює попередньо визначеній тривалості часового слота. У цій роботі кожен часовий слот  $n$  дорівнює одній годині. Це означає, що РМ використовує прогнози для прийняття рішення для наступного часового слота (тобто наступної години). Цей принцип РМ на основі часових слотів проілюстровано на рис.3.6.

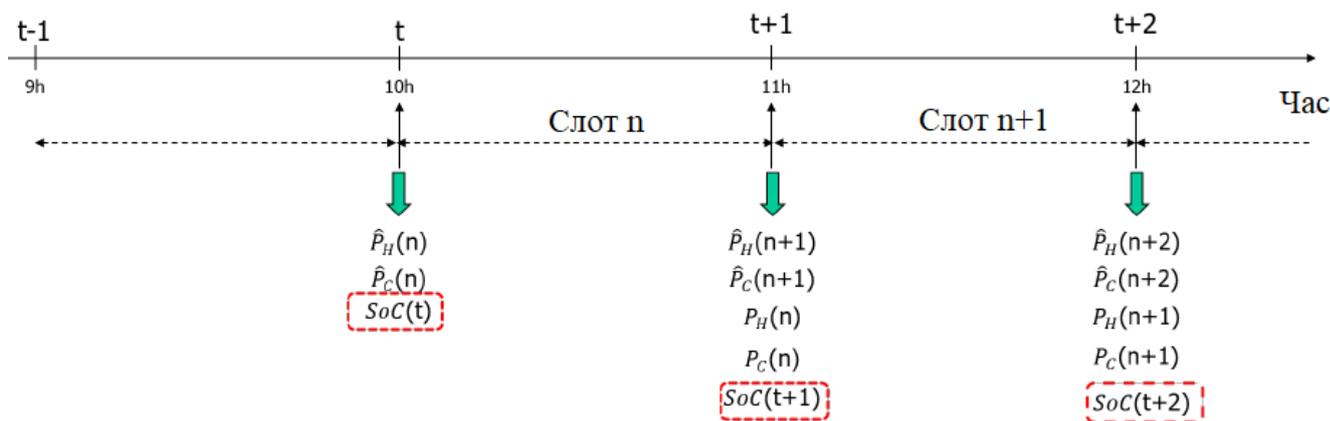
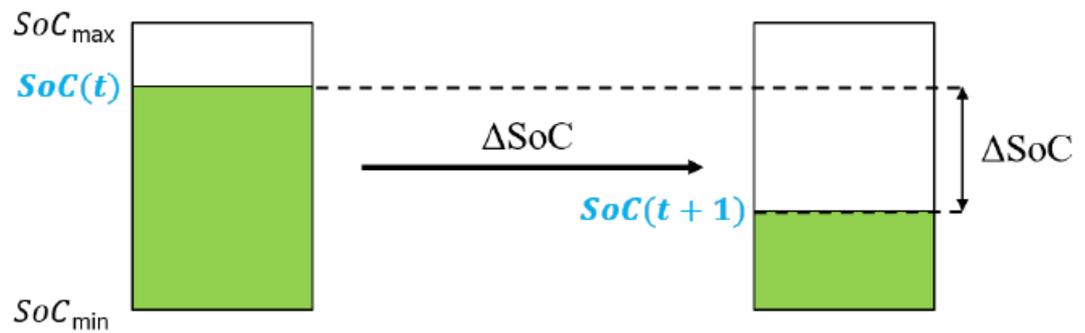


Рисунок 3.6 – Опис алгоритму управління живленням з батареями або без них

Припустимо, що час дорівнює  $t$  (тобто 10:00). Щоб прийняти рішення для наступного часового інтервалу (слот  $n$ , тобто між 10:00 та 11:00), РМ використовує прогнози щодо кількості енергії, яка має бути спожита ( $\hat{P}_C(n)$ ) та зібрана ( $\hat{P}_H(n)$ ) протягом цього періоду  $n$ . У випадку використання батареї, РМ також враховує стан заряду (SoC) батареї в цей момент часу  $t$  ( $SoC(t)$ ). Через годину, о  $t+1$ , РМ повинен перевірити, чи було прийнято правильне чи неправильне рішення (PV або мережа) годину тому. Для цього РМ використовує реальні виміряні значення споживаної ( $P_C(n)$ ) та зібраної енергії ( $P_H(n)$ ) протягом останнього часового інтервалу  $n$  (між 10:00 та 11:00). Ці заходи дозволяють РМ оновлювати різні параметри, такі як коефіцієнт власного споживання або кількість відключень електроенергії. У випадку використання акумулятора оновлюється SoC акумулятора (тобто  $SoC(t + 1)$ ). Цей процес повторюється кожного часового інтервалу. Наприклад, у момент часу  $t+1$ , прогнози  $\hat{P}_H(n + 1)$  та  $\hat{P}_C(n + 1)$  (та  $SoC(t+1)$ , якщо використовується акумулятор) використовуються РМ для прийняття рішення щодо наступного слота  $n+1$ .

**Еволюція стану заряду акумулятора.** Як показано на рис.3.6, політика РМ повинна оновлювати стан заряду акумулятора на кожному початку часового інтервалу (тобто в  $SoC(t)$ ,  $SoC(t + 1)$ ,  $SoC(t + 2)$ , ...). Потім SoC використовується РМ для прийняття рішення щодо розглянутого часового інтервалу (тобто  $SoC(t)$  для часового інтервалу  $n$ ).

Випадок 1:  $P_C(n) > P_H(n)$  (Заряд акумулятора)



Випадок 2:  $P_C(n) < P_H(n)$  (Заряд акумулятора)

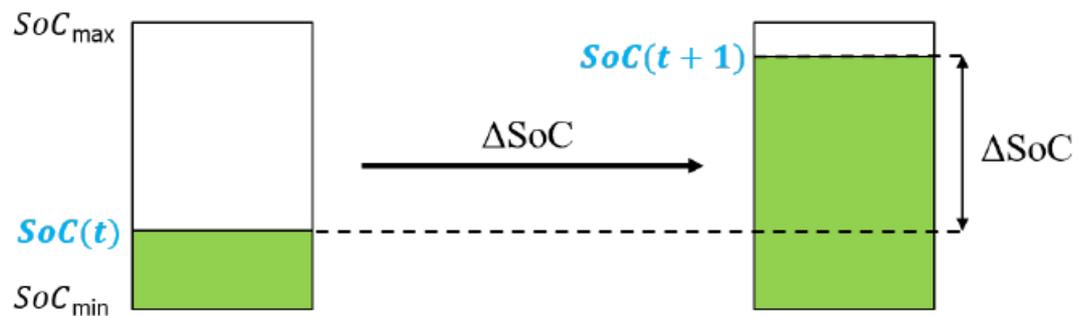


Рисунок 3.7 – Стратегія управління батареєю

Як показано на рис.3.7, протягом часового інтервалу батарея може бути або заряджена, або розряджена, залежно від реальних значень  $P_C(n)$  та  $P_H(n)$ . SoC має бути оновлений відповідно для кожного часового інтервалу.

Припустимо, що слот  $n$  закінчився, і SoC ( $t+1$ ) має бути оновлений. Можливі два випадки:

1. Випадок 1: Коли  $P_C(n) \geq P_H(n)$ , батарея розряджена.

Новий стан заряду батареї визначається наступним чином:

$$SoC(t+1) = \max(SoC(t) - \Delta SoC, SoC_{min}) \quad (3.1)$$

де  $\Delta SoC$  розраховується наступним чином:

$$\Delta SoC = \min(P_C(n) - P_H(n) SoC_{max} - SoC_{min}) \quad (3.2)$$

$\Delta SoC$  відображає зміну стану заряду між часом  $t$  та  $t+1$  (тобто протягом часового інтервалу  $n$ ). Варто зазначити, що у разі розряду стан заряду, очевидно, не може бути нижчим за мінімальну ємність акумулятора, тобто  $SoC_{min}$ .

2. Випадок 2: Коли  $P_C(n) \leq P_H(n)$ , акумулятор заряджено.

У цьому випадку новий стан заряду акумулятора визначається наступним чином:

$$SoC(t + 1) = \min(CoC(t) + \Delta SoC, SoC_{max}) \quad (3.3)$$

де  $\Delta SoC$  розраховується наступним чином:

$$\Delta SoC = \min(P_H(n) - P_C(n), SoC_{max} - SoC_{min}) \quad (3.4)$$

У випадку заряду, стан заряду, очевидно, не може бути вищим за максимальну ємність  $SoC_{max}$ . Тому зміна стану заряду ( $\Delta SoC$ ) не може бути вищою за  $SoC_{max} - SoC_{min}$ . Коли  $P_C(n) \leq P_H(n)$ , надлишок енергії, який визначається як кількість зібраної енергії, що може бути подана в мережу, також має бути оновлений. Це відбувається лише тоді, коли протягом певного інтервалу зібрано ( $P_H(n)$ ) більше енергії, ніж спожито ( $P_C(n)$ ). У такому випадку наша політика РМ надає пріоритет заряду акумулятора. Однак, коли акумулятор повністю заряджений, залишок зібраної енергії вважається надлишковою енергією та визначається наступним чином:

$$Surplus += \max(SoC(t) + (P_H(n) - P_C(n) - SoC_{max}), 0) \quad (3.5)$$

Змінні, що використовуються політикою управління проектами.

Загальне щомісячне споживання.

Загальне щомісячне споживання енергії розраховується наступним чином:

$$Totalmonthlyconsumption = \sum_{i=1}^{N=24 \times 31} E_L(i) \quad (3.6)$$

де  $E_L$  позначає енергію, спожиту протягом однієї години.

Загальне виробництво фотоелектричних систем

Загальне виробництво фотоелектричних систем – це глобальна енергія, вироблена протягом місяця, залежно від попередньо визначеної конфігурації.

Воно розраховується наступним чином:

$$TotalPVproduction = \sum_{i=1}^{N=24 \times 31} E_H(i) \quad (3.7)$$

**Фотоелектрична система, підключена до мережі.**

де  $E_H$  представляє енергію, зібрану протягом однієї години.

Загальна надлишкова енергія, що подається в мережу

Загальна надлишкова енергія, що подається в мережу, визначається як загальна надлишкова енергія, що була подана в мережу.

Загальна енергія, куплена з Мережі.

Це загальна енергія, куплена з мережі для домогосподарства, коли фотоелектрична система не забезпечує достатньо енергії.

Власне споживання.

Власне споживання можна визначити за двома випадками:

1. Випадок 1: Коли система накопичення енергії не використовується

Пряме власне споживання полягає у використанні частини електроенергії, виробленої на місці, для живлення електричного навантаження та введенні надлишку виробництва в мережу.

2. Випадок 2: Коли використовується система накопичення енергії.

Загальне власне споживання полягає у використанні всієї виробленої енергії, а також енергії, що зберігається в акумуляторі, для живлення електричного навантаження.

Коефіцієнт власного споживання.

