

УДК 002.53:004.89, 004.83, 004.89:004.4

УКПП

№ держреєстрації 0121U109558

Інв. №

Міністерство освіти і науки України
Сумський державний університет (СумДУ)
40007, м.Суми, вул. Римського-Корсакова, 2;
тел. (+38 0542) 33 53 83; факс (+38 0542) 33 40 58

ЗАТВЕРДЖУЮ

Проректор з наукової роботи,
д-р фіз.-мат. наук, проф.

_____ А. М. Черноус

ЗВІТ

ПРО НАУКОВО-ДОСЛІДНУ РОБОТУ

Інтелектуальні інформаційно-аналітичні технології і засоби представлення,
оцінювання та управління енергетичною інфраструктурою країни

МЕТОДОЛОГІЯ ПОБУДОВИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ УПРАВЛІННІ ЕНЕРГЕТИЧНОЮ
ІНФРАСТРУКТУРОЮ. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ
РОЗРОБЛЕНИХ МЕТОДІВ, ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА
ТЕСТОВИХ ЗАДАЧ ЇХ АПРОБАЦІЇ
(остаточний)

Керівник НДР

канд. техн. наук., доц.

В. В. Шендрик

2022

Рукопис закінчено 13 грудня 2022 р.

Результати цієї роботи розглянуто науковою радою СумДУ, протокол від .12.2022 № __

СПИСОК АВТОРІВ

Керівник НДР виконавець ЦПД, канд. техн. наук, доцент	___.12.2022	В.В. Шендрик (вступ, висновки, п. 1.1, 1.2, 2.1)
Відповідальний виконавець виконавець ЦПД, канд. техн. наук, доцент	___.12.2022	Ю.В. Парфененко (п. 1.1, 3.2, 4.2, 4.3, 4.4, 4.5, 5.1)
Провідний наук. співроб., д. т. н., професор	___.12.2022	П.М. Павленко (п. 1.1, 1.2, 4.5)
Старший наук. співроб., канд. техн. наук	___.12.2022	О.В. Бойко (підрозділи 1.2, 2.1, 3.1, 4.1)
Старший наук. співроб., канд. техн. наук	___.12.2022	С.О. Шендрик (п. 1.2, 2.1, 3.3)
Інженер I категорії	___.12.2022	Л.М. Братушка (п. 2.3)
Інженер I категорії, аспірант	___.12.2022	Є.П. Холявка (п. 2.2, 2.3)
Виконавець ЦПД, студент	___.12.2022	С.О. Толстоноженко (п. 5.2)
Виконавець ЦПД, студент	___.12.2022	В.В. Зальотов (п. 5.3)

РЕФЕРАТ

Звіт про НДР: 144 с., 93 рис., 22 табл., 96 джерел.

SMART GRID, ЕНЕРГЕТИЧНА ІНФРАСТРУКТУРА, ЕНЕРГЕТИЧНА МІКРОМЕРЕЖА, ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ, МОДЕЛЮВАННЯ, ПЛАНУВАННЯ, ПРОГНОЗУВАННЯ, СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, УПРАВЛІННЯ

Об'єкт дослідження – процес прийняття рішень при проектуванні і управлінні складними об'єктами енергетичної інфраструктури.

Мета дослідження полягає в отриманні нових прикладних знань, моделей та методів обробки інформації, розробці інтелектуальної інформаційної технології підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою.

Методи дослідження – системний аналіз, методи експертних оцінок, теорія прийняття рішень, нейронні мережі, елементи теорії множин, теорія нечітких множин, методологія структурно-функціонального моделювання.

Результатами дослідження є математичні, структурно-функціональні моделі елементів діяльності щодо прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою та інформаційно-аналітична технологія підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою. Розроблено прототип інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою та виконано його апробацію для підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичними мікромережами з відновлюваними джерелами енергії. Використання запропонованої інформаційної технології дозволить підвищити ефективність прийняття рішення на різних рівнях управління енергетичною інфраструктурою.

ЗМІСТ

ВСТУП	6
1 ДОСЛІДЖЕННЯ ТЕНДЕНЦІЙ ТА ПІДХОДІВ ДО ЗАСТОСУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ ПРЕДСТАВЛЕННЯ, ОЦІНЮВАННЯ ТА УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГЕТИЧНОЮ ІНФРАСТРУКТУРОЮ КРАЇНИ	11
1.1 Аналіз сучасного стану імплементації Smart Grid в енергетичну систему країни	11
1.2 Дослідження методології побудови інтелектуальних технологій підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою країни.....	19
2 МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ПРОЦЕСУ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ УПРАВЛІННІ ЕНЕРГЕТИЧНОЮ ІНФРАСТРУКТУРОЮ	26
2.1 Модель підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою	26
2.2 Моделі прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел енергії для різних типів споживачів	40
2.3 Модель генерації електричної енергії від альтернативних джерел...	63
3 МОДЕЛІ ПОДАННЯ ДАНИХ ТА ЗНАНЬ В СИСТЕМАХ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ УПРАВЛІННІ ЕНЕРГЕТИЧНОЮ ІНФРАСТРУКТУРОЮ	74
3.1 Моделі сховища даних та бази даних інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою	74
3.2 Модель подання експертних знань у вигляді нечітких правил для управління енергетичною інфраструктурою	81
4 СТРУКТУРНО-ФУНКЦІОНАЛЬНІ МОДЕЛІ ТА ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ ПЛАНУВАННІ ТА УПРАВЛІННІ ЕНЕРГЕТИЧНОЮ ІНФРАСТРУКТУРОЮ	84

4.1 Структурно-функціональна модель процесу планування енергетичної інфраструктури з відновлюваними джерелами енергії.....	84
4.2 Структурно-функціональна модель процесу збирання даних щодо поточного стану функціонування енергетичної інфраструктури	90
4.3 Структурно-функціональна модель процесу прогнозування споживання електричної енергії.....	94
4.4 Структурно-функціональна модель візуалізації даних в системах підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою	99
4.5 Інтелектуальна інформаційна технологія підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою	101
5 ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ УПРАВЛІННІ ЕНЕРГЕТИЧНОЮ МІКРОМЕРЕЖЕЮ З ВІДНОВЛЮВАНИМИ ДЖЕРЕЛАМИ ЕНЕРГІЇ	105
5.1 Архітектура системи підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною мікромережею з відновлюваними джерелами енергії ...	105
5.2 Використання інформаційної системи для планування структури енергетичної мікромережі.....	115
5.3 Використання інформаційної системи для підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною мікромережею.....	122
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	134

ВСТУП

Актуальність теми дослідження. Скорочення використання викопних видів палива, гнучке управління енергетичною інфраструктурою країни, забезпечення можливості безперебійного забезпечення споживачів електроенергією – є одним із найважливіших пріоритетів національної безпеки. Використання відновлюваних джерел енергії, імплементація їх у розумні мікромережі, розвиток кластерів таких мікромереж, дозволяють досягнути стійкості енергосистеми країни та підтримувати безперебійне електропостачання.

Разом з тим, ускладнення технічних систем для реалізації енергетичної інфраструктури вимагає розвитку нових підходів щодо планування, оперативного управління та оцінювання можливостей складних систем енергетичної інфраструктури у поєднанні з відновлювальними джерелами енергії, розвитку їх потенціалу відповідно до конфігурації, функціональних можливостей і наявності ресурсного забезпечення.

Традиційно використовуються широко розвинуті методи управління енергетичними об'єктами, що складають енергетичну інфраструктуру країни, побудовані на принципах лінійно-послідовного управління зі зворотнім зв'язком, і не враховують вплив багатьох невизначених факторів, не забезпечують необхідну гнучкість у прийнятті рішень.

Таким чином, розробка нових методів оброблення інформації та побудови на цій основі інтелектуальних інформаційно-аналітичних технологій у вигляді моделей та методів інтелектуального аналізу, представлення і оцінювання даних, методів, що дозволяють систематизувати, формалізувати та удосконалити сучасні підходи та інструментальні засоби прийняття рішень при проектуванні, оперативному управлінні та оцінюванні можливостей складних систем енергетичної інфраструктури, розвитку їх потенціалу відповідно до конфігурації, функціональних можливостей і наявності ресурсного забезпечення, – є актуальною науково-практичною проблемою.

Тому у цьому дослідженні розглядається процес прийняття рішень при проектуванні і управлінні складними об'єктами енергетичної інфраструктури.

У результаті дослідження будуть розроблені моделі, методи та інструментальні засоби інформаційної підтримки рішень, реалізовані у прототипі інформаційної системи для проектування та управління складними об'єктами енергетичної інфраструктури на основі мікромереж з відновлюваними джерелами енергії.

Дослідження розбите на підетапи, які реалізують наступні завдання дослідження:

- визначення тенденцій та підходів до застосування інформаційних технологій для представлення, оцінювання та управління розподіленою енергетичною інфраструктурою на основі мікромереж з відновлювальними джерелами енергії. Переумовою для розвитку інформаційно-аналітичних технологій підтримки прийняття рішень є імплементація концепції Smart Grid в енергетичну структуру країни та аналіз технологій підтримки прийняття рішень в умовах невизначеності та неповноти інформації.

- створення ансамблю моделей, які забезпечують процес підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою, а саме моделі прогнозування споживання електричної енергії від відновлюваних джерел енергії для різних типів споживачів, моделі генерації електричної енергії від відновлюваних джерел та модель підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою при спільному використанні різних типів джерел енергії.

- розроблення моделей даних та знань для подання інформації в системах підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою, а саме моделей сховища даних та оперативної бази даних інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою, моделі представлення експертних знань у вигляді нечітких правил для управління енергетичною інфраструктурою

– формування структурно-функціональних моделей процесів планування енергетичної інфраструктури з відновлюваними джерелами енергії, процесу збирання інформації про поточний стан енергетичної інфраструктури, процесів прогнозування генерації та споживання електричної енергії від різних типів джерел та різними типами користувачів, процесу візуалізації даних та розробка етапів діяльності інтелектуальна інформаційна технологія підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою.

Розроблення прототипу інтелектуальної інформаційно-аналітичної системи підтримки прийняття рішень при управлінні розподіленою мікромережею з різними типами відновлюваних джерел енергії, створення опису архітектури такої системи та дослідження результатів використання інформаційної системи для підтримки прийняття рішень щодо визначення ефективного режиму функціонування у залежності від поточного режиму енергосистеми та впливу умов оточуючого середовища.

Під час виконання НДР були одержані такі **нові наукові результати**:

1. Вперше на основі проведеного структурного аналізу процесів життєвого циклу енергії та життєвого циклу інформації щодо управління об'єктами енергетичної інфраструктури встановлено взаємозв'язки між інформаційними сутностями та об'єктами енергетичної інфраструктури, що дозволило отримати моделі життєвого циклу енергії та супутньої інформації, виконати моделювання інформаційних потоків, що супроводжують життєвий цикл енергії при управлінні енергетичною інфраструктурою, а також розробити математичні, інформаційні та структурні моделі процесу прийняття рішень та процесів обміну інформацією при управлінні енергетичною інфраструктурою.

2. Удосконалено інформаційні моделі моніторингу даних, задіяних в інформаційно-аналітичній системі управління енергетичною інфраструктурою, що дозволило формалізувати інфологічні моделі для побудови сховища даних, підвищити якість зберігання даних та забезпечити

оперативний доступ до даних; отримав подальший розвиток метод побудови структур інфологічних баз даних та знань, а також стандартів обміну інформацією, що дозволило організувати на основі транзакцій за допомогою тригерів оперативний обмін інформацією між оперативною базою даних, сховищем даних та базою знань.

3. Вперше розроблено математичні моделі елементів діяльності щодо прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою, використання яких дозволить підвищити ефективність прийнятих рішень та опосередковано вплине на енергоефективність, гнучкість та стійкість енергетичної інфраструктури. Математичні моделі елементів діяльності формалізують методи, правила та алгоритми обробки даних у вигляді структурних, інформаційних та математичних моделей підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою.

4. Визначено лінгвістичні змінні та розроблено правила для опису слабоструктурованих елементів моделей процесів планування та управління в енергетичних системах, що дозволило формалізувати представлення знань предметної області планування, оцінювання та управління енергетичною інфраструктурою та підвищити ефективність прийнятих рішень. Запропоновані лінгвістичні змінні та правила стали основою для бази знань, що, у свою чергу, є основою для побудови інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень. Завдяки їх використанню запропоновані підходи інтеграції інтелектуальної інформаційно-аналітичної системи з функціональними модулями автоматизованих систем управління енергетичними об'єктами, методи перетворення даних у структуровану інформацію та знання.

5. Отримали подальший розвиток методи структурної та системної побудови інтелектуальної інформаційної технології підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою, які дозволять у подальшому реалізувати відповідні самостійні прикладні інтелектуальні інформаційні системи, як самостійні елементи або модулі існуючих систем автоматизованого управління енергетичною інфраструктурою.

Практична значимість отриманих результатів. Розроблені в результаті проведеного дослідження моделі будуть використані в інтелектуальній інформаційно-аналітичній технології та впроваджені в комплекс програмних засобів - прототип системи підтримки прийняття рішень, який розроблений як інструмент управління енергетичною інфраструктурою, що дозволить підвищити ефективність прийняття рішення на різних рівнях управління енергетичною інфраструктурою. Результати НДР частково використані при виконанні господарчого договору. Одержані результати частково впроваджені у навчальний процес, зокрема при викладанні дисциплін «Web-технології та web-дизайн», «Проектування веб-орієнтованих інформаційних систем», «Організація баз даних та знань».

1 ДОСЛІДЖЕННЯ ТЕНДЕНЦІЙ ТА ПІДХОДІВ ДО ЗАСТОСУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ ПРЕДСТАВЛЕННЯ, ОЦІНЮВАННЯ ТА УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГЕТИЧНОЮ ІНФРАСТРУКТУРОЮ КРАЇНИ

1.1 Аналіз сучасного стану імплементації Smart Grid в енергетичну систему країни

У поточних умовах, через обмеженість енергоресурсів в Україні, можливостей генерації та розподілу електроенергії, гнучкість управління, що забезпечує безперебійно електричною енергією споживачів, балансування енергосистем перетворилися у один з переважних важелів керування енергетичною інфраструктурою країни. Стійкість енергомереж хоча б і опосередковано носить соціальний та державний характер, а також впливає на національну безпеку. Причому питання гнучкості управління за рахунок балансування важливо не залежно від форми власності джерел електроенергії та електричних мереж, а при розподіленій генерації та імплементації до енергосистем відновлюваних джерел енергії це питання стає складною проблемою, оскільки потребує збору та інтелектуальної обробки великих масивів інформації.

При централізованій генерації електроенергії на електростанціях завжди постає питання планування або нормування втрат електроенергії під час її транспортування, оскільки такі втрати є неминучими при віддаленому розміщенні споживачів від джерел енергії. Крім того, таке розміщення, крім безпосередньо втрат електроенергії, має ще додаткові ризики пошкодження від зовнішніх втручань, диверсій та цілеспрямованого руйнування. Тому цим питанням завжди приділялась і приділяється значна увага. Проблему втрат при транспортуванні електроенергії традиційно розглядають як розв'язання взаємопов'язаних завдань, а саме, визначають втрати електроенергії як складової балансу електроенергії, визначають рівень відшкодування фінансових витрат на них і розроблюють програму заходів та методів їх зменшення. Але такі підходи не забезпечують гнучкість управління та

стійкість рішень щодо управління стосовно безперебійного забезпечення споживачів. Сучасний розвиток технологій дозволяє відповідні методи адаптувати до змін у потребах управління за умов експлуатації апаратного, програмного та інформаційного забезпечення. На сьогодні склалися умови, які вимагають чергового перегляду та вдосконалення методів контролю та управління енергетичною інфраструктурою.

Енергетична smart-інфраструктура має ряд інновацій порівняно з традиційною енергетикою [1, 2]:

- розподілене виробництво з відновлюваними джерелами енергії (ВДЕ).
- «розумні» електромережі (Smart Grids), які можуть одночасно генерувати та споживати електроенергію;
- мікромережі (microgrids) – локальні мережі з місцевими джерелами енергії, що можуть працювати як частина загальної мережі, але також і в острівному режимі;
- використання пристроїв технології «розумного будинку», що економно споживають електричну енергію енергоспоживання, наприклад, знижуючи споживання у пікові години;
- інтелектуальне вимірювання, що дозволяє споживачам контролювати витрати;
- віртуальний аудит (наприклад, методом гейміфікації) – дані, згенеровані “розумними” лічильниками, можуть бути використані для визначення профілів електроспоживання та їх аналізу;
- інтелектуальні системи прогнозування та підтримки прийняття рішень;
- впровадження систем автоматизованого управління енергетичними мережами.

Архітектура Smart Grid складається із взаємопов’язаних шарів, опис яких наведено в таблиці 1.1 [3].

Таблиця 1.1 – Шари архітектури Smart Grid

Шар архітектури	Опис
Бізнес-логіка	Бізнес-моделі суб'єктів електроенергетики, сценарії управління енергетичною інфраструктурою,
Функціональний	Функції та сервіси, що їх забезпечують, з архітектурної точки зору
Інформаційний	Інформація, яка передається між різними сервісами, у тому числі в системах підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою. Моделі подання інформації, даних та знань, що забезпечують сумісність різних сервісів при обміні даними
Комунікаційний	Мережеві протоколи та механізми інтеграції різних сервісів при обміні даними
Компонентний	Енергетичне обладнання, вимірювальні пристрої, мережева інфраструктура

Позитивний досвід впровадження розумних технологій у сфері енергетики зарубіжними країнами світу доводить необхідність їх використання у енергетиці України [4]. Зокрема, у Європейському Союзі споживання первинної енергії за останні 10 років скоротилося на 10,2% завдяки впровадженню енергоефективних технологій та зростанню ролі інноваційної складової в енергетиці [5]. Імплементация Smart Grid у країнах Європейського Союзу здійснюється на основі проєктного підходу та характеризується оснащенням енергетичних систем розумними вимірювальними пристроями та приладами обліку, мікроконтролерами та каналами комунікацій з незалежним живленням [6].

При впровадженні Smart Grid в енергетичну систему України першочергово слід вирішити задачу пристосування розподіленої генерації до діючих енергосистем, що потребує точного вимірювання споживання та генерації електричної енергії на стороні кінцевого споживача. З досвіду країн Європейського Союзу, пріоритетними є проєкти з розгортання інтелектуальних систем обліку, впровадженні інтелектуальних систем обліку, моніторингу та управління [7].

Енергетична стратегія України до 2035 року передбачає перехід від застарілої моделі функціонування, де домінують великі виробники та викопне паливо, до нової моделі з розвиненою розподіленою структурою та наданою можливістю для розвитку всіх видів виробництва енергії. Частка відновлюваних джерел енергії в енергетичному балансі країни має складати до 25%. Перехід до «зеленої» енергетики потребує й зміни підходів до управління енергетичними мережами та взаємопов'язаний з імплементацією Smart Grid [8].

Одним із завдань імплементації Smart Grid в енергетичну систему України є необхідність адаптувати існуючі системи контролю та управління до концепції Smart Grid.

Поняття Smart Grid включає в себе «розумні» електричні мережі, які задовольняють вимоги ефективного функціонування енергосистеми завдяки інтелектуальному управлінню засобами двосторонніх комунікацій між елементами електричних мереж, генеруючими джерелами та кінцевими споживачами [9]. Концепція Smart Grid визначає електричні мережі як інтелектуальні електричні мережі, що побудовані з використанням комплексу сучасних інформаційних технологій та технологічних рішень, які створюються для підтримки електронних комунікацій нового покоління [10].

Інтелектуалізація енергетичних мереж досягається завдяки поєднанню інструментальних засобів моніторингу, контролю та управління, що дозволяє підвищити продуктивність і надійність енергетичної мережі та якості надання послуг з електрозабезпечення.