Коефіцієнт власного споживання (SCR) є одним із критеріїв оцінки для підключеної до мережі фотоелектричної системи. SCR можна визначити за двома випадками:

1. Випадок 1: Коли система накопичення енергії не використовується

Це співвідношення між енергією власного споживання, яка використовується для живлення навантаження, поділеною на загальне виробництво (загальне виробництво фотоелектричних систем). Енергія власного споживання, яка використовується в цьому випадку, визначена вище без акумулятора.

2. Випадок 2: Коли використовується система накопичення енергії

Це співвідношення між енергією власного споживання, яка використовується для живлення навантаження, поділеною на загальне виробництво енергії (загальне виробництво фотоелектричних систем). Енергія власного споживання, яка використовується в цьому випадку, визначена з використанням акумулятора.

$$SCR = \frac{\sum_{PV\ Decision=1} Self-Consumption}{Total\ PV\ production} \quad (3.8)$$

Рівень самозабезпечення (РСП).

Рівень самозабезпечення визначається аналогічно до рівня власного споживання. Різниця полягає в тому, що власне споживання ділиться на загальне щомісячне споживання енергії електричним навантаженням домогосподарства.

$$SSR = \frac{\sum_{PV\ Decision=1} Self\ Consumption}{Total\ Energy\ Load\ P_C} \quad (3.9)$$

Хороше рішення  $P_H$ .

Хороше рішення  $P_H$  Хороше рішення  $P_H$  визначається як загальна кількість хороших рішень, прийнятих системою керування живленням для перемикавання на фотоелектричну систему.

Погане рішення  $P_H$

Погане рішення  $P_H$  Погане рішення  $P_H$  визначається як загальна кількість поганих рішень, прийнятих системою керування живленням для перемикавання на фотоелектричну систему.

Сітка хороших рішень.

Сітка хороших рішень Сітка хороших рішень визначається як загальна кількість хороших рішень, прийнятих системою керування живленням для перемикавання на мережу.

Сітка поганих рішень.

Сітка хороших рішень. Сітка поганих рішень визначається як загальна кількість поганих рішень, прийнятих системою керування живленням для перемикавання на мережу.

Коефіцієнт помилок знеструмлення (BER).

Коефіцієнт помилок знеструмлення визначається як відношення між кількістю разів, коли алгоритм керування живленням не спрацьовує при прийнятті рішення про фотоелектричну систему ( $P_H$  поганого рішення), поділений на загальну кількість разів використання фотоелектричної системи ( $P_H$  поганого рішення +  $P_H$  хорошого рішення). Він розраховується за наступним рівнянням:

$$BER = \frac{BadDecision\ P_H}{BadDecision\ P_H + GoodDecision\ P_H} \quad (3.10)$$

**Алгоритм управління живленням без акумулятора.** Алгоритм 1 – це політика управління живленням, яка пропонується, коли домогосподарство не обладнане акумулятором. Метою цієї політики є прийняття рішень (перемикання на мережу або на фотоелектричні системи) на початку кожного часового інтервалу на основі прогнозів споживаної та зібраної енергії ( $\hat{P}_C(n)$  та  $\hat{P}_H(n)$  відповідно). Як показано, в кінці кожного часового інтервалу система управління живленням перевіряє, чи було рішення, прийняте на початку часового інтервалу, правильним.

Якщо було обрано фотоелектричну систему (PV), PM перевіряє, чи споживана енергія  $P_C(n)$  насправді менша за зібрану енергію  $P_H(n)$ . Якщо це не так,  $P_C(n) > P_H(n)$ , це означає, що було прийнято неправильне рішення PV, і тому лічильник неправильних рішень  $P_H$  збільшується. У цьому випадку кількість відключень електроенергії також збільшується, і власне споживання дорівнює загальній зібраній енергії  $P_H(n)$  (оскільки вся зібрана енергія була спожита навантаженням).

Коли  $P_C(n)$  менше за  $P_H(n)$ , тобто рішення було правильним, лічильник правильних рішень  $P_H$  збільшується. У цьому випадку власне споживання збільшується на загальну спожиту енергію протягом цього часового інтервалу  $P_C(n)$ , тоді як залишок енергії ( $P_H(n) - P_C(n)$ ) вважається надлишком. Якщо було обрано мережу (Grid), очевидно, що ризику відключення електроенергії немає. Але це рішення може бути неправильним, коли фактично зібрана енергія вища за спожиту енергію ( $P_C(n) < P_H(n)$ ). У такому випадку неправильне рішення Grid збільшується. В іншому випадку лічильник правильних рішень Grid збільшується, а надлишок збільшується на всю енергію, зібрану протягом цього часового інтервалу. Потім для наступного часового інтервалу необхідно прийняти нове рішення. Цей процес повторюється для кожного часового інтервалу.

**Алгоритм управління живленням з використанням акумулятора.**

Алгоритм 2 – це політика управління живленням, яка пропонується, коли використовується акумулятор. Метою цієї політики є прийняття рішень (перемикання на мережу або на фотоелектричну систему) на основі прогнозів споживаної та зібраної енергії ( $\hat{P}_C(n)$  та  $\hat{P}_H(n)$  відповідно), а також стану заряду

акумулятора в момент часу  $t$  ( $SoC(t)$ ). Як показано, в кінці кожного часового інтервалу система управління живленням перевіряє, чи було рішення, прийняте на початку часового інтервалу, правильним.

У випадку, якщо було обрано фотоелектричну систему (PV) (рішення щодо фотоелектричної системи = 1), модуль управління живленням перевіряє, чи споживана енергія  $P_C(n)$  була фактично меншою за  $P_H(n) + SoC(t)$ . Якщо це не так, тобто  $P_C(n) > P_H(n) + SoC(t)$ , то було прийнято неправильне рішення PV, і тому лічильник неправильних рішень  $P_H$  збільшується на одиницю.

У цьому випадку кількість відключень живлення також збільшується, а власне споживання дорівнює загальній зібраній енергії плюс стан заряду акумулятора ( $P_H(n) + SoC(t)$ ). Оскільки вся зібрана енергія спожита, новий стан заряду акумулятора  $SoC(t + 1)$  оновлюється до  $SoC_{min}$ .

Коли  $P_C(n)$  менше, ніж  $P_H(n) + SoC(t)$ , тобто рішення було правильним, лічильник правильних рішень  $P_H$  збільшується. У цьому випадку акумулятор або розряджається (коли  $P_C(n) > P_H(n)$ ), або заряджається відповідно до реальних показників  $P_C(n)$  та  $P_H(n)$ , а також стану заряду  $SoC(t)$ . Якщо зібрана енергія вища за спожиту енергію, решта енергії вважається надлишком, як описано в рівнянні 5.5. У разі правильного рішення  $P_H$ , власне споживання збільшується на загальну спожиту енергію  $P_C(n)$ .

```

1: if  $\hat{P}_H(n) > \hat{P}_C(n)$  then
2:    $PV\ decision \leftarrow 1$ 
3: else
4:    $PV\ decision \leftarrow 0$ 
5: end if
6: for  $t : 1$  to  $len(Nsteps)$  do
7:   if  $PV\ Decision = 1$  then
8:     if  $P_C(n) > P_H(n)$  then
9:        $Blackout \leftarrow Blackout + 1$ 
10:       $Bad\ Decision\ PH \leftarrow Bad\ Decision\ PH + 1$ 
11:       $Selfconsumption+ = P_H(n)$ 
12:     else
13:       $Selfconsumption+ = P_C(n)$ 
14:       $Surplus+ = P_H(n) - P_C(n)$ 
15:       $Good\ decision\ PH \leftarrow Good\ Decision\ PH + 1$ 
16:     end if
17:   else
18:     if  $P_C(n) < P_H(n)$  then
19:       $Bad\ decision\ Grid \leftarrow Bad\ Decision\ Grid + 1$ 
20:     else
21:       $Good\ decision\ Grid \leftarrow Good\ decision\ Grid + 1$ 
22:       $Surplus+ = P_H(n)$ 
23:     end if
24:   end if
25:   if  $\hat{P}_H(n + t) > \hat{P}_C(n + t)$  then
26:      $PV\ decision \leftarrow 1$ 
27:   else
28:      $PV\ decision \leftarrow 0$ 
29:   end if
30: end for=0

```

Рисунок 3.6 - Алгоритм керування живленням без акумулятора

Якщо було обрано мережу (тобто рішення щодо фотоелектричної системи = 0), очевидно, що ризику відключення електроенергії немає. Але це рішення може бути поганим, якщо фактично зібрана енергія, додана до стану заряду акумулятора, вища за споживану енергію ( $P_C(n) < P_H(n) + SoC(t)$ ). В іншому випадку лічильник сітки правильних рішень збільшується, і новий стан заряду  $SoC(t+1)$  оновлюється відповідно до рівняння 3.11:

$$SoC(t + 1) = \min(P_H(n) + SoC(t), SoC_{max}) \quad (3.11)$$

У цьому випадку надлишок також збільшується на весь залишок зібраного заряду мінус максимальна ємність акумулятора ( $SoC_{max}$ ).

$$surplus+ = \max(SoC(t) + P_H(n) - SoC_{max}, 0) \quad (3.12)$$

Потім приймається нове рішення для наступного часового інтервалу. Цей процес повторюється для кожного часового інтервалу.

```

1: if  $\hat{P}_H(n) + SoC(t) - SoC_{min} > \hat{P}_C(n)$  then
2:   PV decision  $\leftarrow$  1
3: else
4:   PV decision  $\leftarrow$  0
5: end if
6: for  $t : 1$  to  $len(Nsteps)$  do
7:   if PV Decision = 1 then
8:     if  $P_C(n) > P_H(n) + SoC(t)$  then
9:       Blackout  $\leftarrow$  Blackout + 1
10:      Bad decision PV  $\leftarrow$  Bad decision PV + 1
11:      Selfconsumption( $t$ ) $+$  =  $P_H(n) + SoC(t)$ 
12:       $SoC(t + 1) = SoC_{min}$ 
13:    else
14:      if  $P_C(n) > P_H(n)$  then
15:         $\Delta SoC \leftarrow \min(P_C(n) - P_H(n), SoC_{max} - SoC_{min})$ 
16:         $SoC(t + 1) \leftarrow \max(SoC(t) - \Delta SoC, SoC_{min})$ 
17:      else
18:         $\Delta SoC \leftarrow \min(P_H(n) - P_C(n), SoC_{max} - SoC_{min})$ 
19:         $SoC(t + 1) \leftarrow \min(SoC(t) + \Delta SoC, SoC_{max})$ 
20:        Surplus $+$  =  $\max(SoC(t) + P_H(n) - P_C(n) - SoC_{max}, 0)$ 
21:      end if
22:      Selfconsumption $+$  =  $P_C(n)$ 
23:      Good decision PV  $\leftarrow$  Good Decision PV + 1
24:    end if
25:  else
26:    if  $P_C(n) < P_H(n) + SoC(t)$  then
27:      Bad decision Grid  $\leftarrow$  Bad Decision Grid + 1
28:    else
29:      Good decision Grid  $\leftarrow$  Good decision Grid + 1
30:    end if
31:    Surplus $+$  =  $\max(SoC(t) + P_H(n) - SoC_{max}, 0)$ 
32:     $SoC(t + 1) \leftarrow \min(P_H(n) + SoC(t), SoC_{max})$ 
33:  end if
34:  if  $\hat{P}_H(n + 1) + SoC(t + 1) - SoC_{min} > \hat{P}_C(n + t)$  then
35:    PV decision  $\leftarrow$  1
36:  else
37:    PV decision  $\leftarrow$  0
38:  end if
39: end for=0

```

Рисунок 3.7 - Алгоритм управління живленням з акумулятором

Таблиця 3.2 – Конфігурації, використані в цьому дослідженні

Конфігурації	Розмір фотоелектричного елемента	Розмір батареї	Період року	Геолокалізація
Конфіг.1	2 кВт/пік	20 кВт/год	Зима	Полтава
Конфіг.2	4 кВт/пік	20 кВт/год	Зима	Полтава
Конфіг.3	8 кВт/пік	20 кВт/год	Зима	Полтава
Конфіг.4	2 кВт/пік	20 кВт/год	Літо	Полтава
Конфіг.5	4 кВт/пік	20 кВт/год	Літо	Полтава
Конфіг.6	8 кВт/пік	20 кВт/год	Літо	Полтава
Конфіг.7	2 кВт/пік	10 кВт/год	Зима	Полтава
Конфіг.8	4 кВт/пік	10 кВт/год	Зима	Полтава
Конфіг.9	8 кВт/пік	10 кВт/год	Зима	Полтава
Конфіг.10	2 кВт/пік	10 кВт/год	Літо	Полтава
Конфіг.11	4 кВт/пік	10 кВт/год	Літо	Полтава
Конфіг.12	8 кВт/пік	10 кВт/год	Літо	Полтава
Конфіг.13	2 кВт/пік	5 кВт/год	Зима	Полтава
Конфіг.14	4 кВт/пік	5 кВт/год	Зима	Полтава
Конфіг.15	8 кВт/пік	5 кВт/год	Зима	Полтава
Конфіг.16	2 кВт/пік	5 кВт/год	Літо	Полтава
Конфіг.17	4 кВт/пік	5 кВт/год	Літо	Полтава
Конфіг.18	8 кВт/пік	5 кВт/год	Літо	Полтава

### 3.3 Експериментальні дослідження

**Налаштування моделювання.** Для оцінки ефективності запропонованої політики управління енергоспоживанням та кількісної оцінки критеріїв оцінки, згаданих вище, було проведено моделювання для різних конфігурацій, перелічених у табл.3.2. У цих конфігураціях змінюються такі параметри:

- розмір фотоелектричної системи: розмір сонячних панелей від 2 до 8 кВтпік;
- розмір акумулятора: ємність акумулятора дорівнює 5, 10 або 20 кВт/год;
- період року: для зібраної енергії (РН) враховуються зимові та літні умови;
- геолокалізація: для зібраної енергії враховуються територіальні особливості регіону.

Усі моделювання проводяться протягом 1 місяця, що представляє 743 часові інтервали та стільки ж рішень, які має прийняти менеджер енергоспоживання. У наступному розділі ми представляємо результати, отримані для будинку, розташованого в Полтаві. Для даної місцевості моделюємо зимові (грудень) або літні (липень) умови. Потім, для кожних погодних умов, алгоритм управління живленням оцінюється з використанням або без використання акумулятора, враховуючи різні розміри фотоелектричних панелей. Ми припускаємо, що  $P_C(n)$  не змінюється для дослідження впливу розміру фотоелектричних панелей та акумуляторів на енергоефективність.

Зимовий стан (грудень). Табл. 3.3, 3.4 та 3.5 – це результати моделювання, отримані в зимовий стан (грудень).

Як показано, зібрана енергія (загальне виробництво фотоелектричних систем) у грудні нижча за загальне місячне споживання. Оскільки зібрана енергія низька, низьким також є і власне споживання енергії, ще більше, коли акумулятор не використовується (оскільки виробляється недостатньо енергії для покриття енергетичного навантаження  $P_C$ ). Ця залишок виробленої енергії буде вважатися надлишком і подаватиметься в мережу.

У випадку використання акумулятора спостерігаємо значне збільшення власного споживання енергії. Оскільки зібрана енергія  $P_H$  зберігається в акумуляторі, її можна використовувати (протягом часового інтервалу), коли енергії достатньо для покриття енергетичного навантаження  $P_C$ . Саме тому в мережу не подається жодна енергія, як показано в табл. 3.3, 3.4 та 3.5.

Таблиця 3.3 – Результати, отримані для конфігурації 1

	Потужність системи 2 кВт	
	Без батарейок	З батареями
Загальне щомісячне споживання	1015,132 кВт/год	1015,132 кВт/год
Загальне виробництво фотоелектричних систем	89,665	89,665
Власне споживання	5,505 кВт/год	89,44 кВт/год
Загальна кількість, що подається в мережу	84,159 кВт/год	0 кВт/год
Всього куплено з мережі	1009,627	925,69

Коефіцієнт власного споживання	6,1399%	99,752%
Рівень самозабезпечення	0,542%	8,81%
Хороше рішення РН	9	89
Погане рішення РН	3	22
Сітка хороших рішень	719	599
Сітка поганих рішень	12	33
Коефіцієнт помилок відключення електроенергії	25%	19,81%
Площа (м <sup>2</sup> )	10	10

Таблиця 3.4 – Результати, отримані для конфігурації 2

	Потужність системи 2 кВт	
	Без батарейок	З батареями
Загальне щомісячне споживання	1015,132 кВт/год	1015,132 кВт/год
Загальне виробництво фотоелектричних систем	179,330 кВт/год	179,330 кВт/год
Власне споживання	43,685 кВт/год	178,756 кВт/год
Загальна кількість, що подається в мережу	135,645 кВт/год	0 кВт/год
Всього куплено з мережі	971,447 кВт/год	836,376 кВт/год
Коефіцієнт власного споживання	24,36%	99,68%
Рівень самозабезпечення	4,303%	17,609%
Хороше рішення РН	41	157
Погане рішення РН	11	21
Сітка хороших рішень	673	532
Сітка поганих рішень	18	33
Коефіцієнт помилок відключення електроенергії	21,1%	11,7%
Площа (м <sup>2</sup> )	20	20

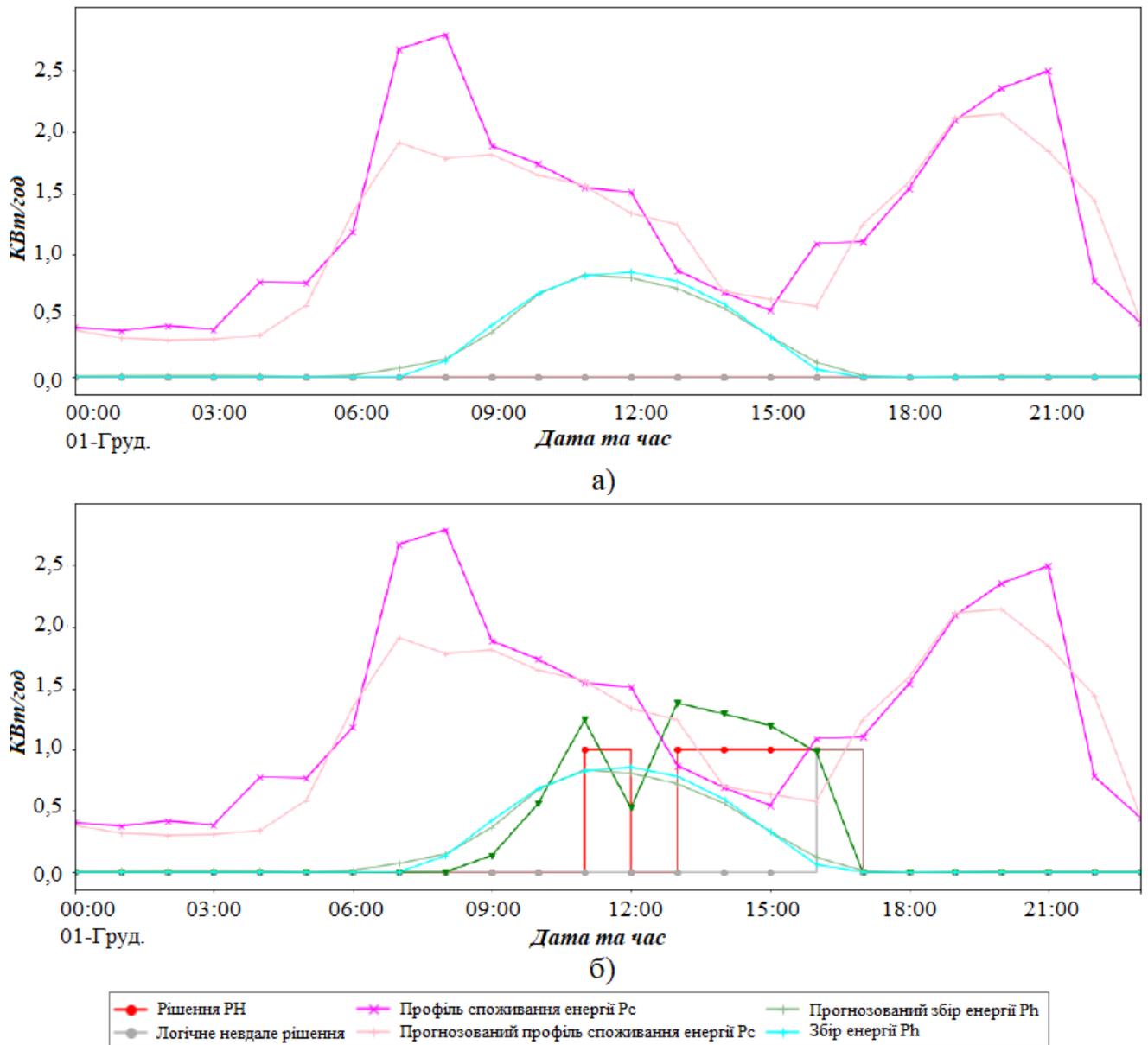


Рисунок 3.8 – Поток енергії житлового будинку: мережа-фотоелектрична система, підключена без (а) та з акумуляторною системою протягом одного дня грудня (б) (розмір фотоелектричної системи 2 кВтпік, розмір акумулятора 20 кВт·год, річне навантаження 9 МВт·год)

Стратегія, реалізована в менеджері живлення, полягає у використанні мережі, коли зібрана енергія РН низька порівняно з енергетичним навантаженням РС протягом певного часового інтервалу. У випадку, якщо акумулятор не використовується, і як і очікувалося, менеджер живлення вирішує використовувати мережу (719 проти 599, 673 проти 532, 622 проти 435 відповідно

в мережі та фотоелектричній системі, як видно з таблиць 5.3, 5.4 та 5.5 відповідно).