Застосування технології Smart Grid передбачає фундаментальну реорганізацію електроенергетичної галузі, у тому числі і збільшення задач, вирішення яких потребує застосування інформаційних технологій, зокрема [9]:

- обліку споживання електричної енергії, якості електричної енергії та обмеження навантаження;

- розвитку мережі комунікацій для забезпечення безперебійної передачі інформації в системах Smart Grid;
- застосування інтелектуального управління роботою енергетичних мереж.

Використання концепції Smart Grid дозволяє детально аналізувати причини втрат електроенергії та виконувати їх повне структурування, а також сприяє можливостям отримувати оперативну інформацію про стан об'єктів енергетичної інфраструктури. Тому для подальшого вдосконалення оперативності та гнучкості управління, актуальним є розвиток методичного, інформаційного і технічного забезпечення експлуатації об'єктів енергетичної інфраструктури. Важливим в цьому напрямку є комплексність та методологічна єдність в прийнятті рішень щодо покращення експлуатаційних характеристик електричних мереж.

Ключовими аспектами використання концепції Smart Grid є [11-13]:

- гнучкість – можливість налаштовуватися під потреби в електроспоживанні;
- можливість підключення нових споживачів, які у свою чергу можуть розглядатися також як джерела енергії;
- якість електропостачання – Smart Grid забезпечує постачання чистої електроенергії;
- захищеність послуг, що надаються, відповідно до вимог цифрової економіки;
- підвищення енергоефективності роботи мережі та економічність;
- екологічність – досягається за рахунок зменшення генеруючих потужностей при задоволенні попиту усіх споживачів та зменшенню викидів шкідливих речовин в атмосферу при збільшенні частки відновлюваної енергетики.

Інноваційні технології Smart Grid спільно з ефективним управлінням мають забезпечувати стійкість мереж до фізичного та кібернетичного втручання.

Модернізація енергетичної інфраструктури на основі концепції Smart Grid може суттєво покращити керованість процесів генерації, транспортування, розподілу та споживання електроенергії. Такий підхід є ефективним не лише для великих енергомереж, а також для мікромереж, а особливо для мікромереж з різними типами джерел генерації. Також впровадження концепції Smart Grid щодо розвитку енергетичної інфраструктури країни дозволяє енергетичній галузі адаптуватися до умов використання ринку електроенергії та забезпечує безпечне та надійне інтегрування до об'єднаної енергосистеми Європи. Застосування нової технологічної платформи дає змогу підняти на вищий щабель загальну енергоефективність систем енергопостачання, підвищити їх надійність, забезпечити якість, стійкість та економічність електрозабезпечення споживачів.

Як показує аналіз, на практиці існує пряма залежність ефективності експлуатації електричних мереж від повноти інформаційного забезпечення процесу управління. Основним засобом ефективного управління енергетичними системами Smart Grid є інформація. ключовим фактором розвитку енергетичних мереж, побудованих з використанням концепції Smart Grid, є управління як основний фактор розвитку та спосіб забезпечення керованості як окремих елементів, так і енергетичної системи в цілому [14].

Одночасне використання технологічної платформи, яка базується на принципах Smart Grid та використання математичного моделювання для процесів прийняття управлінських рішень та прогнозування надає можливість сформуванню достатній рівень інформаційного забезпечення, що дозволяє вдосконалити оптимальне керування потоками електроенергії та підвищити енергоефективність енергетичної інфраструктури.

Дослідники відмічають, що вплив пандемії та загальна перебудова суспільства призвела до значних змін структури споживачів та характеру електроспоживання, яке на даному етапі розвитку економіки характеризується збільшенням частки побутових споживачів у загальній структурі споживання. Широкого розповсюдження досягло використання локальних енергетичних

мереж Microgrid. Такі мережі можуть бути виділені в окремі кластери, які здатні працювати незалежно від загальної електричної мережі або у поєднанні з нею, комбінуючи в собі різні розподілені засоби генерації, у тому числі й від альтернативних джерел енергії, оснащені власною системою автоматизованого регулювання. При цьому виникає задача підтримання балансу в енергетичній системі при підключенні малих виробників енергії до загальної мережі, яка вирішується застосуванням технологій інтелектуального управління [15]. Для ефективного забезпечення потреб та планування заходів з балансування енергомереж важливу роль відіграють точність прогнозування можливостей генерації та споживання електроенергії, у тому числі й від альтернативних джерел. Вітрова та сонячна енергетика є провідними напрямками розвитку альтернативної енергетики в як в Україні, так і на світовому ринку. Ефективність впровадження альтернативних джерел енергії оцінюється за інтегральним показником, що має економічну, соціальну та екологічну складову [16].

Завдяки технології Smart Grid підвищується ефективності управління процесами генерування, транспортування, розподілу та споживання електроенергії у мікромережах, локальних електричних системах, з відновлюваними джерелами енергії (ВДЕ). Як стверджують спеціалісти, модернізація сучасних систем електропостачання за рахунок впровадження ВДЕ і обмеження централізованого електропостачання можлива лише за рахунок Smart Grid технологій. Ефективність розподіленої гібридної генерації може бути досягнута шляхом узгодження в часі та оптимізації процесів вироблення, транспортування, розподілу та споживання електроенергії. Мікромережі з відновлюваними джерелами енергії за рахунок локальних систем керування заснованих на концепції Smart Grid, що забезпечують самоналагодження та самодіагностування, можуть здійснювати регулювання постачання електроенергії в залежності від режиму її споживання, але за умови достатнього інформаційного забезпечення на основі моделей прогнозування та підтримки прийняття рішень. За допомогою сучасних

інформаційно-комунікаційних технологій «розумні» мережі також здатні забезпечити збалансоване поєднання та інформаційне сполучення користувачів мікрогрід з ВДЕ з централізованим електропостачанням від традиційних електростанцій у випадку недостатності потужності. Забезпечення оптимальності процесу генерування, розподілу та споживання електроенергії у мікросистемах з урахуванням особливостей та можливостей генерації ВДЕ у реальному часі крім потужних комунікаційних можливостей розосередженої системи керування вимагає залучення відповідних підходів щодо формування керувальних впливів та законів керування окремими джерелами електроенергії з урахуванням специфіки їх керованості та спостережності. Саме набуття енергетичною системою адаптивного характеру є однією з ключових цілей розбудови інтелектуальних енергетичних мереж майбутнього, задля яких необхідне впровадження новітніх інформативних технологій [17].

До елементів Smart Grid у загальній структурі відносять [18]:

- інтелектуальні датчики, вимірювальні пристрої та пристрої керування для магістральних та розподільчих мереж;
- ІТ-рішення, що являють собою інтелектуальні інформаційні системи моніторингу, прогнозування, оцінки якості електричної енергії, управління, або такі, що спрямовані на вирішенні комплексу задач;
- інтегровані засоби контролю і керування – комплексні рішення в області автоматизації керування електроспоживанням
- інтелектуальні лічильники споживання електричної енергії.

Smart Grid розвивається як Інтернет-подібна інфраструктура, що забезпечує підтримки енергетичних, економічних та інформаційних взаємовідносин між суб'єктами енергетичного ринку. Енергетична система, розглядається як об'єкт управління, що має на меті її модернізацію та створення нових функціональних можливостей та досягнення ключових цілей, визначених усіма зацікавленими сторонами [19]. Впровадження систем енергетичного менеджменту на стороні споживача з використанням

автоматизованих технологій для управління та зменшення споживання енергії та витрат у житлових приміщеннях, дозволяє розширити межі використання Smart Grid до побутових споживачів [20].

Отже, на підставі проведеного аналізу можна підсумувати, що ефективність імплементації технології Smart Grid в енергетичну систему країни визначається автоматизацією прийняття управлінських рішень, що збільшить ефективність управління енергетичною системою в нормальному та аварійному режимах. Суттєве ускладнення завдань структур організації та управління в електроенергетиці, що реформується, зростання потреби в енергетичних послугах в кількісному та якісному вимірах, зміна статусу споживача як активного суб'єкта на енергетичному ринку, нові вимоги до екологічних та соціальних аспектів енергетики, зумовлюють необхідність розроблення та впровадження інтелектуальних інформаційних систем підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою.

1.2 Дослідження методології побудови інтелектуальних технологій підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою країни

Під час роботи Smart Grid можуть виникати проблеми та помилки, тому потрібно постійно контролювати стан її роботи. Також необхідно здійснювати управління мережею для забезпечення балансу між виробництвом та споживанням електричної енергії. Для інформаційної підтримки управління енергетичною інфраструктурою широко використовуються інформаційні системи.

Загалом в процесах управління Smart Grid розглядається двосторонній потік електроенергії та даних між постачальниками та споживачами, інформацію щодо навантаження та прогнозування відновлюваного виробництва.

В загальному процес інформаційної підтримки для різних рівнів роботи Smart Grid можна подати у вигляді схеми представленої на рисунку 1.1.



Рисунок 1.1 – Задачі інформаційної підтримки в системах Smart Grid

Важливим є актуальність та гнучкість даних, які надходять від розумних лічильників в режимі реального часу, а також інформації, якою обмінюються інтегровані інформаційні системи, що забезпечують підтримку різного рівня. Це вимагає пошуку рішень для використання та подальшого керування в режимі реального часу великим обсягом даних, створених великою кількістю розумних лічильників та різних інформаційних систем, що використовуються для вирішення окремих питань стосовно планування, реалізації та керування енергетичними системами.

Таким чином у процесі управління енергосистемою щохвилини з'являються сотні фрагментів інформації, що описують виробництво, технічне обслуговування, роботу системи та результати роботи систем інформаційної підтримки. Крім цього, слід досліджувати такі функції, як прогнозування навантаження, реагування на попит, перемикання генеруючих потужностей і розширене обслуговування попиту.

Таким чином у процесі прийняття рішень для керування Smart Grid постають виклики, що стосуються наявності великих даних у Smart Grid [21]. Вони можуть бути розподілені на три основні групи (рис. 1.2). До них належать проблеми даних, проблеми керування даними та проблеми аналітики даних.

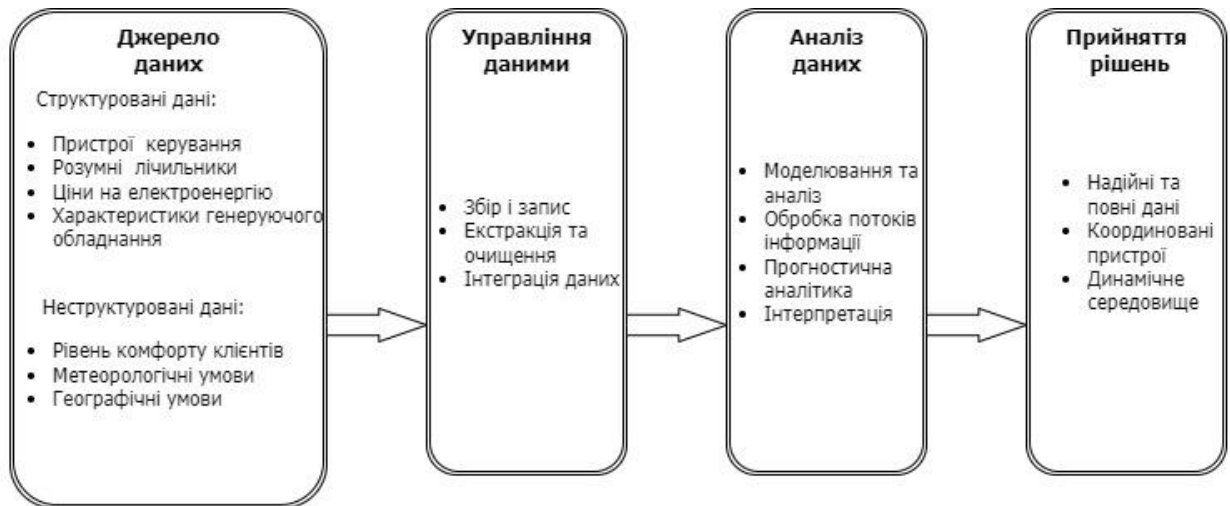


Рисунок 1.2 – Проблеми даних в процесі прийняття рішень

В процесі прийняття рішень на основі даних стосовно керування Smart grid виникають наступні проблеми:

1. Рішення, які раніше ґрунтувалися на певній інформації та розрахунках, доцільно приймати на основі потоку даних. Отримуються дані, що мають різні властивості та призводять до деяких проблем, що стосуються обсягу, різноманітності і швидкості [22]. Обсяг даних постійно збільшується, управління ним є проблемою, оскільки обсяг даних масштабується швидше, ніж швидкість комп'ютерних ресурсів. Швидкість означає швидкість генерації даних і час на їх обробку та аналіз. Більшість аналітичних підходів не в змозі впоратися з цим величезним і швидким потоком даних. Різноманітність даних, що генеруються, також розширюється, і можливість обробки цих даних ускладнюється. Необхідно змінити методи, які використовуються для планування та управління процесом, щоб досягти потенціалу великих даних.

2. Швидке зростання даних Smart Grid стикається з проблемою керування ними, одночасно забезпечуючи безпеку та надійність електромережі. Проблеми управління мають забезпечувати збереження даних доступними та придатними для використання, узгоджуючи це з усіма відповідними законодавчими та нормативними документами щодо безпеки даних. Якщо дані використовуються для підтримки складного аналізу та прийняття рішень, то вони мають бути точними та повними. Розподілений інтелектуальний аналіз має базуватися на практичному і теоретичному аналізі, щоб вибрати корисні дані для прийняття рішень щодо великих обсягів даних.

3. Часто зібрані великі дані не є готовими для аналізу за допомогою деяких методів, якщо не розглядаються деякі проблеми, такі як неоднорідність і неповнота. Незважаючи на те, що дані фільтруються, деякі помилки в даних залишаються. Ці помилки необхідно усунути під час аналізу даних.

Для вирішення цих фундаментальних проблем використовуються системи підтримки прийняття рішень при управлінні Smart Grid [23-25]. Основна роль такої системи полягає в підвищеній відмовостійкості мережі.

Згідно з [26] СППР – інформаційні системи, які використовують обладнання, програмне забезпечення, дані, базу моделей і роботу менеджера з метою підтримки всіх стадій прийняття рішень у процесі аналітичного моделювання.

Розглянемо типову архітектуру системи підтримки прийняття рішень для Smart Grid (рис 1.3).

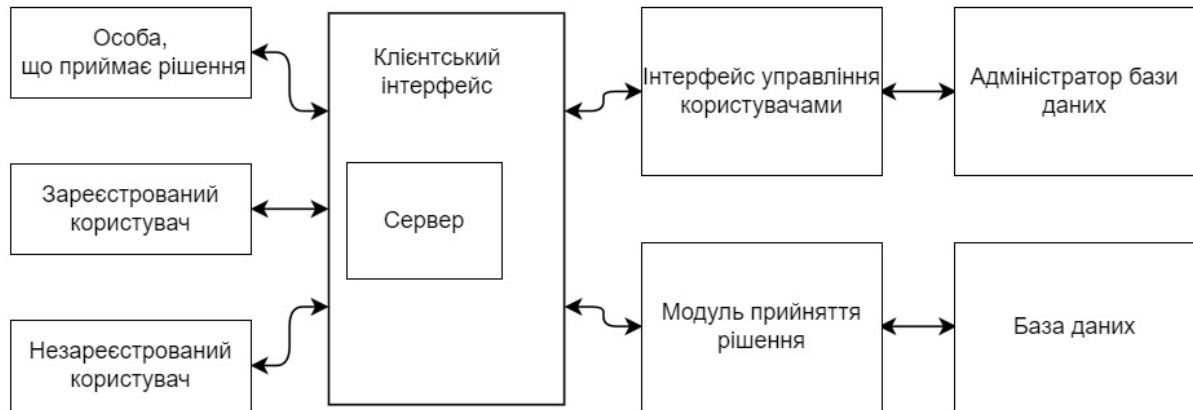


Рисунок 1.3 – Архітектура системи підтримки прийняття рішень (DSS)

Платформа Smart DSS, представлена в роботі [27], реалізована у вигляді клієнт-серверного веб-додатку. Модуль на стороні клієнта дозволяє користувачеві реєструватися і згодом виконувати операції по визначенню та управлінню як моделями, так і екземплярами, а саме такі, як створення, модифікація, клонування, збереження і видалення. Крім того, клієнт пропонує можливість визначення логічних функцій, оцінки значення, ваги критеріїв прийняття рішень і для розрахунку коефіцієнтів остаточного рішення. Серверна частина працює як інтерфейс для управління на стороні клієнта і адміністрування користувачів, а також інтерфейс до реляційної бази даних SQL.

Система надає чотири різних типи користувачів:

- Гостьовий користувач, який не потрібний для аутентифікації;
- Зареєстрований / просунутий користувач: після реєстрації просунутий користувач може змінювати моделі і екземпляри;
- Особа, яка приймає рішення, є зареєстрованим користувачем, якому були надано можливості прийняття рішень адміністратором. Особи, які приймають рішення, можуть створювати нові моделі і екземпляри, змінювати і зберігати їх, збереження і видалення існуючих і імпорт даних у клонованих примірниках з іншого примірника тієї ж моделі.

- Адміністратор, який може виконувати ті ж дії, що і Особа, яка приймає рішення, і, крім того, що володіє повним управління всіма зареєстрованими користувачами, можливість призначати і змінювати всі ролі користувачів.

Сервер функціонально розділений на два основних модуля: модуль DSS і інтерфейс у правління користувачами. Перший відповідає за управління модулями та екземплярами DSS, а також операції, виконувані над ними користувачами, відповідно до їх ролей і привілеїв. Останні використовуються адміністратором для управління різними типами зареєстрованих користувачів і ролей. Кожен з цих двох модулів складаються з інтерфейсу клієнт / сервер, ядра модуля та додаткового інтерфейсу, призначеного для управління інформацією, зібраної або, що зберігається в базі даних SQL.

Користувацький інтерфейс веб-програми на стороні клієнта дозволяє користувачам виконувати операції в відповідно до їхніх привілеїв та ролей, тому інтерфейс візуалізації є важливим компонентом системи підтримки прийняття рішень.

Моніторинг та управління енергоспоживанням – процеси, спрямовані на зниження витрат на електроенергію в галузях промисловості та в приватному домогосподарстві. Такі системи цілодобово контролюють споживання енергії в різних приміщеннях чи локаціях.

Дані по використанню енергетичного потоку дають уявлення про споживання енергії в різних приміщеннях, або джерелах їх надходження, а також дають нам інформацію про раптові зміни в потребах в енергії з додатковою інформацією, такою як конкретний час використання, чи інформацію про конкретний прилад: сонячна батарея чи заправна електростанція.

Платформа управління енергоспоживанням є прикладом використання Інтернету для моніторингу та управління енергоспоживанням. Це рішення дає змогу переглянути те, як люди використовують енергію та накопичувачі енергії і керують ними. Після підключення до даної системи, будь який прилад

перетворюється на інтелектуальний простір з багатим набором функцій та можливостей для моніторингу та контролю енергоспоживання [28].

До переваг системи моніторингу можна зробити помітку на динамічності, оскільки об'єкти за якими спостерігають, постійно перебувають в зміні характеристик чи розвитку. Під час такого спостереження є можливість передбачити, збій об'єкта чи ймовірність небезпеки, в момент його роботи [29].

Розробка такої системи є необхідною для полегшення спостереження використання енергії з сонячних батарей чи зарядної станції. А особливо при використанні спеціальних трекерів для спостережанні за сонцем, оскільки стаціонарно фіксовані накопичувачі, дають змогу виробити енергію тільки в певний проміжок часу. То такі трекери збільшують кількість згенерованої електроенергії приблизно на 35-50% [30], так як рухають батареї за сонцем.

Тому для покращення розуміння витраченої енергії доцільно впроваджувати такі СППР, які будуть не тільки обробляти дані, що використовуються для управління мікромережею, але і в короткий час візуалізувати данні у вигляді графіків та інших діаграм.