Внаслідок цього існує сильний попит на енергію, що купується з мережі, для покриття енергетичного навантаження  $P_C$ . Можливо спостерігати, що при використанні акумулятора коефіцієнт самозабезпечення подвоюється щоразу, коли розмір фотоелектричної системи подвоюється при використанні акумулятора. З іншого боку, коефіцієнт власного споживання має тенденцію до насичення з збільшення розміру фотоелектричної панелі. Визначена стратегія дійсно полягає в перезарядці акумулятора, а не в продажу надлишку енергії, виробленої фотоелектричною системою, коли акумулятор не розряджений.

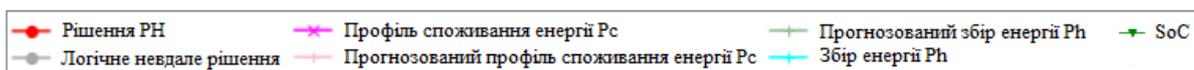
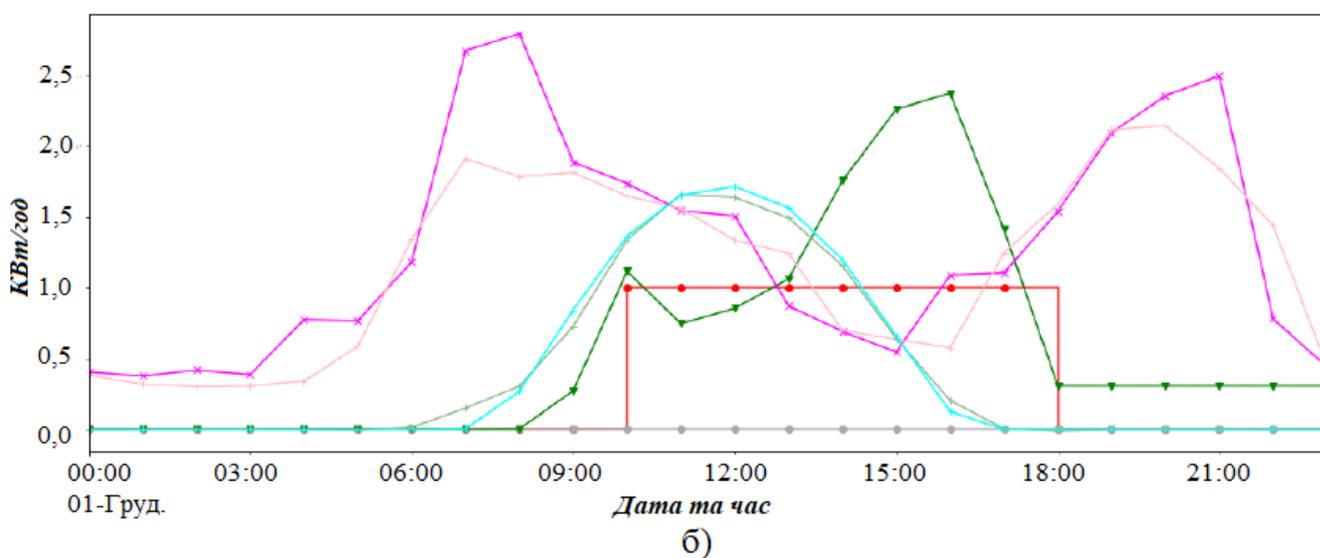
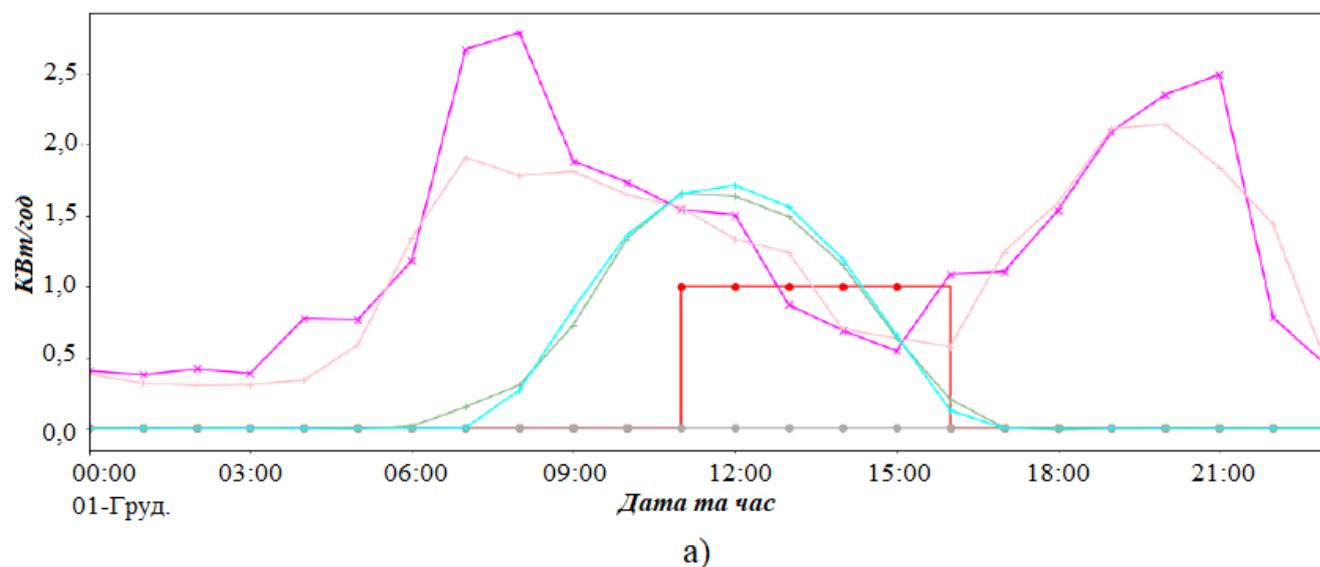


Рисунок 3.9 – Потoki енергії житлового будинку: підключена до мережі фотоелектрична система без (а) та з акумуляторною системою протягом одного дня грудня (б) (потужність фотоелектричної системи 4 кВт, потужність акумулятора 20 кВт·год, річне навантаження 9 МВт·год)

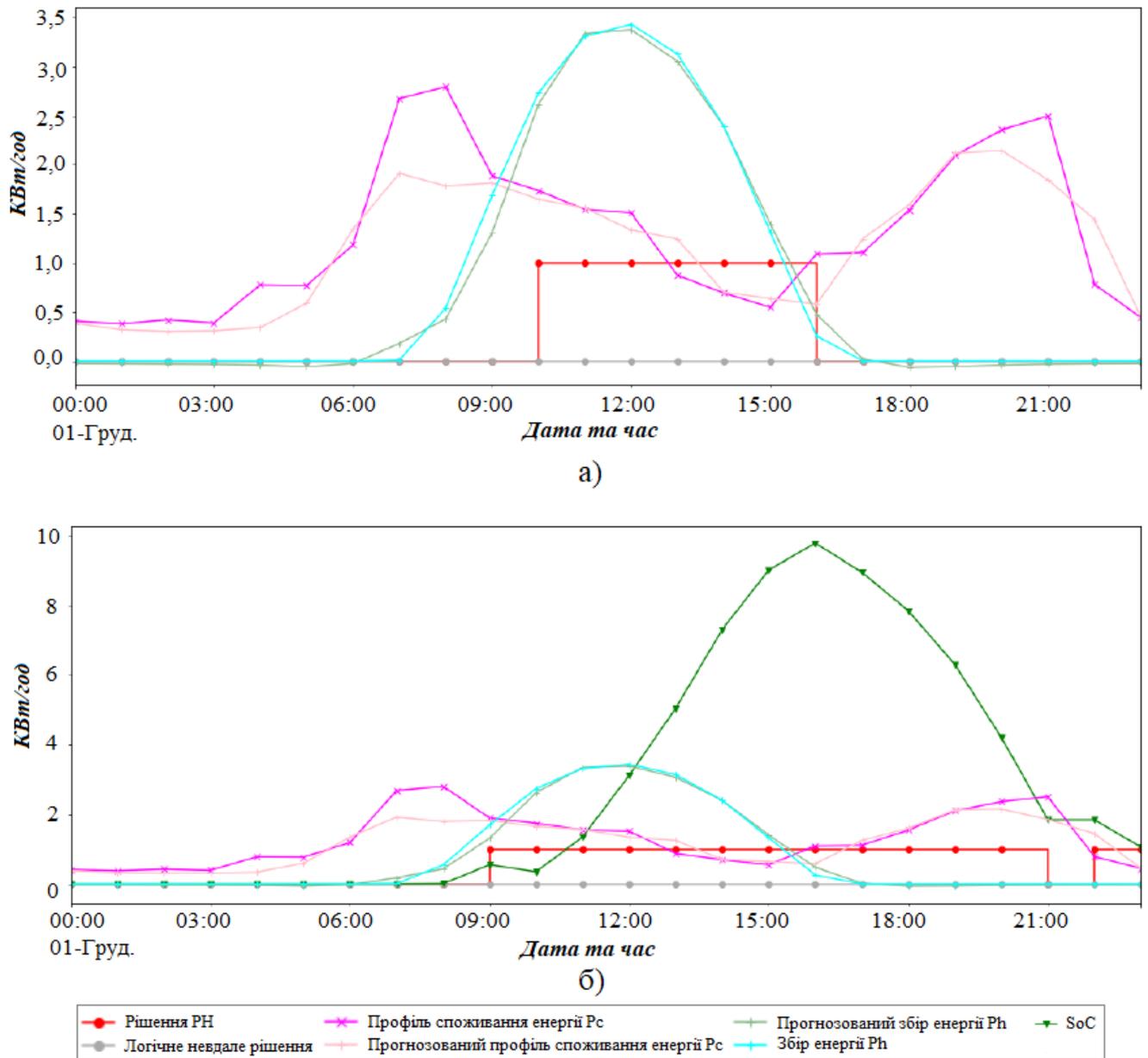


Рисунок 3.10 – Потоки енергії житлового будинку: підключений до мережі фотоелектричний блок без (а) та з акумуляторною системою протягом одного дня грудня (б) (розмір фотоелектричної системи 8 кВтпік, розмір акумулятора 20 кВт·год, річне навантаження 9 МВт·год)

Для аналізу рішень, які прийняті для енергоспоживання, у табл.3.3, 3.4 та 3.5 представлено рис. 3.8, 3.9 та 3.10, що показують еволюцію різних параметрів протягом одного дня в грудні та ілюструють рішення, прийняті менеджером енергоспоживання для кожного часового інтервалу. Як видно на рис.3.8а, прогнозована енергія  $\hat{P}_H(n)$  залишається нижчою за прогнозовану енергію  $\hat{P}_C(n)$

протягом дня. З цієї причини менеджер енергоспоживання ніколи не приймає рішення про перемикання на фотоелектричні панелі (рішення щодо РН залишається на рівні 0). Коли використовується акумулятор рис.3.8б, ми бачимо, що управління енергоспоживанням перемикається на фотоелектричні панелі в деякі часові інтервали протягом дня (наприклад, з 11 до 12 ранку та з 13:00 до 17:00). Протягом цих часових інтервалів зібраної енергії та енергії, що зберігається в акумуляторі, здається, достатньо для покриття споживаної енергії. Однак, серед цих 5 часових інтервалів, коли менеджер живлення переключився на фотоелектричну систему, рішення, прийняте о 16:00, було неправильним.

Таблиця 3.5 – Результати, отримані для конфігурації 3

	Потужність системи 2 кВт	
	Без батарейок	З батареями
Загальне щомісячне споживання	1015,132 кВт/год	1015,132 кВт/год
Загальне виробництво фотоелектричних систем	358,660 кВт/год	358,660 кВт/год
Власне споживання	125,331 кВт/год	358,321 кВт/год
Загальна кількість, що подається в мережу	233,439 кВт/год	0 кВт/год
Всього куплено з мережі	889,911 кВт/год	656,8164 кВт/год
Коефіцієнт власного споживання	34,913%	99,905%
Рівень самозабезпечення	12,3355%	35,2979%
Хороше рішення РН	97	251
Погане рішення РН	14	27
Сітка хороших рішень	622	435
Сітка поганих рішень	10	30
Коефіцієнт помилок відключення електроенергії	12,6%	9,7%
Площа (м <sup>2</sup> )	40	40

Як видно на рисунку 3.8б, протягом цього часового інтервалу (з 16:00 до 17:00) прогнозована споживана енергія  $\hat{P}_C(n)$  нижча за прогнозовану зібрану енергію, додану до енергії, що зберігається в акумуляторі ( $\hat{P}_H(n) + \text{SoC}(t)$ ). Тому прогнози для цього часового інтервалу були занадто оптимістичними, оскільки

реальна енергія РС насправді більша за  $P_H(n) + SoC(t)$ . Як наслідок, приймається неправильне рішення.

На рис.3.9 та 3.10 кількість зібраної енергії збільшується зі збільшенням розміру фотоелектричного модуля. Як наслідок, неправильне рішення РН не приймається протягом дня, а це означає, що всі рішення, прийняті менеджером живлення, є правильними. Можемо спостерігати, що, незважаючи на збільшення кількості рішень РН зі збільшенням розміру фотоелектричного модуля, коефіцієнт помилок відключення електроенергії зменшується. Коли використовується акумулятор, коефіцієнт помилок відключення електроенергії ще більше зменшується порівняно з випадком, коли акумулятор не використовується. Цей вплив акумулятора на коефіцієнт помилок відключення електроенергії буде обговорено в наступному розділі.

Після зміни розміру фотоелектричних панелей для ємності акумулятора 20 кВт/год, зменшено розмір акумулятора з 20 кВт/год до 10 кВт/год. У табл. 3.6, 3.7 та 3.8 наведено результати, отримані в цьому випадку. Як видно, результати табл.3.6 та 3.7 такі ж, як і в табл.3.3 та 3.4. Дійсно, оскільки моделювання проводиться в зимових умовах з низьким рівнем сонячного освітлення (у грудні), розмір акумулятора впливає лише тоді, коли розміри фотоелектричних панелей більші, як у випадку табл.3.8. Коли розмір фотоелектричних панелей збільшується, також збільшується енергія, яку можна зберігати в акумуляторі (і використовувати пізніше). Для фотоелектричних панелей малого розміру неможливо насичувати ємність акумулятора, що пояснює ті ж результати, що отримані в табл.3.3, 3.4, 3.6 та 3.7, а також різницю, що спостерігається в табл.3.8 порівняно з табл.3.5.

Таблиця 3.6 – Результати, отримані для конфіг.13

	Потужність системи 2 кВт	
	Без батарейок	З батареями
Загальне щомісячне споживання	1015,132 кВт/год	1015,132 кВт/год
Загальне виробництво фотоелектричних систем	89,665 кВт/год	89,665 кВт/год
Власне споживання	5,505 кВт/год	89,44 кВт/год

Загальна кількість, що подається в мережу	84,159 кВт/год	0 кВт/год
Всього куплено з мережі	1009,627 кВт/год	925,69 кВт/год
Коефіцієнт власного споживання	6,1399%	99,752%
Рівень самозабезпечення	0,542%	8,81%
Хороше рішення РН	9	89
Погане рішення РН	3	22
Сітка хороших рішень	719	599
Сітка поганих рішень	12	33
Коефіцієнт помилок відключення електроенергії	25%	19,81%
Площа (м <sup>2</sup> )	10	10

Таблиця 3.7 – Результати, отримані для конфіг.14

	Потужність системи 2 кВт	
	Без батарейок	3 батареями
Загальне щомісячне споживання	1015,132 кВт/год	1015,132 кВт/год
Загальне виробництво фотоелектричних систем	179,33 кВт/год	179,33 кВт/год
Власне споживання	43,685 кВт/год	178,756 кВт/год
Загальна кількість, що подається в мережу	135,645 кВт/год	0 кВт/год
Всього куплено з мережі	971,447 кВт/год	836,376 кВт/год
Коефіцієнт власного споживання	24,36%	99,68%
Рівень самозабезпечення	4,303%	17,609%
Хороше рішення РН	41	157
Погане рішення РН	11	21
Сітка хороших рішень	673	532
Сітка поганих рішень	18	33
Коефіцієнт помилок відключення електроенергії	21,15%	11,79%
Площа (м <sup>2</sup> )	20	20

Таблиця 3.8 – Результати, отримані для конфіг.15

	Потужність системи 2 кВт	
	Без батарейок	3 батареями
Загальне щомісячне споживання	1015,132 кВт/год	1015,132 кВт/год
Загальне виробництво фотоелектричних систем	358,660 кВт/год	358,66 кВт/год
Власне споживання	125,221 кВт/год	336,18384 кВт/год
Загальна кількість, що подається в мережу	233,439 кВт/год	22,1377 кВт/год
Всього куплено з мережі	889,911 кВт/год	678,9541 кВт/год
Коефіцієнт власного споживання	34,913%	93,73307%
Рівень самозабезпечення	12,3355%	33,1172%
Хороше рішення РН	97	239
Погане рішення РН	14	22
Сітка хороших рішень	622	453
Сітка поганих рішень	10	29
Коефіцієнт помилок відключення електроенергії	12,6%	9,7%

Площа (м <sup>2</sup> )	40	40
-------------------------	----	----

Таблиця 3.9 – Результати, отримані для конфіг.4

	Потужність системи 2 кВт	
	Без батарейок	З батареями
Загальне щомісячне споживання	459,952 кВт/год	459,952 кВт/год
Загальне виробництво фотоелектричних систем	330,199 кВт/год	330,199 кВт/год
Власне споживання	111,306 кВт/год	329,803 кВт/год
Загальна кількість, що подається в мережу	218,892 кВт/год	0 кВт/год
Всього куплено з мережі	348,645 кВт/год	130,1486 кВт/год
Коефіцієнт власного споживання	33,708%	99,88%
Рівень самозабезпечення	24,199%	71,7038%
Хороше рішення РН	185	552
Погане рішення РН	30	14
Сітка хороших рішень	470	131
Сітка поганих рішень	58	46
Коефіцієнт помилок відключення електроенергії	13,9%	2,5%
Площа (м <sup>2</sup> )	10	10

Літній стан (липень).

Для моделювання літніх умов, тобто споживання меншої кількості енергії та великої кількості зібраної енергії, було проведено оцінку енергетичного менеджера за липень. Табл.3.9, 3.10 та 3.11 – це результати моделювання, отримані влітку (липень) для домогосподарства, розташованого в Полтаві. Як видно, для фотоелектричної панелі потужністю 4 або 8 кВт/пік зібрана енергія (загальне виробництво фотоелектричної енергії) перевищує загальне місячне споживання.

Оскільки зібрана енергія є важливою, власне споживання енергії також набагато значніше, навіть якщо акумулятор не використовується, оскільки фотоелектрична система виробляє достатньо енергії для покриття енергетичного навантаження. Решта зібраної енергії вважається надлишком і подається в мережу.

Коли використовується акумулятор, власне споживання значно зростає, оскільки зібрана енергія може накопичуватися в акумуляторі, щоб її можна було використовувати, коли енергії достатньо для покриття енергетичного

навантаження. Саме тому для фотоелектричної панелі потужністю 2 кВт/пік у мережу не подається жодна енергія табл. 3.9.

Відзначається зменшення попиту на енергію, що купується з мережі, в обох випадках (з акумулятором або без нього) порівняно з результатами, отриманими в грудні табл.3.3, 3.4 та 3.5. Оскільки протягом липня спостерігається значне виробництво енергії, живлення часто перемикається на фотоелектричні системи.

Результати, отримані в табл.3.9, 3.10 та 3.11, також показують збільшення коефіцієнта самозабезпечення порівняно з груднем табл.3.3, 3.4 та 3.5. Коефіцієнт самозабезпечення SSR має тенденцію до насичення при збільшенні розміру фотоелектричної системи. Цю інформацію можна використовувати для визначення того, чи система є надмірно розгалуженою.

З іншого боку, коефіцієнт власного споживання SCR має тенденцію до зниження при збільшенні розміру фотоелектричної системи. Незважаючи на те, що зібрана енергія значно зростає з розміром фотоелектричної системи, власне споживання енергії зменшується порівняно з виробленою енергією.