Окрім цього, при побудові інтелектуальних технологій підтримки прийняття рішень в задачах управління Smart Grid необхідно ідентифікувати проблеми, що стосуються керування даними та вирішити їх шляхом впровадження відповідних моделей збору, обробки, візуалізації даних та прийняття рішень. Кожен з процесів має бути розділений на підпроцеси, що стосуються вирішення конкретних питань, наприклад, планування структури енергосистеми [24], прогнозування споживання [31], тощо. В той же час всі моделі мають бути пов'язані одна з одною та забезпечувати ефективне управління потоками даних у інтегрованій системі підтримки прийняття рішення.

2 МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ПРОЦЕСУ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ УПРАВЛІННІ ЕНЕРГЕТИЧНОЮ ІНФРАСТРУКТУРОЮ

2.1 Модель підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою

Задача прийняття рішення в задачах управління енергетичною інфраструктурою формулюється з невизначеною та неповною вхідною інформацією [32], що не дозволяє її формалізувати за допомогою точної математичної моделі [33]. Різні підходи до вимірювання та рівні деталізації використовуються для оцінки параметрів функціонування мережі типу Smart Grid, тому завдання прийняття рішення не може бути подане як задача оптимізації, а має оцінюватися у багатовимірному та багатомасштабному просторі.

Завдання прийняття рішень полягає в пошуку такого рішення, яке є допустимим. При цьому формулювання задачі є нечітким, оскільки нечітко задається як опис альтернатив, так і критеріїв оцінки. У цьому випадку пропонується формалізувати задачу у вигляді задачі нечіткого математичного програмування (дискретного програмування) [34], а для її вирішення використати метод, запропонований Р. Белманом і Л. Заде [35]. Відповідно до цього рішення розглядається як перетин мети і нечіткої множини можливих альтернатив.

Проблему прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою не можна представити як задачу дискретного програмування, оскільки вона набагато складніша і не лінійна. Таким чином, ми пропонуємо включити лише такі альтернативні рішення, які домінують поміж інших, а оціночні критерії та їх обмеження, що подаються в нечіткій формі, повинні входити до різних підмножин універсальної множини. Оскільки проблема прийняття рішень в управлінні Smart Grid не може бути точно формалізована математичними формулами, необхідно брати до уваги судження експерта про реальність ситуації, а також опиратися на логіку

роботи електричної мережі. Приймаємо, що загальноприйнятим є опис інформації у формі відношення переваг до кількох альтернатив, які можна отримати шляхом опитування експертів, які знають, як функціонує електромережа, знання, над якими не можна провести формалізацію внаслідок складності цього процесу.

З усіх режимів роботи електричної мережі слід вибрати такий стан, у якому можна досягти балансу між виробленням та споживанням електричної енергії, а її якість є достатньо високою. Вибір рішення також повинен базуватися на логіці роботи мережі. Тому ефективним методом прийняття рішень у цьому випадку є метод прийняття рішень з використанням нечіткої логіки. За рахунок цього у подальшій роботі можна буде розвивати методи управління енергетичною інфраструктурою використовуючи спеціальні контролери із нечіткою логікою.

На рисунку 2.1 показана структура пункту споживача в системі Smart Grid. Під'єднання користувача до енергетичної мережі здійснюється за з використанням перемикача В1.

Відновлювальні джерела енергії підключаються до системи за допомогою перемикачів В2-В5, некритичне навантаження – В6, балансне навантаження – В7. При чому критичне навантаження не можна відключати від електричної мережі. Генератори відновлювальних джерел енергії мають конвектори (К1-К3) для перетворення струму постійної напруги в змінну. Ці процеси знаходяться під управлінням автономних керуючих пристроїв. Вони мають підтримувати необхідне навантаження для задоволення потреб споживача. Таке регулювання обмежене, так як не враховує якісні показники електричної енергії, необхідні характеристики споживання та генерації, прогнозовані значення параметрів навколишнього середовища, впливи інших споживачів електроенергії.

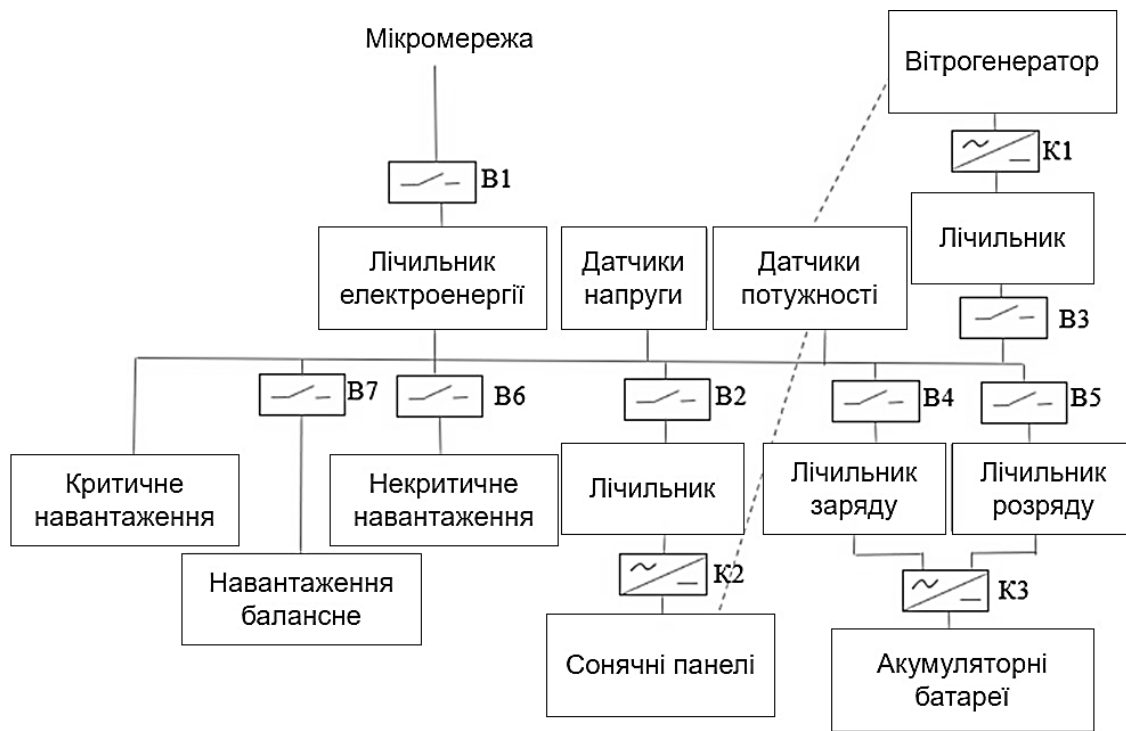


Рисунок 2.1 – Структура пункту споживача в мікромережі

Під задачею управління в даному випадку розуміють контроль над процесам генерації та електроспоживання з урахуванням коригуючих впливів. Поточна інформація щодо ефективності встановленого режиму та прогнозна інформація від математичних моделей впливає на прийняття рішень та враховується при коригуванні. А саме, при процесі управління відслідковуються показники якості електричної енергії, загальної величини згенерованої енергії від різних видів відновлювальних джерел та /або їх комбінацій.

Ефективність режиму електричної мережі реалізацією впровадження декількох видів відновлювальних джерел, їх комбінацією, підключенням акумуляторних батарей. Тому управління роботою Smart Grid відбувається через ряд пов'язаних задач, а при підтримці прийняття рішення вирішуються підзадачі, що відповідають задачам управління з одночасною оцінкою факторів впливу та впливу множини критеріїв.

Із сформованої множини можливих альтернативних рішень формується оптимальне рішення.

У таблиці 2.1 наведений приклад можливої комбінації відновлювальних джерел.

Таблиця 2.1 – Комбінації відновлювальних джерел енергії

Сонячні панелі	Вітрогенератори	Акумуляторні батареї (режим заряду)	Акумуляторні батареї (режим розряду)
1	0	0	0
1	1	0	0
0	1	0	0
0	0	0	1
0	0	1	0
1	1	1	1
1	0	0	1
1	0	1	0
0	1	0	1
0	0	1	1
1	1	0	1
0	1	1	1
1	1	1	0
1	0	1	1
0	1	1	0

За формулами 2.1 – 2.2 можна формалізувати операційну логіку роботи електричної мікромережі [33]:

$$E_{GEN} = E_P + E_w \quad (2.1)$$

$$E_{LG} = E_{LOAD} - E_{GEN} \quad (2.1)$$

$$E_{GRID} = E_{LG} - E_B, \quad (2.3)$$

де E_{LG} – потужність мікромережі, кВт×год;

E_{GRID} – потужність зовнішньої електричної мережі, кВт×год;

E_{GEN} – сумісна потужність згенерованої енергії від відновлювальних джерел, кВт×год;

E_p – потужність сонячних панелей, кВт×год;

E_w – потужність вітрогенераторів, кВт×год;

E_B – потужність акумуляторних батарей, кВт×год;

E_{LOAD} – потужність споживання, кВт×год.

В даній роботі пропонується використовувати процедури теорії нечітких множин для характеристики вхідних змінних та процедури нечіткої логіки для побудови моделей з'ясування ефективного режиму роботи Smart Grid. Це рішення розглядається як нечіткий логічний висновок, що досягається шляхом апроксимації вхідних та вихідних зв'язків здійсненням операцій над множинами у нечіткій формі [36]. При виробленні рішення значення вхідних змінних будуть трансформуватися у вихідні змінні процесу управління з урахуванням нечітких продукційних правил. Щоб виконати нечіткий вивід треба розробити базу нечітких продукційних правил та задати нечіткі лінгвістичні вирази. У наслідку формується нечітка база знань.

Ефективність прийнятих рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою щодо оцінки альтернативних режимів роботи Smart Grid забезпечується оцінюванням за множиною критеріїв. Для досягнення балансу між видобутком та споживанням енергії, вибір режиму роботи мережі має відповідати операційній логіці Smart Grid. У наслідку, сформована множина критеріїв буде нечіткою, а задача прийняття рішень розглядається як задача вибору у багатокритеріальному просторі. У результаті проходження кожного етапу прийняте рішення також оцінюється за критерієм ефективного функціонування Smart Grid у певний відрізок часу та визначених технічних характеристиках обладнання і прогнозних значеннях величин згенерованої та спожитої енергії. Згідно вище зазначеного під критерієм ефективного функціонування Smart Grid розглядається інтегральний показник цінності прийнятих рішень.

Для того, щоб визначити оціночні критеріїв та сформулювати нечіткі продукційні правила пропонується використати метод оцінки експертних суджень.

При цьому прямі методи не застосовувалися у зв'язку з істотним недоліком, що вимагає від експертів визначення точної кількісної оцінки ситуації, яку надати важко. Експертні опитування проводилися опосередковано, що вимагало визначення функцій приналежності, але виключало можливість суб'єктивної оцінки експертів. Метод побудови змінних функцій приналежності описаний в роботі [37].

2.1.1 Задання критерію оцінки якості електричної енергії у нечіткій формі

Датчики, якими облаштована Smart Grid надають оперативні дані про фазну U_A , U_B , U_C та міжфазну напругу U_{AB} , U_{AC} , U_{BC} . Внаслідок цього маємо можливість здійснювати контроль над показниками якості електричної енергії.

Для оперативного контролю над показником відхилення встановленої напруги (δU_y), поданим у нечіткій формі, зручно використати фазифіковані дані з датчиків напруги (рис. 2.2).

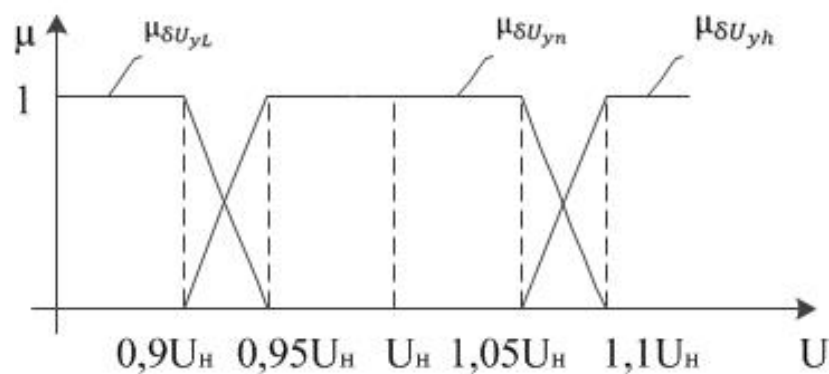


Рисунок 2.2 – Фазифікація показника відхилення встановленої напруги

У таблиці 2.2 наведено розшифровку інших показників, що описують показник відхилення встановленої напруги.

Таблиця 2.2 – розшифровка показників.

Показник	Що означає
U_H	номінальне значення величини відхилення напруги
$\mu_{\delta U_{yn}}, \mu_{\delta U_{yL}}, \mu_{\delta U_{yh}}$	функції належності показників нормальної, низької та високої напруг
$\mu_{\delta U_{yn}}$	функція належності «нормальної» напруги
$\mu_{\delta U_{yL}}, \mu_{\delta U_{yh}}$	ступінь відхилення від вимог до системи

Дані функції належності у формальному вигляді можна подати як:

$$\begin{aligned} \mu_{\delta U_{yL}} &= \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{0,95U_H - U}{0,05U_H} \right\} \right\} \\ \mu_{\delta U_{yh}} &= \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{U - 0,9U_H}{0,05U_H}, \frac{1,1U_H - U}{0,05U_H} \right\} \right\} \\ \mu_{\delta U_{yh}} &= \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{U - 1,05U_H}{0,05U_H} \right\} \right\}. \end{aligned} \quad (2.4)$$

Фазифікацію рішення проводять згідно двох типів напруги: фазної та міжфазної, які є нечіткими величинами з термами: низька (L), нормальна (N), висока (H) (табл. 2.3.)

Таблиця 2.3 – Розподіл терм за напругами

Терми Тип напруги	Низька	Нормальна	Висока
Фазна напруга	U_{AL}, U_{BL}, U_{CL}	U_{AN}, U_{BN}, U_{CN}	U_{AH}, U_{BH}, U_{CH}
Міжфазна напруга	$U_{ABL}, U_{ACL}, U_{BCL}$	$U_{ABN}, U_{ACN}, U_{BCN}$	$U_{ABH}, U_{ACH}, U_{BCH}$

Іншими коефіцієнтами є несиметрія напруг зі зворотною (K_{2U}) та нульовою послідовністю (K_{0U}).

Їх метод вимірювання та обчислення визначають за формулами:

$$\begin{aligned}
 K_{2U} &= \frac{U_{2(1)}}{U_{HM}} \cdot 100, \\
 U_{2(1)} &= 0,62(U_{Mmax} - U_{Mmin}), \\
 U_{Mmin} &= \min(U_{AB}, U_{AC}, U_{BC}) \\
 U_{Mmax} &= \max(U_{AB}, U_{AC}, U_{BC})
 \end{aligned} \tag{2.5}$$

де U_{HM} – в чотирьохпровідній лінії електропередач міжфазна напруга (для України $U_{HM}=380$ В).

$$\begin{aligned}
 K_{0U} &= \frac{U_{6(1)}}{U_{HФ}} \cdot 100, \\
 U_{0(1)} &= 0,62(U_{Фmax} - U_{Фmin}), \\
 U_{Фmax} &= \max(U_A, U_B, U_C), \\
 U_{Фmin} &= \min(U_A, U_B, U_C)
 \end{aligned} \tag{2.6}$$

де $U_{HФ}$ – в чотирьохпровідній лінії електропередач номінальне значення фазної напруги (для України $U_{HФ}=220$ В).

Фазифікацію рішення для коефіцієнтів несиметрії проводять за нечіткими термами: високе (Н), нормальне (N). Їх відповідні нечіткі множини: K_{2UH} , K_{0UH} , K_{2UN} , K_{0UN} .

На рисунку 2.3 приведено графічний та формальний вигляд функцій належності термів.

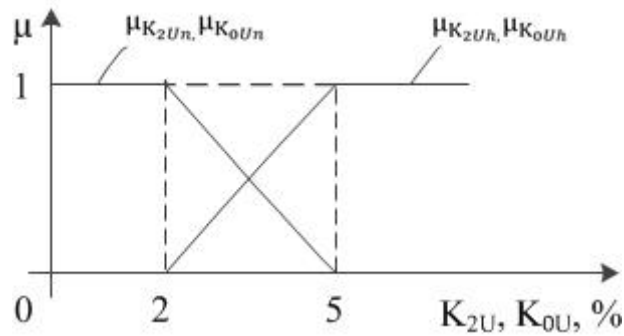


Рисунок 2.3 – Функції належності коефіцієнтів несиметрії

$$\mu_{K_{2Un}, K_{0Un}} = \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{5-K}{3} \right\} \right\},$$

$$\mu_{K_{2Uh}, K_{0Uh}} = \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{K-2}{3} \right\} \right\}. \quad (2.7)$$

2.1.2 Нечітке приведення критерію потужності згенерованої та спожитої електричної енергії

Датчики, що вимірюють потужність, надають дані про поточний стан рівня згенерованої та спожитої електроенергії.

Першою величиною є потужність сонячних панелей P_{CB} . Її фазифікація здійснюється впровадженням термів: низької (L), нормальної (N) та високої (H) потужностей. Їх функції належності можна подати у вигляді:

$$\mu_{P_{CBL}} = \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{P_{mod} - P_{CB}}{P_{mod} - P_{min}} \right\} \right\},$$

$$\mu_{P_{CBn}} = \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{P_{CB} - P_{min}}{P_{mod} - P_{min}}, \frac{P_{mod} - P_{CB}}{P_{max} - P_{mod}} \right\} \right\},$$

$$\mu_{P_{CBh}} = \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{P_{CB} - P_{mod}}{P_{max} - P_{mod}} \right\} \right\} \quad (2.8)$$

У моделі (2.8) параметри одержують з прогнозних значень для різних днів року: P_{min} – 22 грудня; P_{max} – 22 червня; P_{mod} – 21 березня чи 21 вересня.

Наступним параметром є потужність вітрогенератора P_W . Фазифікація P_W здійснюється введенням термів: низької (L), нормальної (N) та високої (H) потужностей. Їх функції належності можна подати у вигляді:

$$\begin{aligned}\mu_{P_{WL}} &= \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{P_{min} - P_W}{P_{mod} - P_{min}} \right\} \right\}, \\ \mu_{P_{Wn}} &= \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{P_W - P_{min}}{P_{mod} - P_{min}}, \frac{P_{mod} - P_W}{P_{max} - P_{mod}} \right\} \right\}, \\ \mu_{P_{Wh}} &= \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{P_W - P_{mod}}{P_{max} - P_{mod}} \right\} \right\}\end{aligned}\quad (2.9)$$

У моделі (2.9) параметри одержують з прогнозних значень: P_{min} – мінімальне значення згенерованої потужностей; P_{max} – максимальне; P_{mod} – середнє.

Ще одним параметром є ємність акумуляторної батареї P_B . Фазифікація P_B здійснюється за допомогою двох термів: низької (L) та високої (H) потужностей. Їх функції належності можна подати у вигляді:

$$\begin{aligned}\mu_{P_{BL}} &= \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{0,75P_{Bmax} - P_B}{0,5P_{Bmax}} \right\} \right\}, \\ \mu_{P_{Bh}} &= \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{P_B - 0,25P_{Bmax}}{0,5P_{Bmax}} \right\} \right\}.\end{aligned}\quad (2.10)$$

де P_{Bmax} – максимальна ємність акумуляторної батареї.

Наступним параметром є поточна потужність споживання електроенергії в господарстві W . Фазифікація W здійснюється за допомогою трьох термів: низької (L), нормальної (N) та високої (H) потужностей. Функції належностей подаються у вигляді:

$$\begin{aligned}\mu_{W_L} &= \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{W_{mod} - W}{W_{mod} - W_{min}} \right\} \right\}, \\ \mu_{W_n} &= \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{W - W_{min}}{W_{mod} - W_{min}}, \frac{W_{mod} - W}{W_{max} - W_{mod}} \right\} \right\}, \\ \mu_{W_h} &= \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{W - W_{mod}}{W_{max} - W_{mod}} \right\} \right\}\end{aligned}\quad (2.11)$$

Параметри виразів одержують провівши аналіз статистичної інформації щодо споживання.

2.1.3 Нечіткі продукційні правила управління режимами роботи мікромережі

Розроблені моделі визначення оперативних змінних як нечітких множин та прогнозні значення дозволили сформувати систему нечіткого логічного виводу про вибір режиму функціонування електричної мережі. Керування перемикачами В1-В7 (рис. 2.1) відбувається у оперативному режимі.

Підключення господарства до мережі відбувається за перемикачем В1. Нечітке значення описується як $B1 = \langle B1on, B1off \rangle$.

Перемикач В2 підключає сонячні панелі до системи, В3 – вітрогенератори, В4 – акумуляторні батареї для зарядження від електромережі. Ці перемикачі завжди в режимі увімкнення при роботі електричної мережі. Вони можуть вимикатися лише при аваріях, демонтажу, ремонту, інше.

Перемикач $B5$ під'єднує до мережі акумуляторні батареї на розряд. Нечітке значення $B5 = \langle B5off, B5on \rangle$.

Перше правило містить дві частини. Перша диктує, що при низькому рівні фазної/міжфазної напруги також спостерігається низький рівень генерації енергії, низький заряд акумуляторів, і не очікується збільшення виробництва, то навантаження не є низьким, станцію споживача потрібно підключати до мікромережі. У другій частині правила зазначено, що коли фазні або міжфазні напруги високі, виробництво енергії високе, заряд акумуляторів значний, і прогноз не передбачає суттєвого зменшення виробництва або збільшення навантаження, то існує надлишок електроенергії, доступної для постачання в мережу.

За другим правилом: за умови нормального або великого рівня заряду для фазних чи міжфазних напруг, та рівень генерації електричної енергії нормальний або високий, то господарство здатне забезпечити автономний режим живлення від відновлювальних джерел енергії то господарство можна від'єднати від електричної мережі.

Перше правило стверджує, що акумуляторні батареї підключаються для розрядження за умов низької чи нормальної генерації за великого рівня зарядки, при прогнозованому зниженні рівня згенерованої енергії до низького і прогнозного середнього або високого рівня навантаження.

Друге правило стверджує, що за високого чи нормального рівня генерації електроенергії, великого рівня зарядки, при прогнозованому зниженні рівня генерації та підвищення навантаження необхідно зберегти рівень зарядки до прогнозного рівня електричного живлення. Якщо прогнозовані умови генерації підтвердяться, то запрацює перше правило та акумуляторні батареї увімкнуться для розрядження.

Хоча режим виключення розряду згідно прогнозних даних не розглядається в межах стандартного алгоритму керування процесом заряду-розряду, але з таким втручанням інформаційної системи можна подовжити тривалість автономного постачання електроенергії до господарства [38].

Перемикач В6 служить для підключення некритичного навантаження (таке, що може бути відключене без нанесення шкоди) в електромережу. У нечіткому вигляді може бути подано, як $B6 = \langle B6_{on}, B6_{off} \rangle$.

Перемикач В7 служить для підключення балансного навантаження в електромережу. У нечіткому вигляді може бути подано, як $B7 = \langle B7_{on}, B7_{off} \rangle$. Балансне навантаження використовується за умови, коли у господарстві доцільніше використати існуючий надлишок енергії, аніж передати його до загальної мікромережі.

У таблиці 2.4 представлені функції належностей, продукційні правила та метод дефазифікації, що описують роботу перемикачів В1, В5, В6, В7.

Таблиця 2.4 - Опис нечіткої роботи перемикачів В1, В5, В6, В7.

	Функції належності	Продукційні правила	Метод дефазифікації
В1	$\mu_{B1_{off}} = \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{1-B1}{1} \right\} \right\}$ $\mu_{B1_{on}} = \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{B1}{1} \right\} \right\}$	<p>1) <i>If</i>((((U_{AL} and U_{BL} and U_{CL}) or (U_{ABL} and U_{ACL} and U_{BCL}) or (K_{2U_h} and K_{0U_h})) and P_{CBL} and P_{WL} and P_{BL} and P_{nCBL} and P_{nWL} and not W_{nL}) or (((U_{Ah} and U_{Bh} and U_{Ch}) or (U_{ABh} and U_{ACH} and U_{BCh})) and P_{CBh} and P_{Wh} and P_{Bh} and P_{nCBh} and P_{nWh} and not W_{nh}) then B1_{on}</p> <p>2) <i>If</i>((((U_{An} or U_{Ah} and U_{Bn} or U_{Bh} and U_{Cn} or U_{Ch}) or (U_{ABn} or U_{ABh} and U_{ACn} or U_{ACH} and U_{BCn} or U_{BCh})) and (P_{CBn} or P_{CBh} and P_{Wn} or P_{Wh}) then B1_{off}.</p>	<p>якщо $\mu_{B1_{off}} > \mu_{B1_{on}}$ – вимкнути перемикач В1, якщо $\mu_{B1_{off}} < \mu_{B1_{on}}$ – увімкнути перемикач В1.</p>

Продовження таблиці 2.4.

	Функції належності	Продукційні правила	Метод дефазифікації
B5	$\mu_{B5_{off}} = \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{1-B5}{1} \right\} \right\},$ $\mu_{B5_{on}} = \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{B5}{1} \right\} \right\}.$	<p>1) <i>If</i>((P_{CBL} or P_{CBn}) and (P_{WL} or P_{Wn}) and P_{Bh} and $P_{n_{CBL}}$ and $P_{n_{WL}}$ and (W_{nh} or W_{nn})) then $B5_{on}$</p> <p>2) <i>If</i>((P_{CBh} or P_{CBn}) and (P_{Wh} or P_{Wn}) and P_{Bh} and ($P_{n_{CBL}}$ or $P_{n_{CBn}}$) and ($P_{n_{WL}}$ $P_{n_{Wn}}$) and W_{nh}) then $B5_{off}$</p>	<p>якщо $\mu_{B5_{off}} >$ $\mu_{B5_{on}}$ – вимкнути перемикач B5, якщо $\mu_{B5_{off}} <$ $\mu_{B5_{on}}$ – увімкнути перемикач B5.</p>
B6	$\mu_{B6_{off}} = \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{1-B6}{1} \right\} \right\},$ $\mu_{B6_{on}} = \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{B6}{1} \right\} \right\}.$	<p>1) <i>If</i>((U_{AL} or U_{BL} or U_{CL}) and (U_{ABL} or U_{ACL} or U_{BCL}) and W_h and W_{nh}) then $B6_{off}$</p> <p>2) <i>If</i>((U_{An} and U_{Bn} and U_{Cn} and U_{ABn} and U_{ACn} and U_{BCn} and W_n and (W_{nn} or W_{nL})) then $B6_{on}$.</p>	<p>якщо $\mu_{B6_{off}} >$ $\mu_{B6_{on}}$ – вимкнути перемикач B6, якщо $\mu_{B6_{off}} <$ $\mu_{B6_{on}}$ – увімкнути перемикач B6.</p>
B7	$\mu_{B7_{off}} = \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{1-B7}{1} \right\} \right\},$ $\mu_{B7_{on}} = \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, \frac{B7}{1} \right\} \right\}.$	<p>1) <i>If</i>((U_{An} or U_{AL}) and (U_{Bn} or U_{BL}) and (U_{Cn} or U_{CL}) and (U_{ABn} or U_{ABL}) and (U_{ACn} or U_{ACL}) and (U_{BCn} or U_{BCL}) and K_{2Un} and K_{0Un}) then $B7_{off}$</p> <p>2) <i>If</i>((U_{An} or U_{Ah}) and (U_{Bn} or U_{Bh}) and (U_{Cn} or U_{Ch}) and (U_{ABn} or U_{ABh}) and (U_{ACn} or U_{Ach}) and (U_{BCn} or U_{BCh}) and K_{2Un} and K_{0Un}) then $B7_{on}$.</p>	<p>якщо $\mu_{B7_{off}} >$ $\mu_{B7_{on}}$ – вимкнути перемикач B7, якщо $\mu_{B7_{off}} <$ $\mu_{B7_{on}}$ – увімкнути перемикач B7.</p>

Представлена система нечітких правил створила можливості керувати режимами роботи мікромережі, що дозволило підвищити енергоощадність та ресурсів компонентів енергосистеми. Система нечітких продукційних правил формується згідно експертних оцінок [39], математичної моделі прогнозування виробництва та споживання енергії, операційної логіки роботи електромережі за достатнього рівня якості електричної енергії та є частиною бази знань.

2.2 Моделі прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел енергії для різних типів споживачів

Задача прогнозування споживання електроенергії є досить актуальною у зв'язку з необхідністю правильного розподілу навантаження в електричних мережах, забезпечення їх надійної роботи та безперебійного електропостачання споживачів [1]. Подібне завдання часто постає перед електромережевими організаціями і великими промисловими підприємствами. Для підприємств ця проблема викликана тим, що організації такого типу повинні розраховувати потребу в електроенергії при її виробленні або купівлі на оптовому ринку. Крім того, такий незалежний розрахунок також може бути використаний як фактор виявлення комерційних втрат електроенергії, оскільки на даний момент це одна з досить серйозних проблем на етапі передачі електроенергії кінцевим споживачам.

Для управління енергозабезпеченням постає завдання розрахунку необхідного навантаження на мікромережу, на яке впливають різноманітні чинники, такі як клімат, географічне розташування, час доби, соціально-економічні та інші фактори. З наявних даних необхідно відібрати найбільш суттєві та зробити прогноз споживання енергії в умовах невизначеності [41,42].

Оскільки при впровадженні Microgrid кінцевий користувач стає учасником ринку енергетичних послуг, а управління здійснюється у тому числі й на стороні споживача, прогнозування споживання електричної енергії є одним із етапів інформаційного забезпечення підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичними мережами з ВДЕ.

Прогноз споживання електроенергії дозволяє знизити ризики при прийнятті рішень щодо збалансування роботи енергосистеми та зниження споживання кінцевими споживачами.

Загальне енергоспоживання регіону залежить від внутрішніх змін для підприємства, сектору побутових споживачів та соціальної сфери. Усі зміни, які відбуваються у попиті на електроенергію, ставлять завдання збереження

балансу між виробництвом та споживанням, оскільки енергопостачальник повинен повністю задовольняти потреби в електроенергії. Задача прогнозування електроспоживання відноситься до прогнозування часових рядів. Для прогнозування енергоспоживання необхідно пройти декілька етапів:

- здійснювати графічний або описовий аналіз наявної вхідної інформації про споживання електроенергії та фактори, що на нього впливають;
- вивчити отриманий часовий ряд;
- обирати методи прогнозування та скласти прогнозні моделі з урахуванням впливу зовнішніх факторів;
- оцінити отримані прогнозні значення та вибрати найкращу модель прогнозування.

Стандартного підходу до прогнозування споживання електроенергії не існує, оскільки кожен споживач має свої особливості. Споживання електроенергії має циклічну, специфічну та випадкову складові. Приблизно 70-80% усіх змін мають циклічні тенденції. Також одним із досліджуваних факторів є закономірності функціонального характеру. Ці закономірності включають відхилення, що пояснюються відносно добре відомими факторами, характерними для кожного споживача. Третя складова прогнозу – випадкова варіація. При прогнозуванні ці зміни носять імовірнісний характер [42].

Останнім часом було запропоновано та впроваджено широкий спектр методів вирішення проблем прогнозування споживання електричної енергії [43-47].

Ці підходи можна розділити на категорії:

- статистичні,
- штучні нейронні мережі (ANN),
- машинне навчання,
- гібридні підходи.

Моделі погодинного прогнозування з множинною регресією та штучними нейронними мережами, запропоновані в [48], демонструють, що

штучні нейронні мережі дають кращі результати прогнозування. Нейромережеві моделі прогнозування також мали кращі показники прогнозування, ніж модель ARIMA для короткострокового прогнозування погодинного споживання електроенергії з екзогенними погодними змінними, але обидві моделі демонструють високу точність прогнозування менше ніж 5% MAPE [49]. Штучні нейронні мережі є гнучкими та адаптивними моделями, що дозволяють вирішувати задачі прогнозування, в тому числі з нелінійними параметрами, в умовах невизначеності та неповноти вхідних даних [50].

Найбільш використовуваними моделями штучних нейронних мереж, створеними для прогнозування споживання електроенергії, є нейронні мережі зі зворотним поширенням (BP), нелінійною авторегресією з екзогенними входами (NARX), радіально-базисні мережі (RBF), рекурентні нейронні мережі, зокрема мережі LSTM [51-53].

Для прогнозування часових рядів моделі авторегресійного інтегрованого ковзного середнього (ARIMA) є загальнозживаним статистичним методом.

Термін AR означає авторегресію, яка вказує на те, що модель використовує залежний зв'язок між поточними даними та їх минулими значеннями. Кількість попередніх вхідних даних, що використовуються для прогнозування наступного значення, називається порядком i зазвичай згадується як p [54].

$$y_i = a_0 + \sum_{n=1}^p a_n y_{t-n} + \varepsilon_t, \quad (2.12)$$

де ε_t – процес білого шуму (середнє 0, постійна дисперсія та некорельовані помилки),

a_n – оцінені значення.

Залежно від значення p існують такі сценарії:

– AR(0): якщо параметр p встановлений на нуль, немає авторегресійних членів, тому цей часовий ряд є просто білим шумом.

– AR(1): якщо для параметра p встановлено значення 1, враховуємо попередню позначку часу, скориговану множником, а потім додаємо білий шум.

– AR(p): збільшення параметра p означає додавання більше часових позначок, скоригованих їхніми власними множниками.

Термін I означає інтегрований показник і перетворює стаціонарний часовий ряд із нестаціонарного.

Модель ковзного середнього використовує залежність між спостереженням і залишковою помилкою ковзного середнього, застосованого до спостережень із запізненням [54]:

$$r_t = b_0 + \sum_{n=1}^q b_n r_{t-n} + \varepsilon_t, \quad (2.13)$$

де ε_t – процес білого шуму (середнє 0, постійна дисперсія та некорельовані помилки),

b_n – оцінені значення,

r_t визначається як:

$$r_t = \hat{y}_t - y_t \quad (2.14)$$

де \hat{y}_t – прогнозоване значення,

y_t – фактичне значення.

Також можна розширити модель ARIMA для використання екзогенних вхідних даних і створити модель ARIMAX. У цій моделі часовий ряд моделюється з використанням інших незалежних змінних, а також самого часового ряду.

Якщо в наборі даних часових рядів спостерігається сезонність, слід використовувати модель SARIMA (Seasonal ARIMA). Моделі SARIMA включають додаткові параметри, пов'язані з сезонною складовою. Можна

розглядати модель SARIMA як поєднання двох моделей ARIMA: одна стосується несезонної частини, а інша – сезонної.

Модель SARIMA(p, d, q)(P, D, Q, S) має несезонні параметри p, d, q та P, D, Q, S , які є сезонними параметрами [54].

Несезонними параметрами є:

- p : величина порядку авторегресії;
- d : величина порядку різниці;
- q : величина порядку рухомого середнього;

Сезонними параметрами є:

- P : величина сезонного порядку авторегресії;
- D : величина порядку сезонної різниці;
- Q : величина порядку сезонного рухомого середнього;
- S : величина тривалості сезонного циклу.

Штучні нейронні мережі з використанням алгоритму зворотного поширення є традиційним методом класифікації та прогнозування. Хоча кілька версій глибоких нейронних мереж (DNN) зараз є популярними потужними інструментами для аналізу, основою всіх архітектур нейронних мереж залишається метод градієнтного спуску, який використовується в алгоритмах прямого зв'язку та зворотного поширення. Як ANN, так і DNN мають широкий спектр важливих комерційних застосувань.

У даний час поєднання переваг різних методів і використання різних найкращих алгоритмів для вдосконалення гібридного методу є тенденцією розвитку глибокого навчання часових рядів. Зокрема, використовують поєднання згорткових нейронних мереж (CNN), які можуть витягувати ефективні функції з даних, і довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM), яка може не тільки знаходити взаємозалежність даних у даних часових рядів [55].

Схема нейронної мережі LSTM, яка застосовується для прогнозування часових рядів, показана на рис. 2.4 [56].

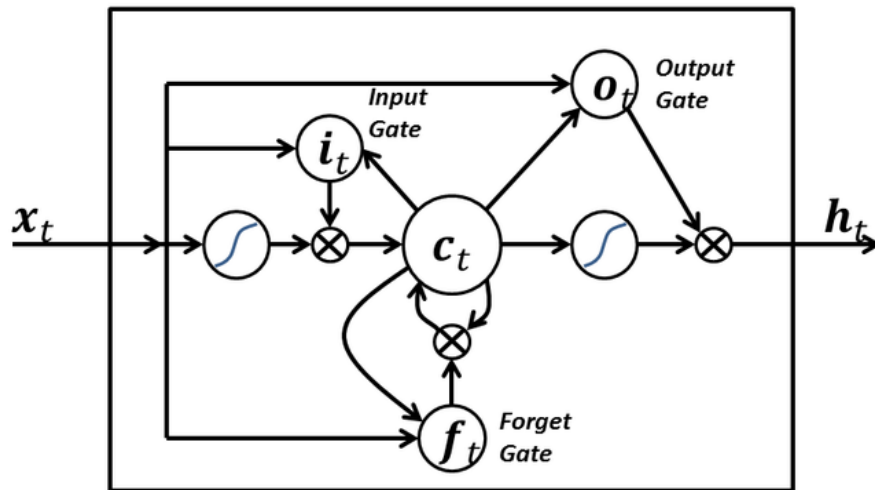


Рисунок 2.4 – Архітектура нейронної мережі LSTM

LSTM означає довгу короткочасну пам'ять. Клітини LSTM використовуються в рекурентних нейронних мережах, які вчать передбачати майбутнє на основі послідовностей змінної довжини. Рекурентні нейронні мережі працюють з будь-якими видами послідовних даних і, на відміну від ARIMA та Prophet, не обмежуються часовими рядами.

Основна ідея клітин LSTM полягає в тому, щоб вивчити важливі частини послідовності і забути менш важливі. Принцип моделі полягає в наступному: по-перше, рівень фільтра забування визначає, яку інформацію можна забути або зберегти [57]:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f), \quad (2.15)$$

Потім вибирається нова інформація в стані комірки. На наступному кроці вхідний фільтрувальний шар (сигмоїдний шар) оновлює дані. Потім шар \tanh задає вектор оновлених значень-кандидатів \tilde{C}_t , що додаються до стану комірки [57]:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i), \quad (2.16)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c), \quad (2.17)$$

Наступним кроком буде заміна старого стану комірки на нове [57]:

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t, \quad (2.18)$$

Останній крок – вибір вихідної інформації [57]:

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + o), \quad (2.19)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t), \quad (2.20)$$

Для вибору найкращих параметрів для моделі авторегресії використовують інформаційні критерії. Вони дозволяють порівнювати моделі між собою і не можуть тестувати моделі в сенсі перевірки статистичних гіпотез.

Акаїке (AIC) – критерій оцінки якості статистичних моделей, який визначається наступним чином [58]:

$$AIC = \ln(\hat{\sigma}^2) + \frac{2(p + q + 1)}{n}, \quad (2.20)$$

Байєсівський інформаційний критерій (BIC), заснований на знаходженні максимуму функції правдоподібності, визначається таким чином [58]:

$$BIC = \ln(\hat{\sigma}^2) + \frac{(p + q + 1) \ln(n)}{n}, \quad (2.21)$$

Для порівняння різних моделей прогнозування використовуються оцінки точності прогнозування.