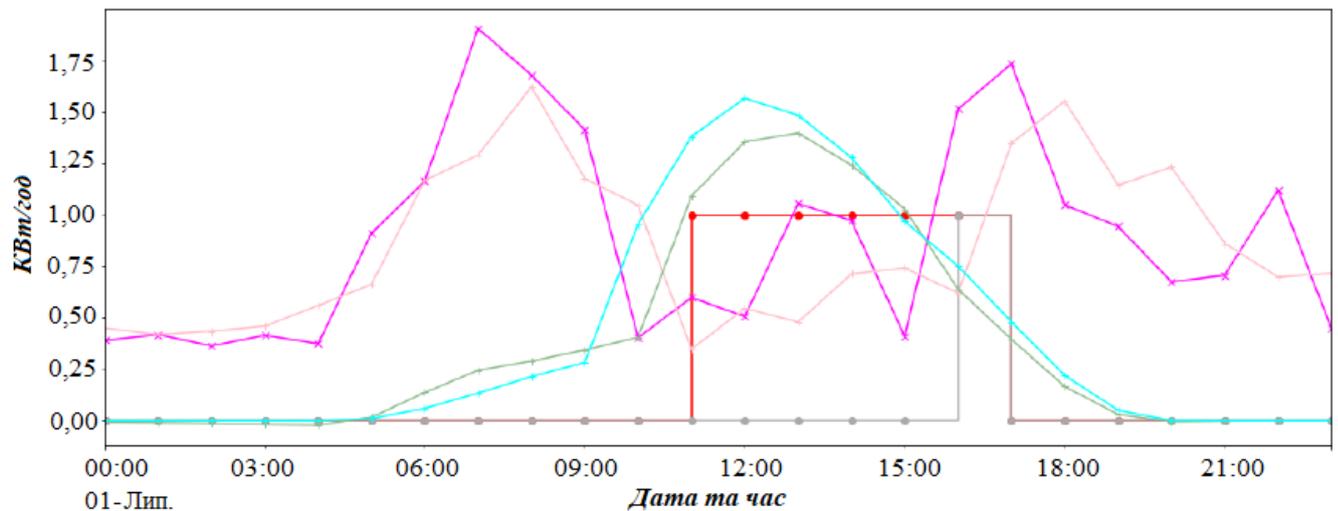
Таблиця 3.10 – Результати, отримані для конфігурації 5

	Потужність системи 2 кВт	
	Без батарейок	З батареями
Загальне щомісячне споживання	459,95 кВт/год	459,95 кВт/год
Загальне виробництво фотоелектричних систем	660,34 кВт/год	660,34 кВт/год
Власне споживання	185,9 кВт/год	450,34 кВт/год
Загальна кількість, що подається в мережу	474,486 кВт/год	201,42 кВт/год
Всього куплено з мережі	274,039 кВт/год	9,612 кВт/год
Коефіцієнт власного споживання	18,15%	68,19%
Рівень самозабезпечення	40,42%	97,91%
Хороше рішення РН	301	729
Погане рішення РН	17	1
Сітка хороших рішень	399	12
Сітка поганих рішень	26	1
Коефіцієнт помилок відключення електроенергії	5,3%	0,237%
Площа (м <sup>2</sup> )	20	20

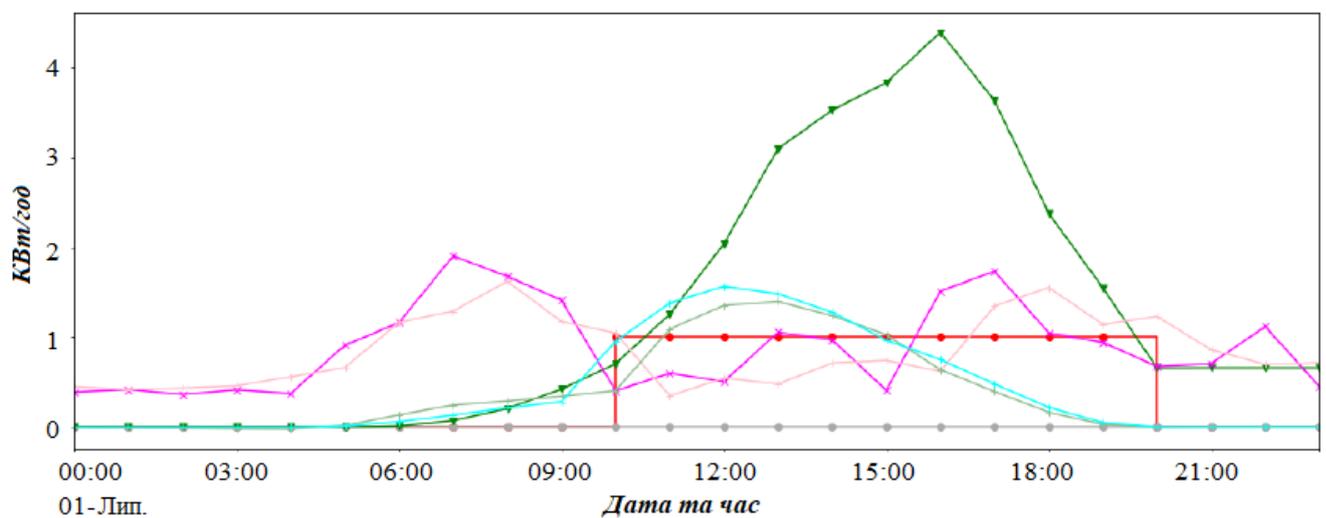
Таблиця 3.11 – Результати, отримані для конфігурації 6

	Потужність системи 2 кВт	
	Без батарейок	З батареями
Загальне щомісячне споживання	459,95 кВт/год	459,95 кВт/год
Загальне виробництво фотоелектричних систем	1320,798 кВт/год	1320,798кВт/год
Власне споживання	230,773 кВт/год	452,033 кВт/год

Загальна кількість, що подається в мережу	1090,024 кВт/год	858,790 кВт/год
Всього куплено з мережі	229,1783кВт/год	7,919 кВт/год
Коефіцієнт власного споживання	17,47%	34,224%
Рівень самозабезпечення	50,173%	98,278%
Хороше рішення РН	355	732
Погане рішення РН	13	1
Сітка хороших рішень	350	10
Сітка поганих рішень	25	0
Коефіцієнт помилок відключення електроенергії	3,5%	0,136%
Площа (м <sup>2</sup> )	40	40



а)



б)

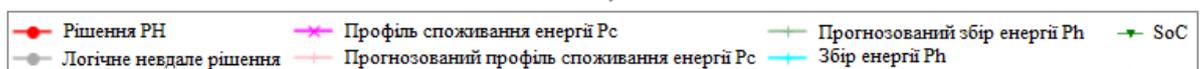
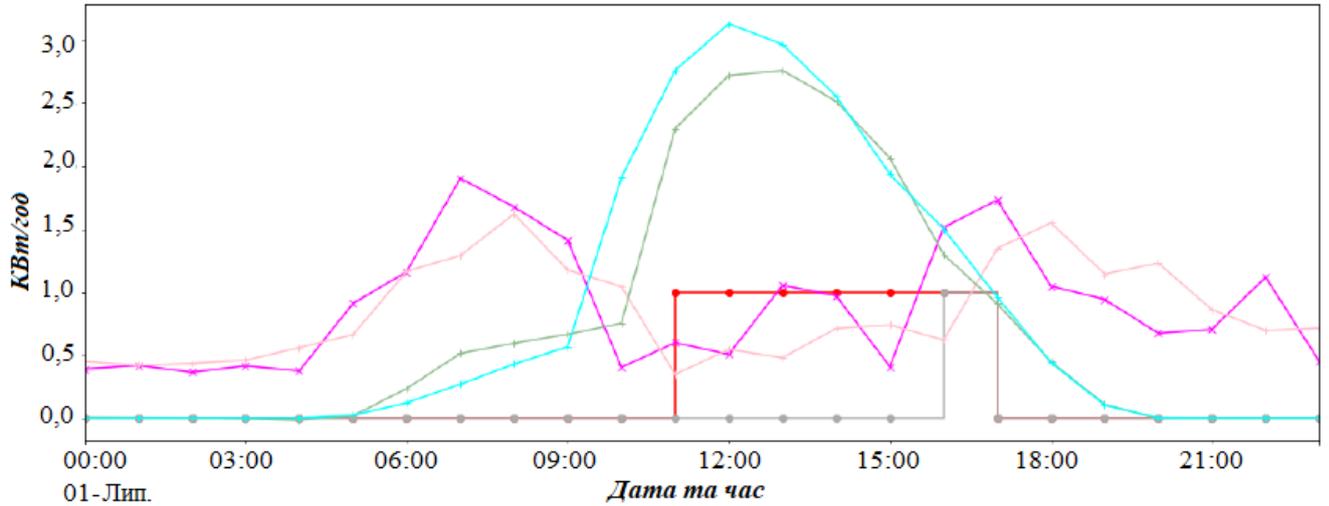
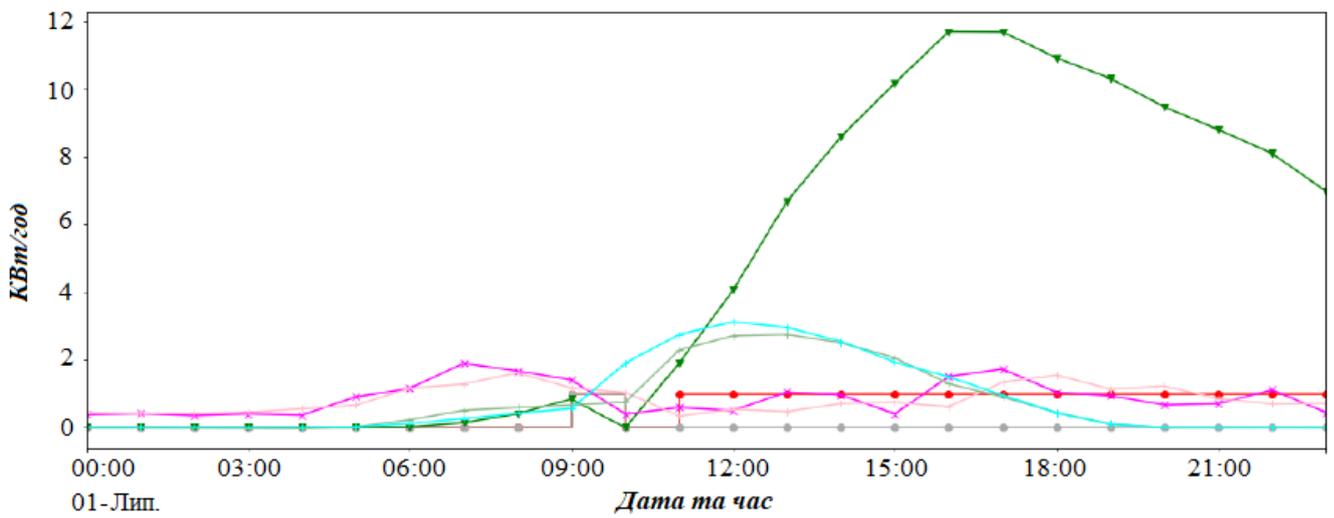


Рисунок 3.11 – Потоки енергії житлового будинку: мережа-фотоелектрична система, підключена без (а) та з акумуляторною системою протягом одного дня липня (б) (розмір фотоелектричної системи 2 кВтпк, розмір акумулятора 20 кВт·год, річне навантаження 9 МВт·год)



а)



б)

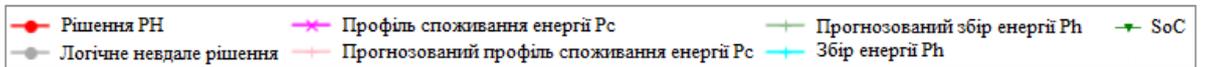


Рисунок 3.12 – Потоки енергії житлової системи: підключена до мережі фотоелектрична система без (а) та з акумуляторною системою протягом одного дня липня (б) (потужність фотоелектричної системи 4 кВт, потужність акумулятора 20 кВт/год, річне навантаження 9 МВт/год)