Середня абсолютна похибка (MAE) – це середнє арифметичне абсолютних похибок [59]:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|, \quad (2.22)$$

Середня квадратична помилка (RMSE) – це квадратний корінь із середньоквадратичної помилки [59]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad (2.23)$$

Середня абсолютна відсоткова похибка (MAPE) – це середнє абсолютне відсоткове відхилення [20]:

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|, \% \quad (2.24)$$

Похибки прогнозування використовуються для оцінки якості розроблених моделей прогнозування. Перевірка точності побудованих моделей дозволяє змінювати вхідні параметри моделей для підвищення точності прогнозування. Модель прогнозування відповідає прийнятним вимогам, якщо значення параметра MAPE менше 5%.

Основним фактором, що визначає режими електроспоживання об'єкта, що живиться електроенергією в мікромережі, є характер електричних навантажень, які прийнято поділяти на три види:

- побутові – навантаження, яке споживає населення (житлові будинки, гуртожитки);
- соціальне – навантаження, яке споживають соціальні об'єкти (магазини, школи, кінотеатри тощо).
- промислове – навантаження, яке споживають підприємства з постійним або змінним графіком роботи.

Щоб врахувати всіх можливих споживачів, прогностичні моделі споживання електроенергії було побудовано на трьох наборах даних:

- домогосподарство – житловий будинок;
- соціальний – автозаправочна станція (АЗС);
- промислова – молокозавод.

Дані про споживання електроенергії збиралися автоматично щогодини та заносилися в базу даних. Також були використані додаткові дані, такі як температура навколишнього середовища, швидкість вітру та тривалість світлового дня [60].

Після огляду літератури були обрані авторегресійні моделі та моделі машинного навчання для прогнозування споживання електроенергії. На сьогоднішній день це найпопулярніші моделі прогнозування часових рядів, оскільки в більшості проаналізованих статей вони показали кращу якість прогнозування.

Дослідження проводилося в кілька етапів. Спочатку було обрано кілька типів споживачів з різними джерелами споживання електроенергії, потім розглянуто різні часові інтервали прогнозування. Усі розглянуті споживачі як джерело електроенергії використовують Microgrid з ВДЕ та загальної електромережі. Для житлового будинку та АЗС встановлено сонячні панелі, для молокозаводу – вітрогенератор. Відновлювані джерела частково покривають потребу в електроенергії.

В якості побутового споживача було обрано набір даних, що містить інформацію про споживання електроенергії у двоповерховому приватному будинку (табл.2.5).

Набір даних містить погодинне споживання електроенергії в кВт-год, починаючи з 01-06-2016 по серпень 2020. Набір даних містить примітки для будніх днів, вихідних, карантину через COVID і днів відпустки в стовпці категорії приміток. Споживання електроенергії в денний час відрізняється від нічного. Вночі кілька електричних лампочок, телевізори, пральна машина, сушарка та кондиціонер працюють з 6 вечора до 8 ранку.

Таблиця 2.5 – Приклад набору даних для житлового будинку

Date	Value (kWh)	Day of week	notes	Hour	Month	Length of day
01.01.2018 0:00	1,057	2	будній день	0	червень	49834
01.01.2018 1:00	1,171	2	будній день	1	червень	49834
01.01.2018 2:00	0,560	2	будній день	2	червень	49834
01.01.2018 3:00	0,828	2	будній день	3	червень	49834
01.01.2018 4:00	0,932	2	будній день	4	червень	49834

Дані містять наступні змінні:

- StartDate – дата і час зняття показів лічильника;
- Value (kWh) – дані показників лічильника;
- Day of week – день тижня зняття показів лічильника;
- Notes – примітка;
- Hour – година доби зняття показів лічильника;
- Month – місяць року зняття показів лічильника;
- Length of day – довжина світового дня.

Декомпозиція часових рядів для побутових споживачів показана на рис. 2.5.

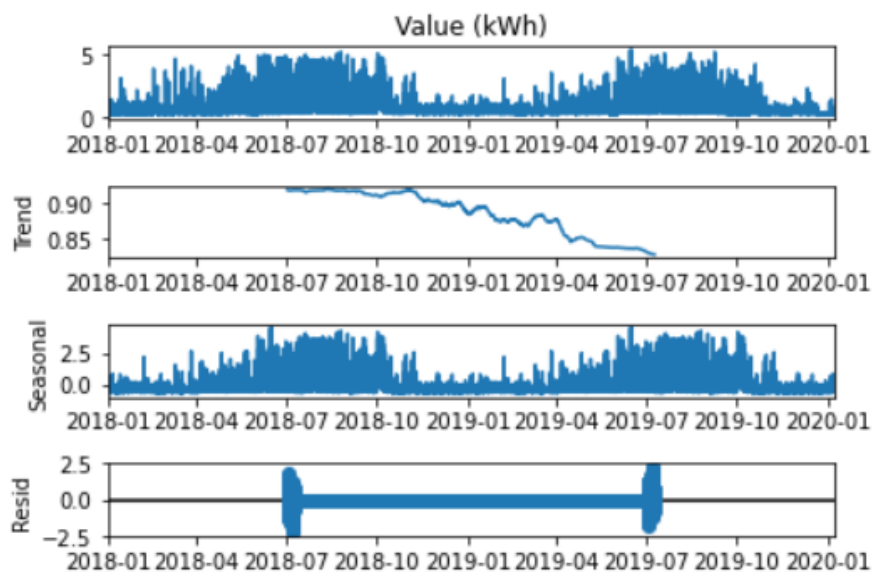


Рисунок 2.5 – Декомпозиція часових рядів для побутових споживачів

Діаграма розсіювання часових рядів (рис. 2.6) показує залежність споживання електроенергії з тривалістю дня.

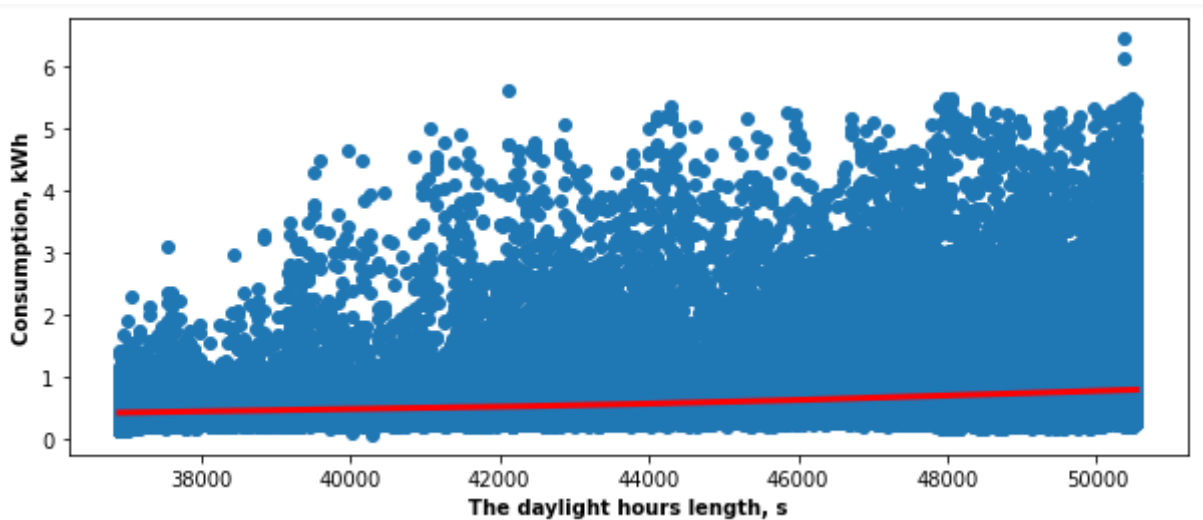


Рисунок 2.6 – Діаграма розсіювання

Розподіл споживання електроенергії в залежності від характеристики дня показано на рис. 2.7.

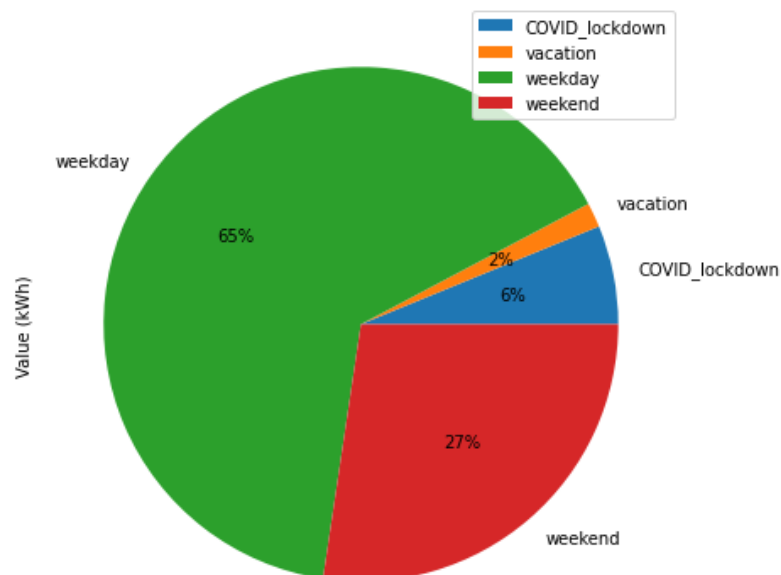


Рисунок 2.7 – Розподіл споживання електроенергії в залежності від характеристики дня

Побудована кореляційна матриця (рис. 2.8) показала залежність даних споживання електроенергії від інших часових параметрів, що дало змогу виявити найбільш значущі змінні, які впливають на електроспоживання в будинку.

	Value (kWh)	day_of_week	№	Hour	month	length_of_day
Value (kWh)	1.000000	0.026342	-0.102630	0.296656	0.113488	0.365042
day_of_week	0.026342	1.000000	0.002577	-0.000000	0.002946	0.008556
№	-0.102630	0.002577	1.000000	0.000667	-0.116871	-0.008470
Hour	0.296656	-0.000000	0.000667	1.000000	0.000000	-0.000000
month	0.113488	0.002946	-0.116871	0.000000	1.000000	-0.128213
length_of_day	0.365042	0.008556	-0.008470	-0.000000	-0.128213	1.000000

Рисунок 2.8 – Кореляційна матриця даних приватного будинку

Коробчаті діаграми (рисунок 2.9-2.11) показали зміни електроспоживання протягом року, тижня і дня.

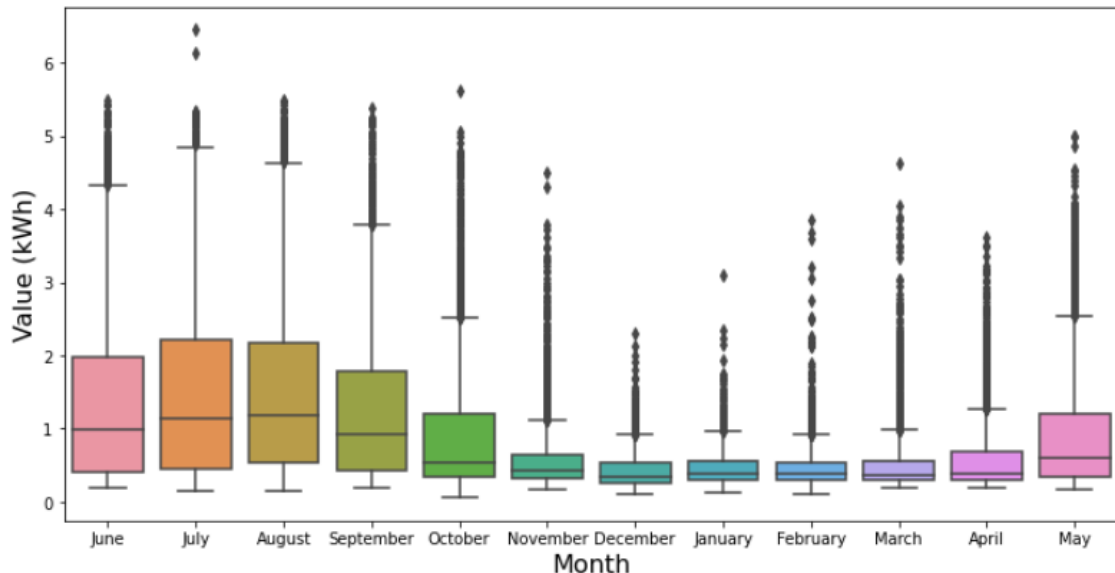


Рисунок 2.9 – Розподілення електроспоживання протягом року

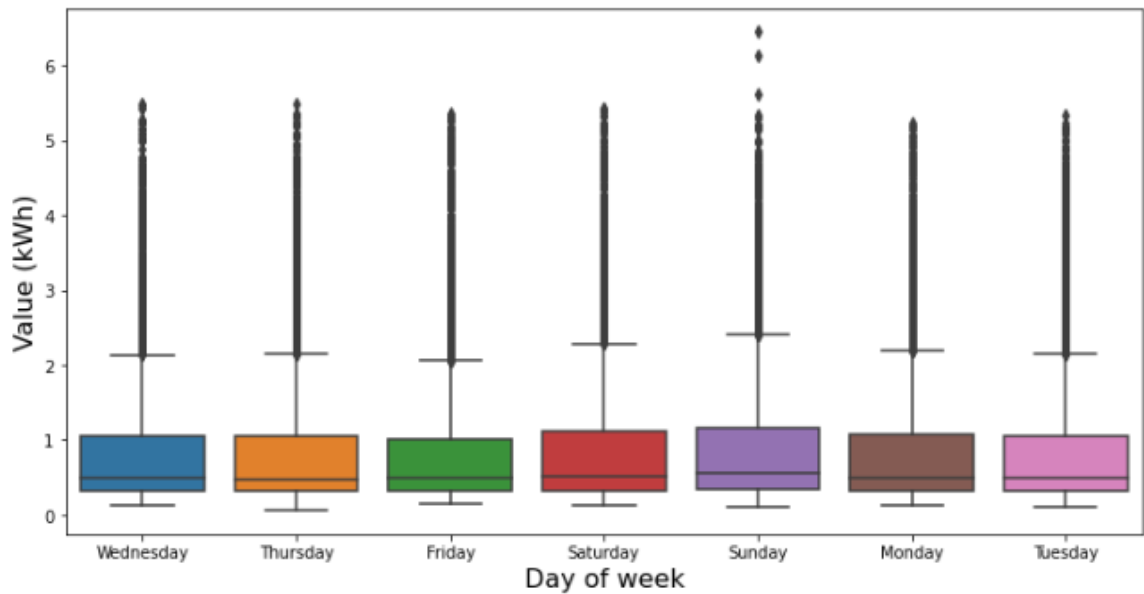


Рисунок 2.10 – Розподілення електроспоживання протягом дня тижня

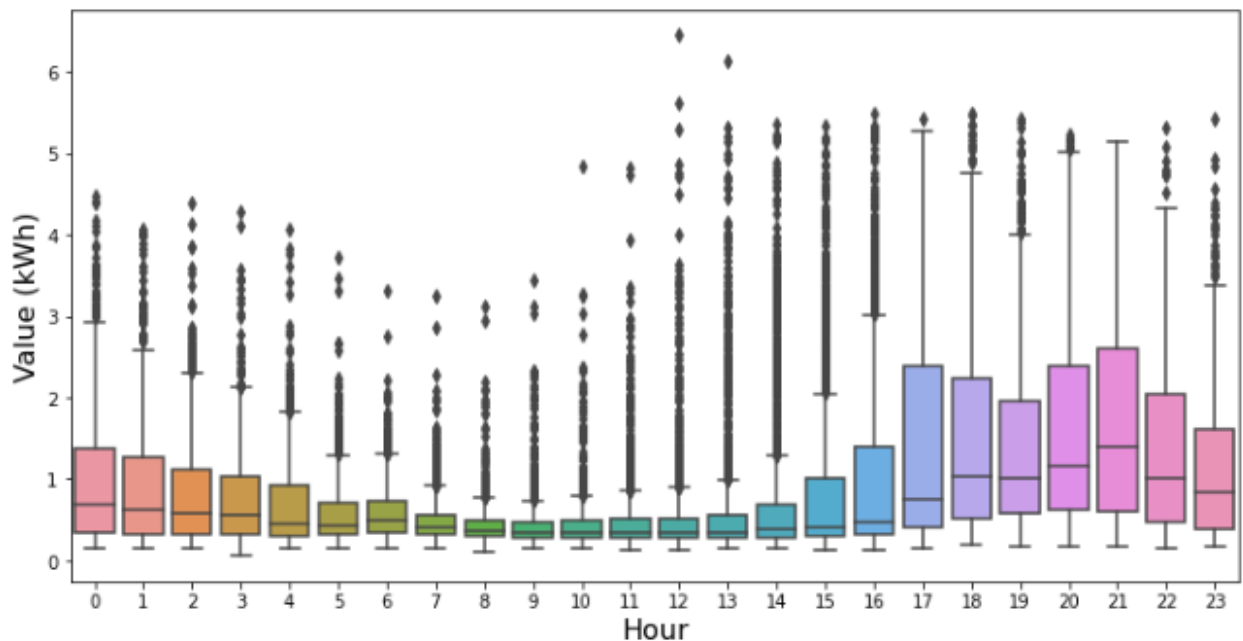


Рисунок 2.11 – Розподілення електроспоживання протягом часу доби

Коробчаті діаграми показали залежність об'ємів споживання електроенергії з місяцем року і частиною доби. Об'єми споживання електроенергії не залежать від дня тижня.

Побудова скрипкової діаграми (рис. 2.12) дала можливість побачити розподіл даних споживання електроенергії зі зміною часу доби і частини року.

Густина розподілу споживання електроенергії протягом року має більшу кількість випадкових даних споживання.

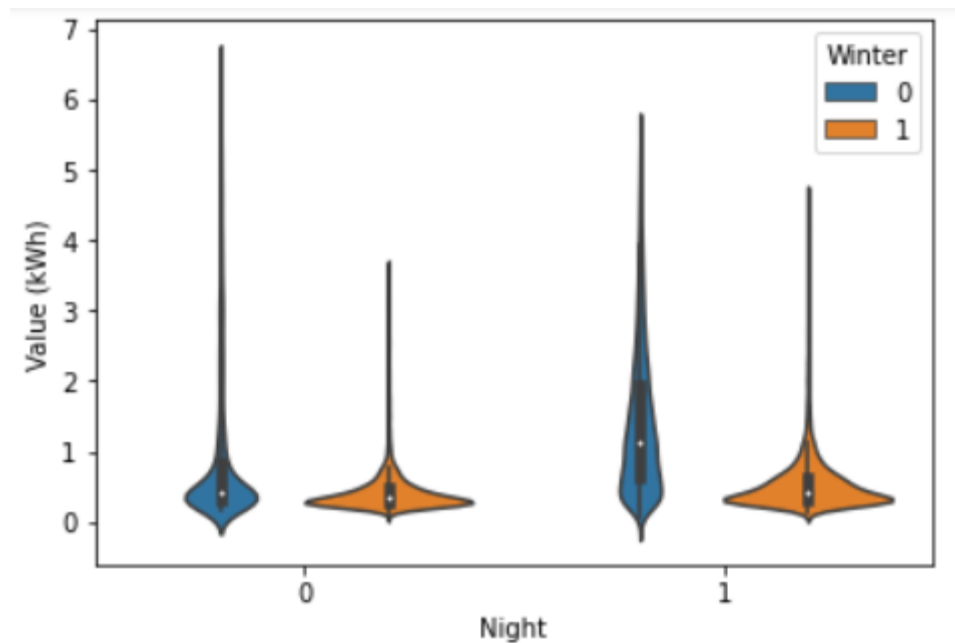


Рисунок 2.12 – Скрипкова діаграма споживання електроенергії від часу доби і частини року

Соціальним споживачем електроенергії є АЗС. Дані містять погодинне споживання електроенергії і кліматичні показники в регіоні розташування споживача (табл. 2.6). Модель прогнозування електроспоживання для цього типу споживачів представлена в роботі [31].

Таблиця 2.6 – Приклад набору даних для АЗС

Date	Value (kWh)	Indication	Length of day	Month	Week	Hour
01.01.2020 0:00	29,0	68,0	36190	11	44	0
01.01.2020 1:00	60,0	136,0	36190	11	44	1
01.01.2020 2:00	61,0	136,0	36190	11	44	2
01.01.2020 3:00	61,0	136,0	36190	11	44	3
01.01.2020 4:00	61,0	138,0	36190	11	44	4

Дані містять наступні змінні:

- Date – дата і час зняття показів лічильника;
- Value (kWh) – дані показників лічильника;
- Day of week – день тижня зняття показів лічильника;
- Hour – година доби зняття показів лічильника;
- Month – місяць року зняття показів лічильника;
- Length of day – довжина світового дня.

Декомпозиція часового ряду показана на рис. 2.13

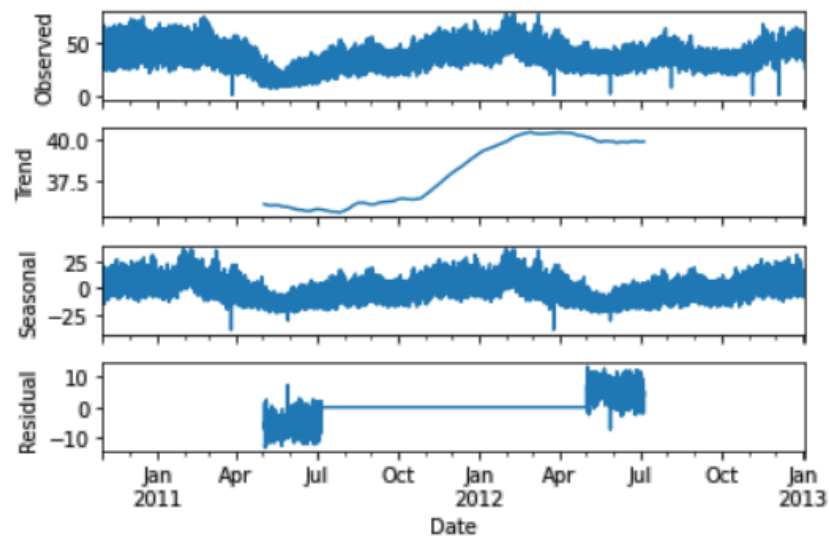


Рисунок 2.13 – Декомпозиція часових рядів для АЗС

Діаграма розсіювання часового ряду показала лінійну залежність споживання електр енергії з тривалістю дня (рис. 2.14).

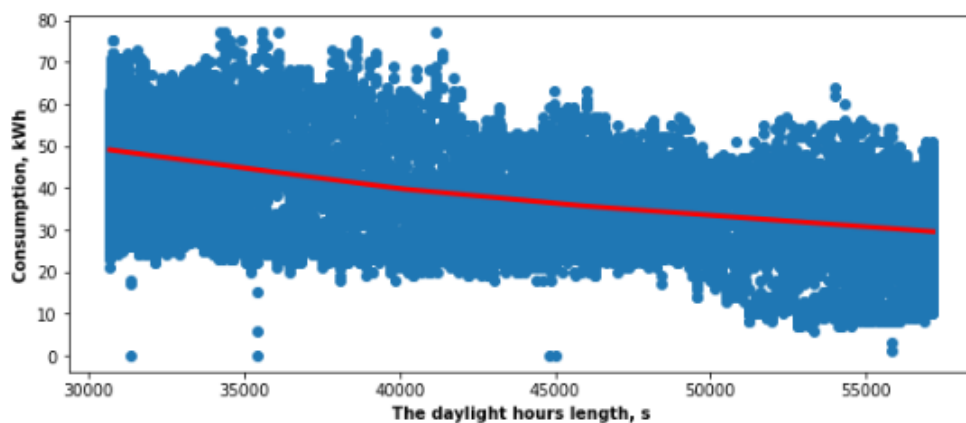


Рисунок 2.14 – Діаграма розсіювання

Побудувавши кореляційну матрицю, встановлено залежність електроспоживання з іншими параметрами часового ряду (рис 2.15).

	Consumption	Indication	Year	Month	Week	Day of week	Day	Hour	length_of_day	congestion	Weekend	Night	Winter
Consumption	1.000000	0.004247	-0.013583	0.032718	0.040297	-0.009209	0.013183	-0.011180	-0.532069	-0.382514	-0.000584	0.497542	0.547427
Indication	0.004247	1.000000	0.899116	0.192645	0.184270	0.001999	0.033248	0.001413	0.091463	0.000883	-0.006702	-0.000230	-0.198276
Year	-0.013583	0.899116	1.000000	-0.251286	-0.248149	0.001408	-0.013927	-0.000222	0.197305	-0.000897	0.024494	0.000123	-0.185796
Month	0.032718	0.192645	-0.251286	1.000000	0.971309	0.002113	0.018301	0.000143	-0.235703	0.002505	-0.018048	-0.000079	-0.038519
Week	0.040297	0.184270	-0.248149	0.971309	1.000000	0.006494	0.071081	0.000151	-0.247706	0.000382	-0.031843	-0.000084	-0.029431
Day of week	-0.009209	0.001999	0.001408	0.002113	0.006494	1.000000	-0.004872	-0.000044	0.003447	0.070158	0.001555	0.000024	-0.004048
Day	0.013183	0.033248	-0.013927	0.018301	0.071081	-0.004872	1.000000	0.000115	0.003157	-0.001526	-0.589815	-0.000064	-0.012511
Hour	-0.011180	0.001413	-0.000222	0.000143	0.000151	-0.000044	0.000115	1.000000	0.000112	0.323793	-0.000221	-0.066517	-0.000094
length_of_day	-0.532069	0.091463	0.197305	-0.235703	-0.247706	0.003447	0.003157	0.000112	1.000000	0.000181	-0.009051	-0.000062	-0.821631
congestion	-0.382514	0.000883	-0.000897	0.002505	0.000382	0.070158	-0.001526	0.323793	0.000181	1.000000	0.001766	-0.726735	0.001983
Weekend	-0.000584	-0.006702	0.024494	-0.018048	-0.031843	0.001555	-0.589815	-0.000221	-0.009051	0.001766	1.000000	0.000122	0.012007
Night	0.497542	-0.000230	0.000123	-0.000079	-0.000084	0.000024	-0.000064	-0.066517	-0.000062	-0.726735	0.000122	1.000000	0.000052
Winter	0.547427	-0.198276	-0.185796	-0.038519	-0.029431	-0.004048	-0.012511	-0.000094	-0.821631	0.001983	0.012007	0.000052	1.000000

Рисунок 2.15 – Кореляційна матриця даних автозаправки

Побудовані коробчаті діаграми (рис. 2.16, 2.17) показали залежність об'ємів споживання електроенергії від часу доби і від частини року.

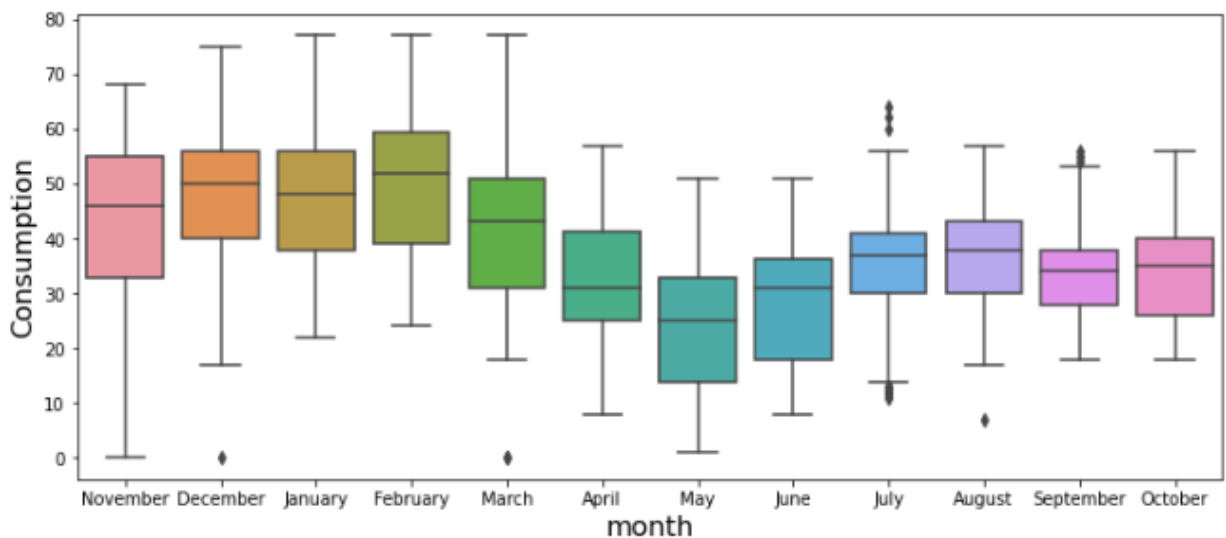


Рисунок 2.16 – Споживання електроенергії протягом року

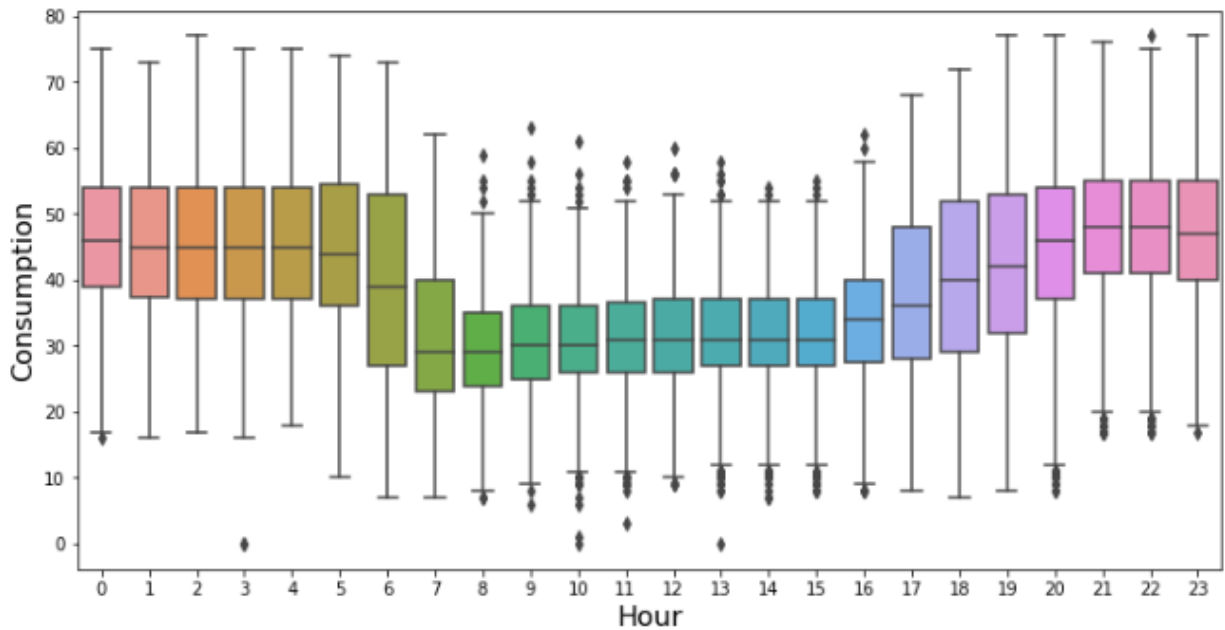


Рисунок 2.17 – Споживання електроенергії протягом дня

Дані з промисловим споживання електроенергії надав молокозавод (табл. 2.7). Дані містять показники електроспоживання з погодинними часовими інтервалами.

Таблиця 2.7 – Приклад набору даних для молокозаводу

Date	Value (kWh)	Length of day	T°	Week	Day of week	Hour
01.01.2013 0:00	223	42449	17	39	6	0
01.01.2013 1:00	215	42449	16	39	6	1
01.01.2013 2:00	218	42449	16	39	6	2
01.01.2013 3:00	210	42449	14	39	6	3
01.01.2013 4:00	214	42449	14	39	6	4

Дані містять наступні змінні:

- Date – дата і час зняття показів лічильника;
- Value (kWh) – дані показників лічильника;
- Day of week – день тижня зняття показів лічильника;
- Hour – година доби зняття показів лічильника;
- T – температура повітря навколишнього середовища;
- Length of day – довжина світового дня.

Декомпозиція часового ряду даних електроспоживання молокозаводу показана на рис. 2.18.

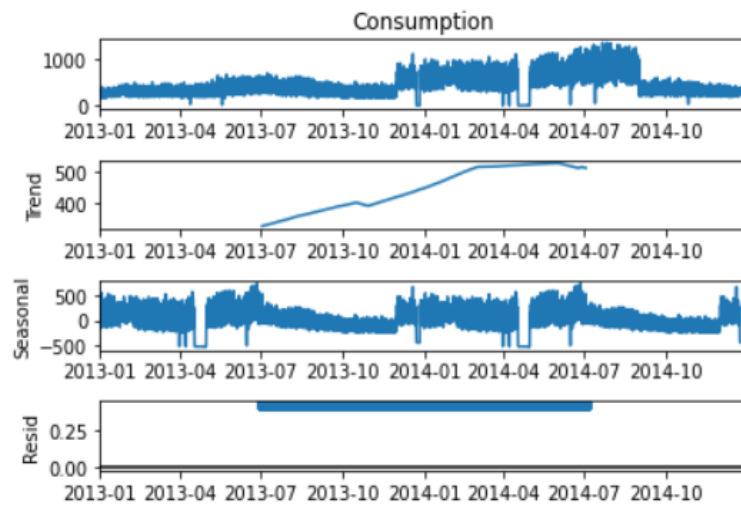


Рисунок 2.18 – Декомпозиція часового ряду

Побудувавши кореляційну матрицю, встановлено залежність електроспоживання молокозаводу з іншими параметрами часового ряду (рис. 2.19).

	Consumption	Year	Month	Week	Day of week	Day	Hour	length_of_day	T	Number	Night	Winter
Consumption	1.000000	0.594659	-0.157873	-0.162969	-0.045664	-0.013289	0.180313	0.028358	0.022910	-0.158207	-0.412869	0.085164
Year	0.594659	1.000000	-0.471469	-0.460821	-0.000216	-0.015224	-0.000211	-0.061879	-0.221444	-0.221512	0.000117	0.172900
Month	-0.157873	-0.471469	1.000000	0.974519	-0.001007	0.013751	0.000020	0.039049	0.267321	-0.084396	-0.000011	-0.301596
Week	-0.162969	-0.460821	0.974519	1.000000	-0.004141	0.075116	0.000001	0.057931	0.279126	-0.084510	-0.000000	-0.313272
Day of week	-0.045664	-0.000216	-0.001007	-0.004141	1.000000	-0.010632	-0.000068	-0.001197	0.001136	-0.002296	0.000038	0.014423
Day	-0.013289	-0.015224	0.013751	0.075116	-0.010632	1.000000	-0.000221	0.047014	0.043389	-0.016587	0.000122	-0.004959
Hour	0.180313	-0.000211	0.000020	0.000001	-0.000068	-0.000221	1.000000	-0.000188	0.152740	0.016685	-0.066557	0.000127
length_of_day	0.028358	-0.061879	0.039049	0.057931	-0.001197	0.047014	-0.000188	1.000000	0.817789	-0.046697	0.000104	-0.815600
T	0.022910	-0.221444	0.267321	0.279126	0.001136	0.043389	0.152740	0.817789	1.000000	-0.052083	-0.079519	-0.757684
Number	-0.158207	-0.221512	-0.084396	-0.084510	-0.002296	-0.016587	0.016685	-0.046697	-0.052083	1.000000	0.001784	0.064455
Night	-0.412869	0.000117	-0.000011	-0.000000	0.000038	0.000122	-0.066557	0.000104	-0.079519	0.001784	1.000000	-0.000070
Winter	0.085164	0.172900	-0.301596	-0.313272	0.014423	-0.004959	0.000127	-0.815600	-0.757684	0.064455	-0.000070	1.000000

Рисунок 2.19 – Кореляційна матриця даних молокозавода

Побудована коробчата діаграми (рис. 2.20) показала залежність об'ємів споживання електроенергії від часу доби.

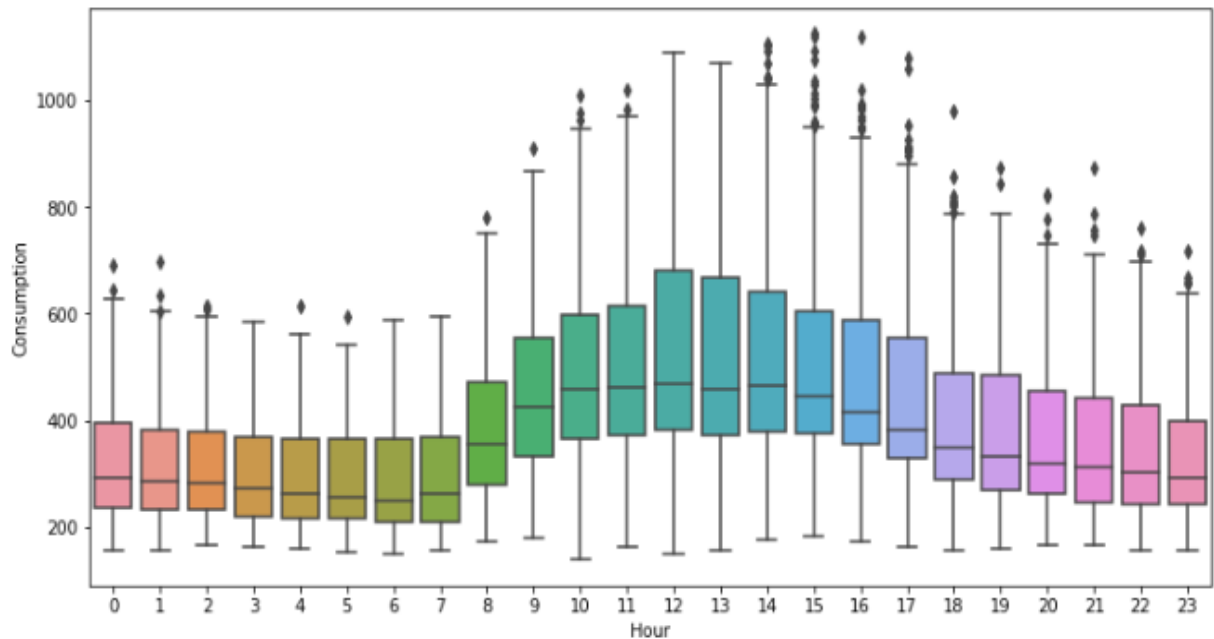


Рисунок 2.20 – Споживання електроенергії протягом дня

Дані з вищезазначених джерел містили прогалини, які були заповнені середнім значенням сусідніх показників. Декомпозиція часового ряду показала сезонну складову, велику кількість залишків та відсутність тренду. Як додаткові дані брали погодні показники середовища, тривалість сонячного дня.

Для аналізу часових рядів використовували мову програмування Python та середовище розробки Google Colab. Модель SARIMAX була побудована для житлового будинку з наступними параметрами: $p = 0$, $d = 1$, $q = 3$, $P = 1$, $D = 2$, $Q = 1$, $m = 12$. День тижня і поточний час вибираються як екзогенні параметри. Параметри, наведені в таблиці 2.8, забезпечили найкращі значення інформаційних критеріїв для житлового будинку.

Для АЗС була побудована модель SARIMAX з такими параметрами: $p = 1$, $d = 1$, $q = 3$, $P = 1$, $D = 1$, $Q = 1$, $m = 12$. Тривалість дня і поточний час є додатковими даними (табл. 2.9).

Для молокозаводу була побудована модель SARIMAX з такими параметрами: $p = 1$, $d = 0$, $q = 1$, $P = 1$, $D = 1$, $Q = 1$, $m = 12$. Тривалість дня і допоміжними даними є температура навколишнього середовища (табл. 2.10).