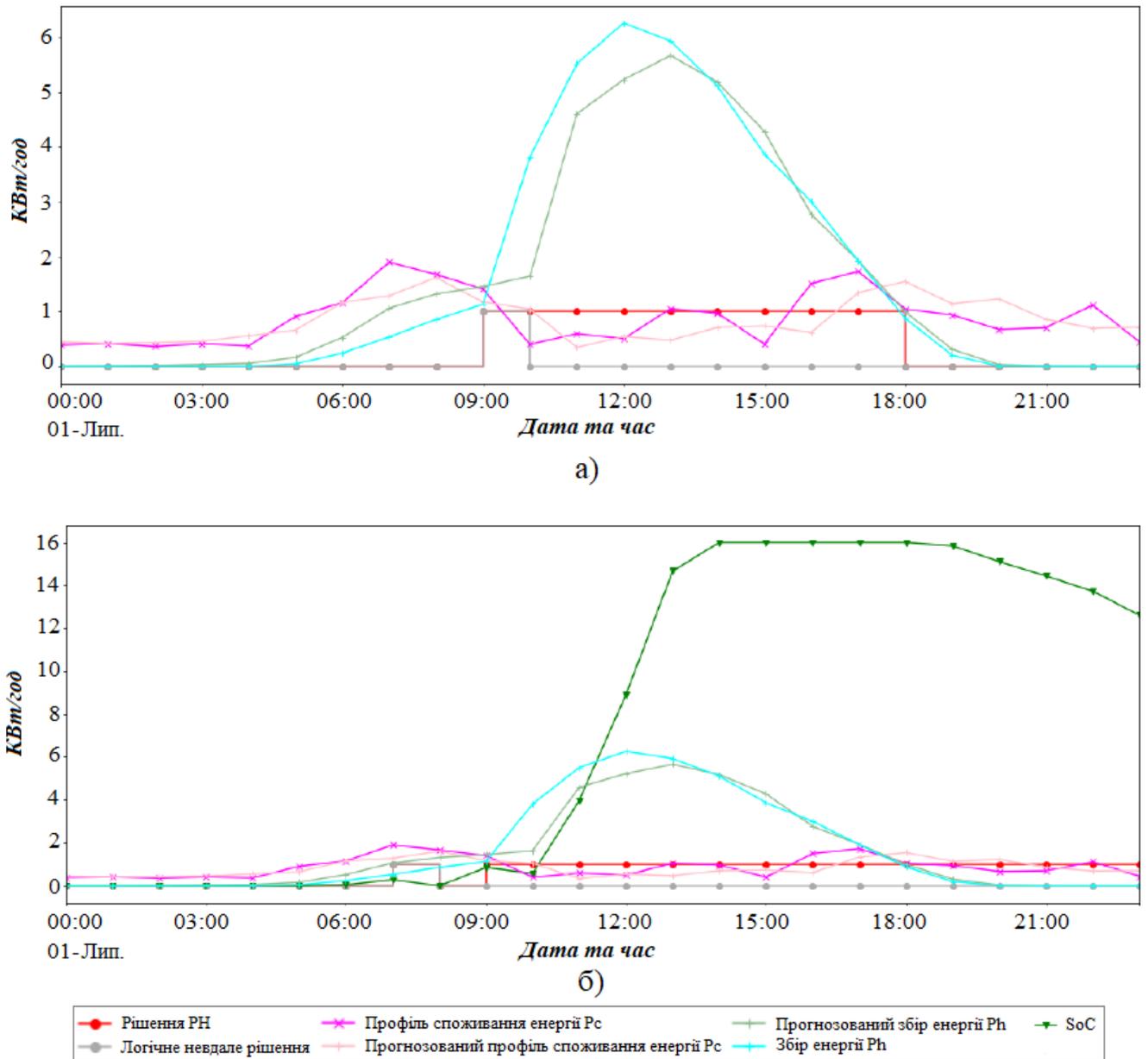


Рисунок 3.13 – Потоки енергії житлового будинку: мережа-фотоелектрична система, підключена без (а) та з акумуляторною системою протягом одного дня липня (б) (розмір фотоелектричної системи 8 кВт/пік, розмір акумулятора 20 кВт/год, річне навантаження 9 МВт/год)

Для аналізу рішень, у табл. 3.9, 3.10 та 3.11, на рис. 3.11, 3.12 та 3.13 показано результати, отримані за один день липня. Як видно на рис. 3.11а, система керування живленням 5 разів перемикалася на фотоелектричну систему з поганим рішенням РН у проміжок часу з 16:00 до 17:00. Як зазначено, менеджер живлення приймає рішення про перемикавання на фотоелектричну систему, оскільки

прогнозована зібрана енергія  $\hat{P}_H(n)$  була більшою за прогнозовану споживану енергію  $\hat{P}_C(n)$  у момент часу  $t$ . Коли використовується акумулятор, менеджер живлення 10 разів вмикає фотоелектричну систему без жодного поганого рішення протягом дня. Це показує, що використання акумулятора покращує прийняття рішень менеджером живлення. Помітно, що рівень заряду акумулятора, досягнутий протягом липня, набагато вищий порівняно з груднем (рис.3.8, 3.9 та 3.10). На рис. 3.12 та 3.13 ми навіть можемо спостерігати, що акумулятор досягає своєї максимальної ємності (тобто рівня насичення). Це насичення акумулятора можна пояснити тим, що профіль домогосподарства, використаний у цьому дослідженні, демонструє зниження споживання енергії протягом липня. Ймовірно, це пов'язано з тим, що мешканці перебувають у відпустці протягом цього періоду.

Таблиця 3.12 – Результати, отримані для конфігурації 16

	Потужність системи 2 кВт	
	Без батарейок	3 батареями
Загальне щомісячне споживання	459,952 кВт/год	459,952 кВт/год
Загальне виробництво фотоелектричних систем	330,199 кВт/год	330,199 кВт/год
Власне споживання	111,306 кВт/год	322,83977кВт/год
Загальна кількість, що подається в мережу	218,82 кВт/год	6,94037 кВт/год
Всього куплено з мережі	348,645 кВт/год	137, 1123 кВт/год
Коефіцієнт власного споживання	33,708%	97,7710%
Рівень самозабезпечення	24,199%	70,1898%
Хороше рішення РН	185	543
Погане рішення РН	30	15
Сітка хороших рішень	470	140
Сітка поганих рішень	58	45
Коефіцієнт помилок відключення електроенергії	13,9%	2,68%
Площа (м <sup>2</sup> )	10	10

Таблиця 3.13 – Результати, отримані для конфігурації 17

	Потужність системи 2 кВт	
	Без батарейок	3 батареями
Загальне щомісячне споживання	459,952 кВт/год	459,952 кВт/год
Загальне виробництво фотоелектричних систем	660,399 кВт/год	660,399 кВт/год
Власне споживання	185,912 кВт/год	406,7182кВт/год
Загальна кількість, що подається в мережу	474,4865 кВт/год	252,7231кВт/год
Всього куплено з мережі	274,039 кВт/год	53,2338 кВт/год
Коефіцієнт власного споживання	28,151%	61,5867%
Рівень самозабезпечення	40,420%	88,42621%
Хороше рішення РН	301	662

Погане рішення РН	17	6
Сітка хороших рішень	399	48
Сітка поганих рішень	26	27
Коефіцієнт помилок відключення електроенергії	5,3%	0,89%
Площа (м <sup>2</sup> )	20	20

У табл. 3.12, 3.13 та 3.14 показано результати, отримані при зменшенні ємності акумулятора з 20 кВт/год до 10 кВт/год. Як видно, результати дещо відрізняються від результатів, отриманих у табл. 3.9, 3.10 та 3.11. Оскільки моделювання проводиться протягом місяця сильного сонячного світла (липень), очікується, що продуктивність знизиться при використанні акумулятора ємністю 10 кВт/год, як видно з табл. 3.12, 3.13 та 3.14.

Якщо ємність акумулятора зменшується, рівень насичення акумулятора досягається швидше, а енергія, що подається в мережу, збільшується. Тим часом, енергія, що купується з мережі, також збільшується при зменшенні розміру акумулятора вдвічі (з 20 кВт/год до 10 кВт/год).

Таблиця 3.14 – Результати, отримані для конфігурації 18

	Потужність системи 2 кВт	
	Без батарейок	З батареями
Загальне щомісячне споживання	459,952 кВт/год	459,952 кВт/год
Загальне виробництво фотоелектричних систем	1320,7986 кВт/год	1320,7986 кВт/год
Власне споживання	230,773 кВт/год	427,5020кВт/год
Загальна кількість, що подається в мережу	1090,024 кВт/год	891,001 кВт/год
Всього куплено з мережі	229,1783 кВт/год	32,4501 кВт/год
Коефіцієнт власного споживання	17,47%	32,3669%
Рівень самозабезпечення	50,173%	92,9448%
Хороше рішення РН	355	694
Погане рішення РН	13	3
Сітка хороших рішень	350	35
Сітка поганих рішень	25	11
Коефіцієнт помилок відключення електроенергії	3,5%	0,43%
Площа (м <sup>2</sup> )	40	40

### **Вплив розміру фотоелектричних систем та акумуляторів на коефіцієнт помилок відключення електроенергії**

Після оцінки впливу профілів збору енергії та розмірів акумуляторів на коефіцієнт власного споживання та самодостатність, ми аналізуємо поведінку

політик управління живленням на коефіцієнт помилок відключення електроенергії, визначений у рівнянні 3.10:

Чим нижчий коефіцієнт помилок відключення електроенергії, тим ефективніша фотоелектрична система з акумулятором або без нього.