Таблиця 2.8 – Коефіцієнти моделі SARIMAX для житлового будинку

	coef	std err	z	[0.025	0.975]
Day of week	0.0039	0.004	0.907	-0.004	0.012
Hour	0.0165	0.002	10.606	0.013	0.020
ar.L1	0.6891	0.004	162.102	0.681	0.697
ma.L1	-0.9856	0.001	-836.893	-0.988	-0.983
ar.S.L12	-0.2341	0.006	-40.045	-0.246	-0.223
ma.S.L12	-0.9450	0.002	-568.840	-0.948	-0.942
sigma2	0.2242	0.001	221.779	0.222	0.226

Таблиця 2.9– Коефіцієнти моделі SARIMAX для АЗС

	coef	std err	z	[0.025	0.975]
Length of day	0.0033	0.002	1.365	-0.001	0.008
Hour	0.0285	0.020	1.429	-0.011	0.068
ar.L1	0.7650	0.004	187.115	0.757	0.773
ma.L1	-1.0199	0.002	-616.789	-1.023	-1.017
ar.S.L12	-0.5938	0.004	-132.943	-0.603	-0.585
ma.S.L12	-1.2057	0.005	-251.137	-1.215	-1.196
sigma2	8.4633	0.083	102.044	8.301	8.626

Таблиця 2.10 – Коефіцієнти моделі SARIMAX для молокозаводу

	coef	std err	z	[0.025	0.975]
Length of day	0.0010	0.003	0.366	-0.004	0.006
T	2.2368	0.156	14.346	1.931	2.542
ar.L1	0.8849	0.004	246.114	0.878	0.892
ma.L1	-1.0000	0.022	-46.128	-1.042	-0.958
ar.S.L12	-0.4206	0.008	-55.627	-0.435	-0.406
ma.S.L12	-0.8688	0.004	-214.637	-0.877	-0.861
sigma2	860.8387	19.769	43.545	822.092	899.585

Іншою моделлю для прогнозування стала модель машинного навчання LSTM. Модель створено з використанням бібліотеки Keras для Python. Модель побудована на чотирьох шарах. Спочатку створюється клас Sequential, потім додаються шари LSTM і допоміжні шари Dropout і Dense. Вказано кількість нейронів у шарі LSTM. Для параметра Return_sequences встановлено значення «true», щоб додати такі дані. Параметр Input_shape вказує кількість часових кроків, а output_shape показує кількість індикаторів. Щоб уникнути повторного навчання, додано рівень вилучення. Для забезпечення надійності прогнозу додається щільний шар із кількістю нейронів 1. Модель для навчання використовує 20 епох, розмір пакету даних – 100 (табл. 2.11).

Таблиця 2.11– Коефіцієнти моделі LSTM

Layer	Shape	Param
LSTM	100	52400
Dropout	100	0
Dense	1	101
Total params	52,501	
Trainable params	52,501	
Epochs	20	
Batch size	100	

Вхідними значеннями моделі LSTM для всіх типів споживачів є показники годинного споживання електроенергії, як додаткова величина використовується тривалість дня. Коефіцієнти моделі LSTM підібрані таким чином, щоб при зміні типу споживачів електроенергії прогнозована точність залишалася на високому рівні.

Проведено експерименти з прогнозування обсягів споживання електроенергії для обраних наборів даних. Прогностичну якість моделей перевіряли на тестових даних. Вибрані моделі прогнозують погодинне споживання електроенергії на 6 годин, 1 день, 3 дні вперед.

Результати перевірки точності прогнозування моделі SARIMAX наведені в табл. 2.12.

Таблиця 2.12 – Точність прогнозування моделі SARIMAX

Forecast period/ Assessment of accuracy		6 hours	1 day	3 days
Dairy Plant	MAE	36.6893	49.8139	64.2426
	RMSE	50.7658	110.2718	118.1284
	MAPE (%)	11.4544	13.1783	17.6610
Residential house	MAE	0.1145	0.2226	0.2393
	RMSE	0.1066	0.0043	0.3135
	MAPE (%)	0.0021	0.0070	0.0647
Gas Station	MAE	4.3309	4.6415	5.1155
	RMSE	11.5534	12.9961	5.9725
	MAPE (%)	5.6638	9.0617	11.5512

Прогнозовані за моделлю SARIMAX та фактичні значення споживання електроенергії молокозаводом наведені на рис. 2.21.

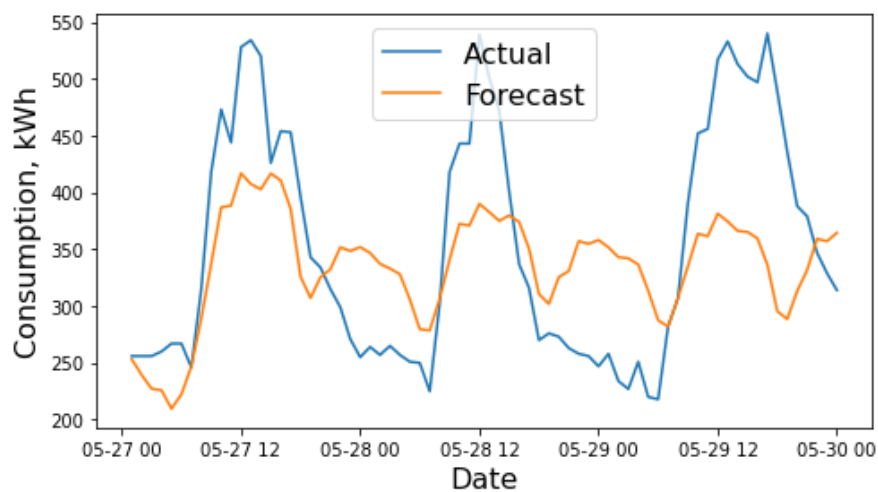


Рисунок 2.21– Фактичне та прогнозоване значення споживання електроенергії молокозаводом за моделлю SARIMAX

В результаті використання моделі LSTM, побудованої за параметрами (табл. 7), отримано результати прогнозування (табл. 2.13) для трьох типів споживачів електроенергії.

Таблиця 2.13 – Прогнозна якість моделі LSTM

Forecast period/ Assessment of accuracy		6 hours	1 day	3 days
Dairy Plant	MAE	15.4205	26.3461	24.5023
	RMSE	20.5534	35.6533	32.5615
	MAPE (%)	3.7420	6.7309	6.6436
Residenti al house	MAE	0.0902	0.0596	0.0908
	RMSE	0.1048	0.0784	0.2396
	MAPE (%)	0.1586	0.1631	0.1243
Gas Station	MAE	2.2020	3.0619	2.2143
	RMSE	2.4266	3.8967	2.9812
	MAPE (%)	3.6706	6.0989	4.6605

Прогнозовані за моделлю LSTM та фактичні значення споживання електроенергії молокозаводом наведені на рис. 2.22.

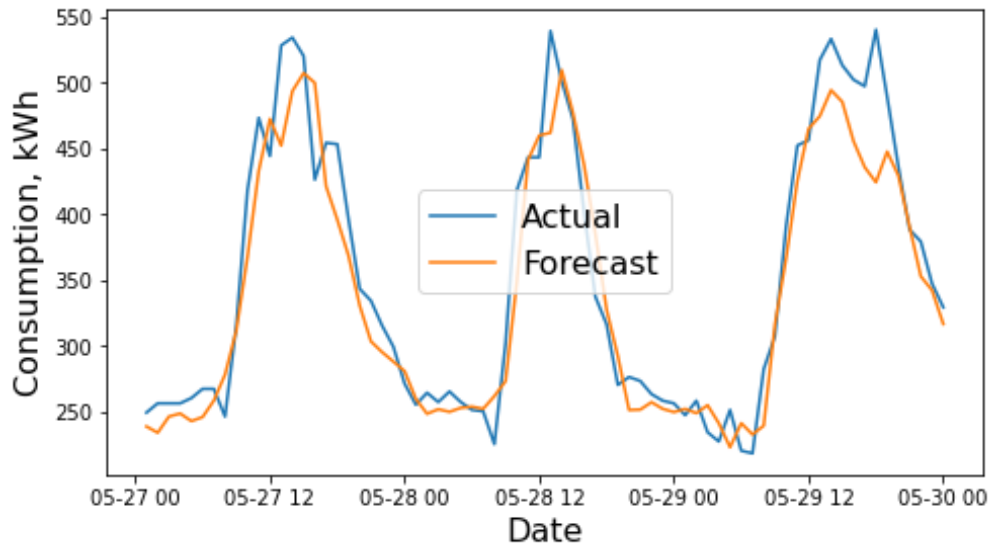


Рисунок 2.22 – Фактичні та прогнозовані значення споживання електроенергії молокозаводом за моделлю LSTM

Функція втрат (рис. 2.23) була використана для коригування моделі, вона використовується для коригування ваг під час наступної оцінки моделі.

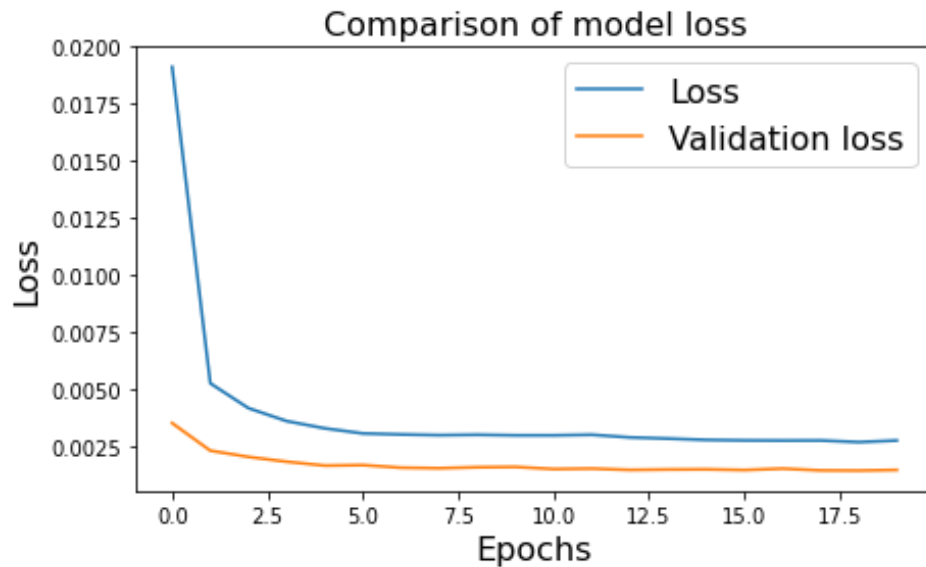


Рисунок 2.23 – Залежність втрат мережі LSTM від кількості епох навчання на наборі даних молочного заводу

З аналізу результатів прогнозування споживання електроенергії в Microgrid можна зробити наступні висновки. Модель SARIMAX не відповідає вимогам щодо прогнозування споживання електроенергії. Авторегресійну модель можна використовувати лише для короткострокового прогнозування (від 1 години до 6 годин). Лише прогноз споживання електроенергії для приватного будинку за допомогою моделі SARIMAX показав невелику перевагу в якості прогнозу.

Результати прогнозування моделі LSTM відповідали вимогам прогнозування, забезпечуючи кращу якість прогнозування порівняно з моделями AR та допустиму похибку прогнозу MAPE в межах 5%.

2.3 Модель генерації електричної енергії від альтернативних джерел

Оперативне управління електромережею здійснюється на основі аналізу великих масивів даних, зібраних у режимі реального часу. Це показники роботи електромереж, метеорологічні умови, ціни на електроенергію. Крім цих даних, прийняття рішень щодо оперативного управління базується на прогнозних даних щодо обсягів виробництва електроенергії з відновлюваних

джерел та споживання електроенергії споживачами. Також для забезпечення надійного електропостачання вирішуються завдання оптимізації навантаження на мережу з урахуванням можливостей джерел генерації електроенергії та потреб споживачів.

Методи прогнозування виробництва електроенергії з відновлюваних джерел енергії в залежності від використовуваних розрахункових моделей поділяються на фізичні та статистичні [61]. Фізичні методи базуються розв'язання диференціальних рівнянь гідродинаміки, що описують атмосферні явища і відображають основні закономірності фізики: збереження маси, імпульсу, енергії. Змінні, від яких залежить генерація електроенергії, такі як швидкість вітру, температура, тиск, вологість, потік сонячної радіації та інші визначаються експериментально [62]. Фізичні розрахунки можна поєднувати зі статистичними [63]. Фізичний підхід кращий для прогнозування від кількох годин до кількох днів, так як включає просторові та часові фактори в загальну модель.

Статистичний підхід встановлює зв'язок між історичні дані про вироблену енергію та погоду. На основі такого статистичного зв'язку, виробництво електроенергії зроблено прогноз генерації електроенергії в роботі [64]. Статистичні методи включають метод авторегресії (AR), метод ковзного середнього (MA), авторегресійну модель ковзного середнього (ARMA), модель авторегресійної інтегрованої ковзної середньої (ARIMA), моделі експоненціального згладжування, штучні нейронні мережі [62,65].

Застосовуються також стохастичні методи прогнозування. В роботі [66] стохастична модель для прогнозування фотоелектричної мікромережі представлено виробництво електроенергії.

Використання нейронних мереж ефективно протягом малих часових горизонтів. Проблеми, які виникають при використанні нейронних мереж в енергетичній галузі пов'язана з наявністю пікових значень у наборі навчальних даних.

Для прогнозування виробництва електроенергії використовуються різні типи нейронних мереж. Виробництво електроенергії з відновлюваних джерел енергії прогнозування з використанням методу глибокого навчання представлено в [67], в порівнянні з авторегресійними моделями ARIMA та ковзним середнім, методи прогнозування з використанням нейронної мережі LSTM дозволило досягти більшої точності прогнозування. Гібридні методи із використанням трьох незалежних нейронних мереж використовувалися для виробництва електроенергії в фотоелектричній системі [68]. Прогнозування генерації електричної енергії від Microgrid з ВДЕ може бути виконано за допомогою глибокої нейронної мережі, оскільки вона не вимагає інтенсивного використання пам'яті та добре працює з нелінійними даними [69-71].

В якості даних генерування електроенергії було обрано дані з сонячної станції, розташованої у східній частині України. Дані містять погодинні споживання електроенергії протягом року, з додатковими кліматичними змінними (табл. 2.14).

Таблиця 2.14 – Приклад даних з сонячної станції

Datetime	Altitude	Azimuth	T	Precip	Cloud_Cover	Humidity	Wind	Pressure	Consumption
21.04.2020 0:00	-27.81400	350.46100	5.0	0	44.0	53.0	14.0	1017.25	0.001
21.04.2020 1:00	-28.00780	7.08162	5.0	1	30.0	56.0	13.0	1017.25	0.001
21.04.2020 2:00	-25.45580	23.27750	4.0	1	32.0	58.0	13.0	1017.17	0.001
21.04.2020 3:00	-20.48600	38.28930	4.0	2	36.0	59.0	13.0	1017.05	0.001
21.04.2020 4:00	-13.62200	51.86980	3.0	2	37.0	61.0	14.0	1017.17	0.001

Дані містять наступні змінні:

– Date – дата і час зняття показів лічильника;

- Value (kWh) – дані показників лічильника;
- Altitude – висота сонця;
- Azimut – кут нахилу сонця відносно землі;
- T – температура повітря навколишнього середовища;
- Precip – опади в мм/год;
- Cloud Cover – хмарний покрив у відсотках
- Pressure – тиск в мм.рт.ст.

Побудувавши декомпозицію часового ряду об'ємів генерації електроенергії стало помітним відсутність тренду, наявність великої кількості залишків (рис. 2.24).

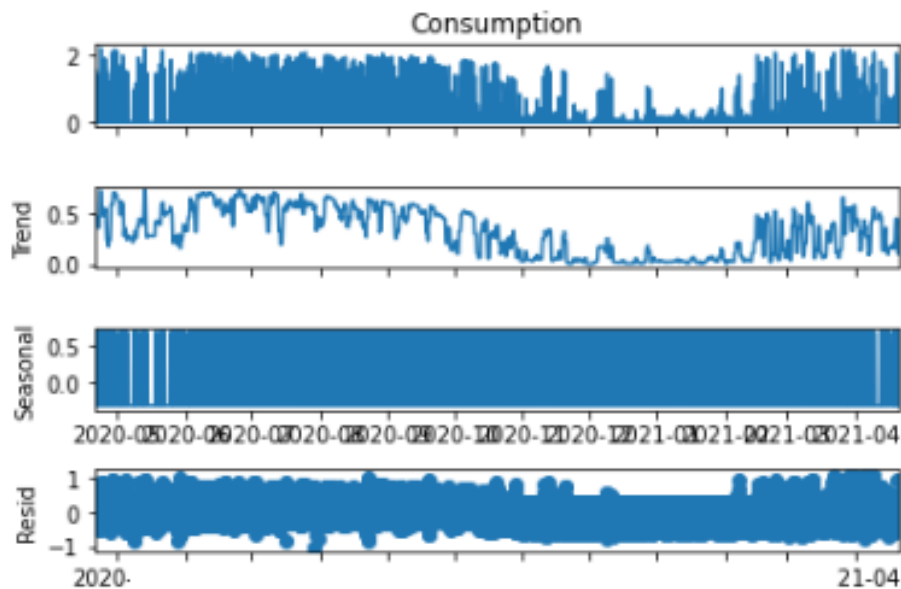


Рисунок 2.24 – Декомпозиція даних генерації електроенергії

Побудована діаграма розсіювання показала залежність даних генерування електроенергії і положення сонця відносно землі (рис. 2.25).

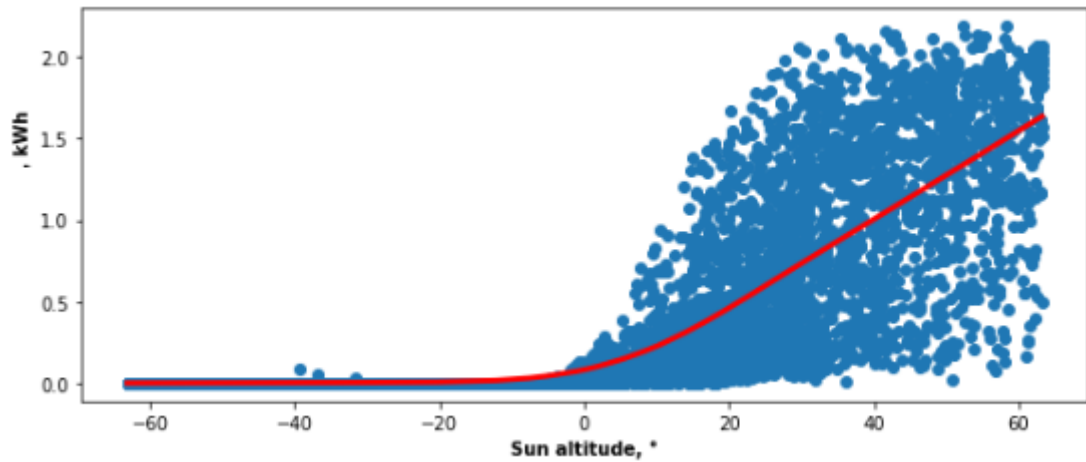


Рисунок 2.25 – Діаграма розсіювання часового ряду

Побудована кореляційна матриця показала залежність змінних часового ряду і змінні, які найбільше впливають на генерування електроенергії (рис. 2.26).

	Altitude	Azimuth	T	Precip	Cloud_Cover	Humidity	Wind	Pressure	Consumption	Hour	Day
Altitude	1.000000	0.016890	0.486405	-0.092255	-0.159389	-0.498002	-0.002902	-0.188304	0.729118	0.117507	0.763951
Azimuth	0.016890	1.000000	0.118770	-0.008744	0.016664	-0.243645	0.010817	-0.001729	-0.043938	0.857197	-0.101564
T	0.486405	0.118770	1.000000	-0.146673	-0.402879	-0.654747	-0.020077	-0.331170	0.426976	0.125458	0.092194
Precip	-0.092255	-0.008744	-0.146673	1.000000	0.513312	0.444239	-0.010219	-0.270309	-0.201333	-0.006692	-0.047281
Cloud_Cover	-0.159389	0.016664	-0.402879	0.513312	1.000000	0.498557	0.017348	-0.106208	-0.280129	0.021324	0.029673
Humidity	-0.498002	-0.243645	-0.654747	0.444239	0.498557	1.000000	0.020668	0.079291	-0.523235	-0.253756	-0.169055
Wind	-0.002902	0.010817	-0.020077	-0.010219	0.017348	0.020668	1.000000	-0.054284	-0.007329	0.012248	-0.002610
Pressure	-0.188304	-0.001729	-0.331170	-0.270309	-0.106208	0.079291	-0.054284	1.000000	-0.050496	-0.007907	0.002460
Consumption	0.729118	-0.043938	0.426976	-0.201333	-0.280129	-0.523235	-0.007329	-0.050496	1.000000	0.036130	0.488270
Hour	0.117507	0.857197	0.125458	-0.006692	0.021324	-0.253756	0.012248	-0.007907	0.036130	1.000000	0.000020
Day	0.763951	-0.101564	0.092194	-0.047281	0.029673	-0.169055	-0.002610	0.002460	0.488270	0.000020	1.000000

Рисунок 2.26 – Кореляційна матриця

Побудовані коробчаті діаграми (рис. 2.27, 2.28) показали об'єми генерування електроенергії протягом доби і року.

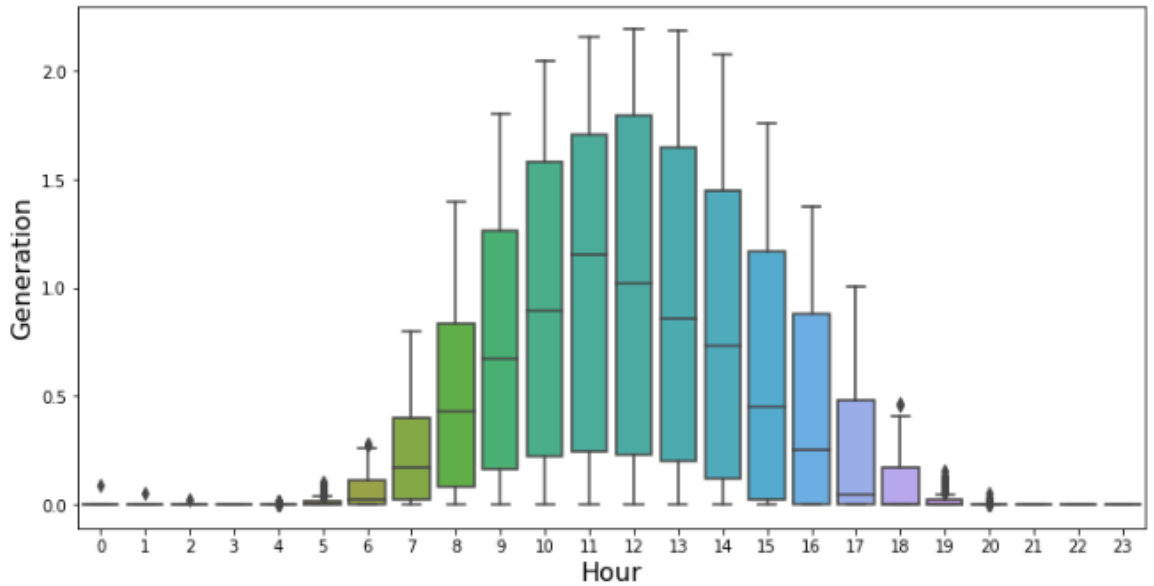


Рисунок 2.27 – Коробчата діаграма генерації електроенергії залежно від частини доби

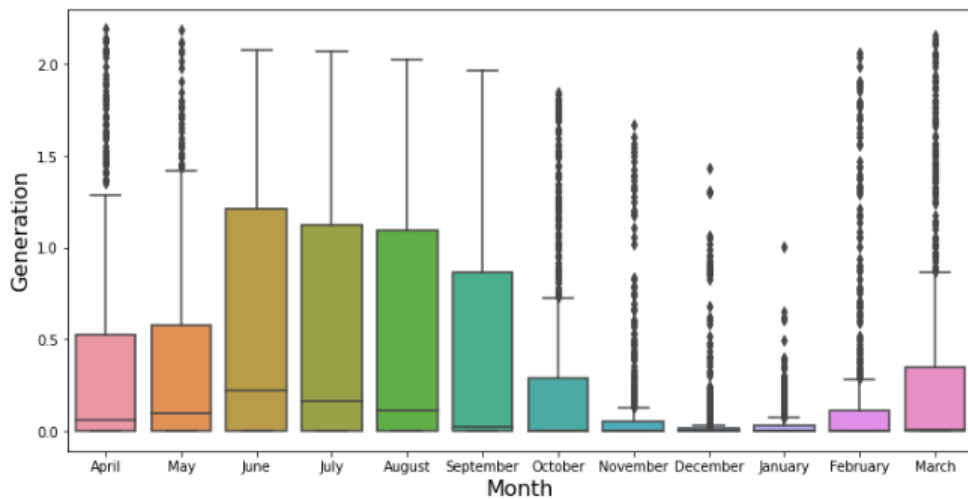


Рисунок 2.28 – Коробчата діаграма генерування електроенергії від частини року

Побудована секторна діаграма (рис. 2.29) показала частку об'ємів генерації електроенергії кожного місяця протягом року.

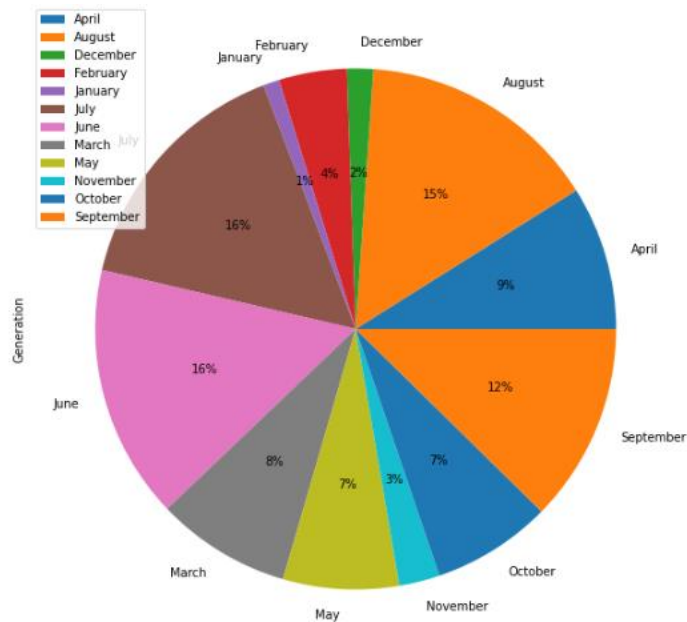


Рисунок 2.29 – Секторна діаграма відношення об’ємів генерації електроенергії від місяця року

На початковому етапі в даному дослідженні використовувалися статистичні моделі прогнозування часових рядів. Модель SARIMAX побудована з наступними параметрами: $p = 0$, $d = 1$, $q = 3$, $P = 1$, $D = 2$, $Q = 1$, $m = 7$, в якості екзогенних змінних використовувалися положення сонця і час дня. Вибрані параметри (табл. 2.15) показали найкращі значення інформаційних критеріїв.

Таблиця 2.15 – Результати моделі SARIMAX

Dep. Variable:	Consumption	No. Observations:	7751
Model:	SARIMAX(0, 1, 3)x(1, 2, 1, 7)	Log Likelihood	648.566
Date:	Sun, 08 May 2022	AIC	-1279.13
Time:	17:33:55	BIC	-1216.56
Sample:	0	HQIC	-1257.67

Якість прогнозу моделі SARIMAX було перевірено з інтервалом прогнозування від 6 годин до 3 днів (табл. 2.17).

Таблиця 2.16 – Коефіцієнти параметрів моделі SARIMAX

	coef	std err	z	P> z 	[0.025	0.975]
Altitude	0.010	0.000	26.611	0.000	0.010	0.012
T	0.027	0.003	11.056	0.000	0.023	0.033
Hour	-0.00	0.000	-0.861	0.389	-0.001	0.000
ma.L1	0.266	0.008	34.299	0.000	0.251	0.281
ma.L2	0.165	0.009	17.625	0.000	0.147	0.184
ma.L3	0.042	0.009	4.663	0.000	0.025	0.061
ar.S.L7	-0.54	0.006	-88.11	0.000	-0.554	-0.530
ma.S.L7	-1.00	3.011	-0.332	0.740	-6.901	4.901
sigma2	0.049	0.148	0.332	0.740	-0.242	0.340

Таблиця 2.17– Прогнозна якість моделі SARIMAX

	6 годин	24 години	3 дні
MAE	0,264	0,437	1,228
RMSE	0,00	0,094	0,044
MAPE (%)	1,536	2,146	5,803

Фактичні та прогнозовані дані генерації електроенергії за моделлю SARIMAX показані на рис. 2.30.

Альтернативою статистичним методам є методи машинного навчання. Побудовано послідовну модель LSTM з кількома шарами, параметри моделі зазначені у табл. 2.18. До моделі було додано чотири шари LSTM, створюючи щільний шар, який прогнозує обсяги виробництва електроенергії на часові періоди в майбутньому. Спочатку було створено екземпляр класу Sequential, потім додано шари LSTM, Dropout і Dense.

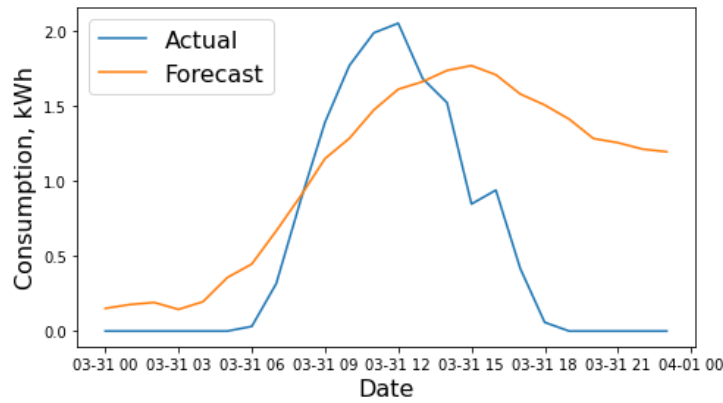


Рисунок 2.30 – Фактичні та прогнозні дані моделі SARIMAX

Першим параметром шару LSTM є кількість нейронів у шарі. Другим параметром є `Return_sequences`, для якого встановлено значення `true`, оскільки до моделі додано більше шарів. Перший параметр `Input_shape` – це кількість часових кроків, а останній – кількість індикаторів. Щоб уникнути повторного навчання, до моделі було додано шар випадання. Щоб зробити модель прогнозування більш надійною, у кінці моделі додано щільний шар. Кількість нейронів у щільному шарі було встановлено рівним 1, оскільки на виході приймається одне значення. Модель проходить 25 епох навчання, розмір партії (кількість навчальних даних за прохід моделі) дорівнює 100.

Таблиця 2.18 – Параметри моделі LSTM

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm_8 (LSTM)	(None, 100)	52400
dropout_8(Dropout)	(None, 100)	0
dense_8 (Dense)	(None, 1)	101

Після навчання моделі алгоритм було протестовано на наборі перевірючих даних. Якість прогнозу моделі LSTM перевірена, як і у випадку моделі SARIMA, з інтервалом прогнозування від 6 годин до 3 днів (табл. 2.19). Фактичні та прогнозовані значення моделі LSTM наведені на рис. 2.31.

Таблиця 2.19 – Якість прогнозу моделі LSTM

	6 годин	24 години	3 дні
MAE	0,137	0,132	0,122
RMSE	0,27	0,189	0,199
MAPE (%)	0,303	1,27	3,452

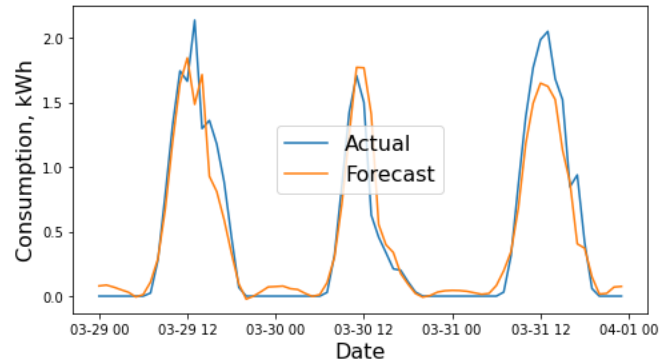


Рисунок 2.31 – Фактичні та прогнозні дані моделі LSTM

Для оцінки поточного стану моделі потрібно вибрати функцію втрат (рис. 2.32), вона використовується для оцінки втрат моделі, щоб ваги можна було коригувати під час наступної оцінки.

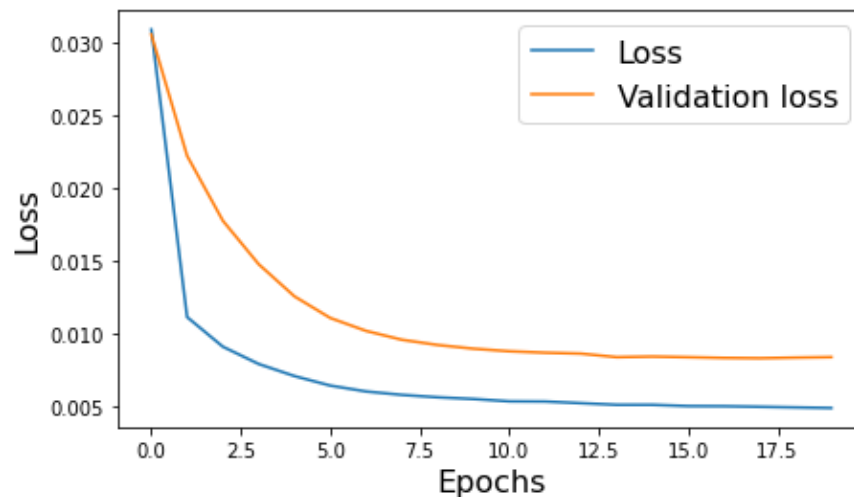


Рисунок 2.32– Залежність втрат мережі LSTM від кількості епох навчання

Порівнюючи статистичні методи з моделями машинного навчання, встановлено перевагу в якості прогнозування моделі LSTM над моделлю SARIMAX. Отримані результати прогнозування будуть використані для

підтримки прийняття рішень при управлінні системами Microgrid для побутових і промислових споживачів [72].

3 МОДЕЛІ ПОДАННЯ ДАНИХ ТА ЗНАНЬ В СИСТЕМАХ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ УПРАВЛІННІ ЕНЕРГЕТИЧНОЮ ІНФРАСТРУКТУРОЮ

3.1 Моделі сховища даних та бази даних інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою

При прийнятті рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою потрібно оброблювати великі масиви інформації [73, 74], саме тому необхідні дані потрібно правильно організовувати та зберігати. У роботі розглядалася можливість застосування як баз даних, так і сховища даних.

Перевага надається останньому, адже для ефективного виконання аналітики над інтегрованими даними, сховище даних проектується як шар поверх розроблених баз даних. З визначення бази даних маємо, що це набір даних, організований для зберігання, доступу та пошуку, а сховище даних – це предметно-орієнтований, інтегрований, енергонезалежний набір даних, який змінюється з часом і підтримує можливість керування прийняттям рішень [75].

У роботі Кардона [76] (табл. 3.1) наведено порівняльну таблицю баз та сховищ даних:

Базуючись на результатах аналізу, було побудовано архітектуру сховища даних над базами даних. Дані отримуються з «надавачів даних» (датчиків, лічильників, конвекторів пристроїв та погодних API) і зберігаються у операційній базі даних. Завдяки процесам витягу інформації, важливі накопичені дані передаються у сховище, а звіди поставляються через вітрини даних кінцевим користувачам. На рисунку 3.1 показана архітектура сховища даних.

Таблиця 3.1 – Порівняльна таблиця бази та сховища даних

Параметр	База даних	Сховище даних
Типи	Існують різні типи баз даних, але цей термін зазвичай застосовується до бази даних програми OLTP.	Сховище даних — це база даних OLAP [77], поверх OLTP [78] або інших баз даних для виконання аналітики.
Подібність	Обидві системи OLTP і OLAP зберігають і керують даними у вигляді таблиць, стовпців, індексів, ключів, представлень і типів даних та використовують SQL для запиту даних.	
Оптимізація	Оптимізовано для виконання операцій читання-запису односторонніх транзакцій. База даних OLTP повинна забезпечувати час відповіді менше секунди.	Сховище даних призначене для обробки великих аналітичних запитів. Оптимізовано для ефективного читання/отримання великих наборів даних і для агрегування даних.
Організація даних	Структура бази даних OLTP містить дуже складні таблиці та об'єднання, оскільки дані нормалізовані (вона структурована таким чином, що дані не дублюються).	Дані денормалізовані, щоб збільшити час відповіді на аналітичні запити та забезпечити зручність використання для бізнес-користувачів.
Звітність та аналіз	Через кількість об'єднань таблиць виконання аналітичних запитів дуже складне. Зазвичай вони вимагають досвіду розробника або адміністратора бази даних, знайомого з програмою.	Завдяки меншій кількості об'єднань таблиць аналітичні запити виконувати набагато легше. Напів-технічні користувачі (ті, хто вміють написати базовий SQL запит) можуть задовольнити власні потреби.
Організація даних	Структура бази даних OLTP містить дуже складні таблиці та об'єднання, оскільки дані нормалізовані (вона структурована таким чином, що дані не дублюються).	Дані денормалізовані, щоб збільшити час відповіді на аналітичні запити та забезпечити зручність використання для бізнес-користувачів.
Угода про рівень послуг	Бази даних OLTP зазвичай повинні забезпечувати 99,99% часу безперебійної роботи, адже база даних безпосередньо пов'язана з клієнтським додатком, збій у якому може привести до небажаних результатів.	З базами даних OLAP угоди про рівень обслуговування є більш гнучкими, оскільки очікуються випадкові простоти для завантаження даних. База даних OLAP відокремлена від зовнішніх програм, що дозволяє її масштабувати.
Використання	Зазвичай обмежується однією програмою: одна програма – це одна база даних. OLTP дозволяє швидко обробляти транзакції в режимі реального часу.	Зберігає дані для будь-якої кількості додатків та баз даних. OLAP дозволяє організувати одне джерело інформації для усієї організації, яке використовується для керівництва аналізом та прийняття рішень.

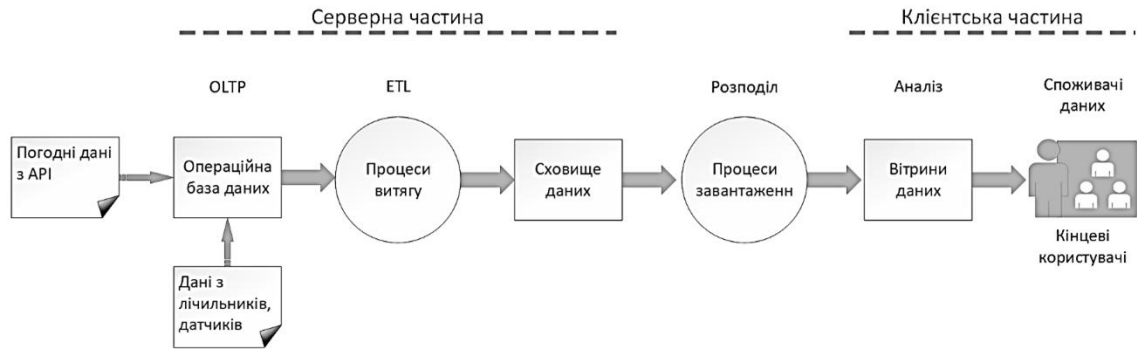