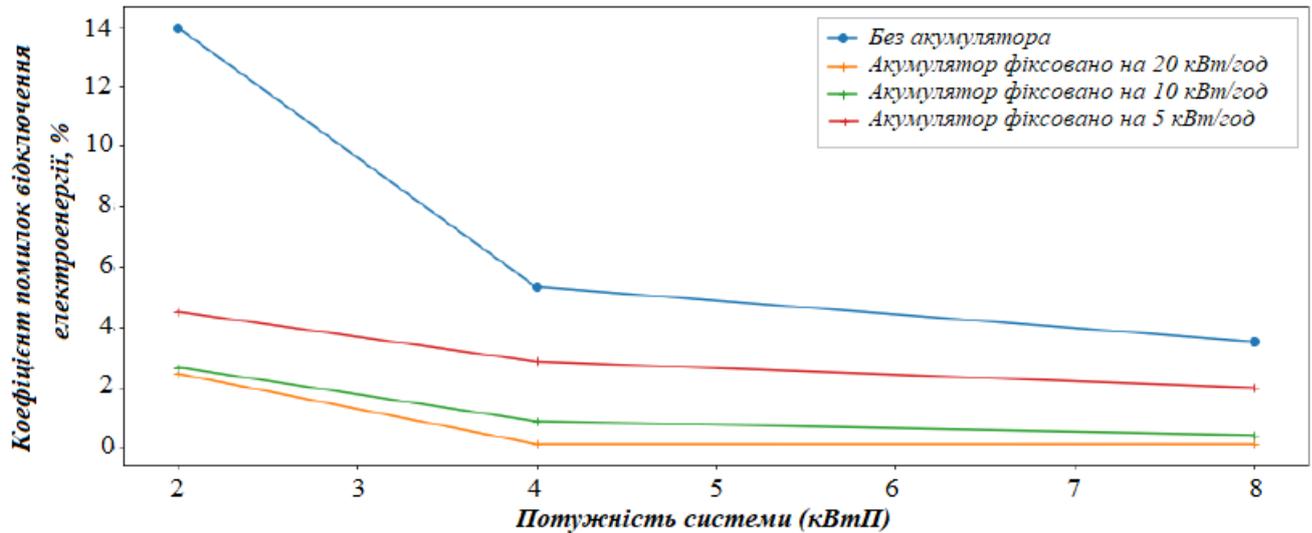


Рисунок 3.17 – Вплив фотоелектричних систем та розміру акумуляторів на рівень помилок, пов'язаних із відключенням електроенергії в літні умови (липень)

На рис.3.14 показано коефіцієнт помилок відключення електроенергії, отриманий у моделюванні шляхом зміни розміру фотоелектричних панелей (від 2 до 8 кВт<sup>-1</sup>) та ємності акумулятора (від 0 до 20 кВт<sup>-1</sup>) в літні умови (тобто липень), але для двох різних профілів зібраної енергії. Як і очікувалося, фотоелектричні системи, оснащені акумулятором, мають менше відключень електроенергії, ніж ті, що не мають акумулятора. Крім того, для великих фотоелектричних систем відключень електроенергії менше. Однак розмір акумулятора 10 кВт<sup>-1</sup> з фотоелектричною системою потужністю 4 кВт<sup>-1</sup> можна вважати добре адаптованим для покриття потреб у енергії.

## ВИСНОВКИ

У ході дослідження було комплексно розглянуто концепцію розумного будинку з урахуванням сучасних технологій збору, обробки та управління енергоспоживанням. Проведено аналіз методів машинного навчання, зокрема тих, що застосовуються для розпізнавання електроприладів і прогнозування глобального енергоспоживання. Оцінено потенціал використання відновлюваної енергії, включно з різними типами фотоелектричних систем та технологіями зберігання енергії. Отримані результати підтверджують ефективність інтегрованих підходів до управління енергоспоживанням, що забезпечує підвищення енергоефективності та автономності систем розумного будинку.

У ході виконання другого поставленого завдання, представлено дослідження впливу кількості та типу ознак на ідентифікацію побутової техніки. Запропоновано використати метод ковзного середнього для підготовки даних для оптимізації класифікаторів. Порівняння було проведено з іншим методом з динамічними коефіцієнтами. Була використана база даних ACS-F1, яка є у вільному доступі і відтворює експерименти та порівняння алгоритмів.

Використовуючи цей набір даних, надано результати розпізнавання за допомогою алгоритмів машинного навчання на основі класифікаторів K-NN, Random Forest та Multilayer Perceptron. У найкращому випадку отримано коефіцієнт розпізнавання 89,1% та 99,1% за допомогою k-NN без та з ковзним середнім відповідно. Показано, що використання лише зменшеної кількості ознак, у нашому випадку лише 2 ознак потужності (активна та реактивна потужність), достатньо для розпізнавання приладу в побуті з високою точністю. Ідентифікація приладів є складним завданням, яке залишається важким для узагальнення, враховуючи еволюцію цих приладів. Змішаний підхід, що поєднує загальне споживання енергії, а також деякі ключові вимірювання приладів, здається хорошим компромісом. Глобальне споживання енергії можна використовувати для

створення набору даних для прогнозування споживаної енергії і, таким чином, для прийняття рішень щодо оптимізації власного споживання.

Розетки, встановлені на деяких ключових та керованих приладах, з іншого боку, дозволять ручне або навіть автоматичне керування цими приладами.

Наступним кроком представлено різні методи заміни відсутніх значень та оцінка точності ARIMA та LSTM як репрезентативних моделей для прогнозування даних часових рядів. Обидві моделі були реалізовані та навчені на наборі даних про споживання електроенергії в житлових будинках. Результати показали, що LSTM забезпечує кращу продуктивність, ніж ARIMA, незалежно від методу попередньої обробки. Для перевірки ефективності моделі LSTM прогнози були проведені з використанням нового тесту даних з будівлі. Використовуючи цей набір даних, похибка прогнозування становить близько 20%, що можна вважати прийнятним для управління енергоспоживанням для прийняття рішень або для визначення розміру системи збору енергії.

Виконуючи третє поставлене завдання, застосовано алгоритми управління енергоспоживанням для домогосподарств для оцінки власного споживання та оптимізації коефіцієнта помилок відключень електроенергії для підключеної до мережі фотоелектричної системи, з акумулятором або без нього. В обох випадках менеджер живлення моделювався для двох погодних умов (грудень та липень). Прогнозоване виробництво енергії та профілі навантаження використовувалися для прийняття рішень у кожному часовому інтервалі. Також було досліджено вплив розміру фотоелектричної системи та акумулятора.

На основі отриманих результатів можна зробити висновок, що рівень самозабезпечення сильно залежить від розміру фотоелектричної системи, а також від ємності акумулятора. Однак рівень самозабезпечення має більше сенсу для фотоелектричних систем без системи накопичення енергії, оскільки насичення спостерігається для фотоелектричних систем із системою накопичення енергії.

## ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. A. Marchiori, D. Hakkarinen, Q. H. and Earle, L.. Circuitlevel load monitoring for household energy management. *IEEE Pervasive Computing*, 2020, pp. 40–48.
2. Alam, M. R., Reaz, M. B. I., and Ali, M. A. M. A review of smart homes—past, present, and future. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 2022, pp. 100–115.
3. Amarasinghe, K., Marino, D., and Manic, M. Deep neural networks for energy load forecasting, 2019 , pp.83–88.
4. Cagigal, M. C., Martín, E., de Ávila, E. M., Bote, D., Martín, Á., Macia, F., and Leube, F. Pv self-consumption optimization with storage and active dsm for the residential sector, 2021, pp. 10–15.
5. D. Porcino, W. H. Ultra-wideband radio technology : potential and challenges ahead. *IEEE Communications Magazine*, 2023, pp. 66–74.
6. Fiot, J. and Dinuzzo, F. Electricity demand forecasting by multitask learning. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, pp. 544–551.
7. Ghelardoni, L., Ghio, A., and Anguita, D. Energy load forecasting using empirical mode decomposition and support vector regression. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 2023, pp. 549–556.
8. G.Thomas, J. User defined interactions between devices on a 6lowpan network for home automation, 2024, pp. 1–4.
9. Hart, G. W. Nonintrusive appliance load monitoring. *Proceedings of the IEEE*, 2022, pp. 1870–1891.
10. Hochreiter, S. and Schmidhuber, J. Long short-term memory. *Neural computation*, 2020, pp. 35–80.
11. HULD Thomas, SURI Marcel, C. T. D. E.Optimal mounting strategy for single-axis tracking non-concentrating pv in europe, 2019, pp.232-243.
12. J.Lee, C.Chuang, C.S. Applications of short-range wireless technologies to industrial automation : A zigbee approach. In 2009 Fifth Advanced International Conference on Telecommunications, 2024,pp. 15–20.

13. Kim, N., Kim, M., and Choi, J. Lstm based short-term electricity consumption forecast with daily load profile sequences, 2018, pp. 136–137.
14. Knight, M. Wireless security - how safe is z-wave ? Computing Control Engineering Journal, 2020, pp.18 – 23.
15. Ranaweera, I. and Midtgård, O.-M. Optimization of operational cost for a grid-supporting pv system with battery storage. Renewable Energy, 2020, pp. 262 – 272.
16. Reinhardt, A., Baumann, P., Burgstahler, D., Hollick, M., Chonov, H., Werner, M., and Steinmetz, R. On the accuracy of appliance identification based on distributed load metering data. Proc. SustainIT, 2023, pp. 1–9.
17. Saab, S., Badr, E., and Nasr, G. Univariate modeling and forecasting of energy consumption : The case of electricity in lebanon. Energy, 2021, pp.1–14.
18. Sharma I., Dong J., Malikopoulos A. A., Street, M., Ostrowski, J., Kuruganti, T., and Jackson, R. A modeling framework for optimal energy management of a residential building. Energy and Buildings, 2024, pp. 55-63.
19. Sulaiman S., Jeyanthi A., Devaraj D. Artificial neural network based day ahead load forecasting using smart meter data. 2019, pp. 1–6.
20. Zhu Q., Guo Y., Feng G. Household energy consumption in china : Forecasting with bvar model up to 2030, 2024, pp. 654–659
21. Zafari, F., Papapanagiotou, I., and Christidis, K.. Microlocation for internet-of-things-equipped smart buildings. IEEE Internet of Things Journal, 2020, pp. 96–112.
23. Sundaravadivel, P.; Kesavan, K.; Kesavan, L.; Mohanty, S.P.; Kougiannos, E. Smart-log: A deep-learning based automated nutrition monitoring system in the iot. IEEE Trans. Consum. Electron. 2018, 64, 390–398.
24. Solatidehkordi, Z.; Ramesh, J.; Al-Ali, A.; Osman, A.; Shaaban, M. An IoT deep learning-based home appliances management and classification system. Energy Rep. 2023, 9, 503–509.
25. Alkar, A., & Buhur, U. An Internet based wireless home automation system for multifunctional devices. Consumer Electronics, IEEE Transactions on, 2018, 51(4), pp.1169-1174.

26. Xu, M.; Watanachaturaporn, P.; Varshney, P.K.; Arora, M.K. Decision tree regression for soft classification of remote sensing data. *Remote Sens. Environ.* 2015, p.322–336.
27. Li, T.; Hong, Z.; Yu, L. Machine learning-based intrusion detection for iot devices in smart home. In *Proceedings of the 2020 IEEE16th International Conference on Control & Automation (ICCA)*, Sapporo, Japan, 9–11 October 2020; pp. 277–282.
28. Kasaraneni, P.P.; Venkata Pavan Kumar, Y.; Moganti, G.L.K.; Kannan, R. Machine Learning-Based Ensemble Classifiers for Anomaly Handling in Smart Home Energy Consumption Data. *Sensors* 2022.
29. Popa, D.; Pop, F.; Serbanescu, C.; Castiglione, A. Deep learning model for home automation and energy reduction in a smart home environment platform. *Neural Comput. Appl.* 2019, pp.1317–1337.
30. John, V.; Liu, Z.; Guo, C.; Mita, S.; Kidono, K. Real-time lane estimation using deep features and extra trees regression. In *Proceedings of the Image and Video Technology: 7th Pacific-Rim Symposium, PSIVT 2015, Auckland, New Zealand, 25–27 November 2015; Revised Selected Papers 7.* pp. 721–733.

## **ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ**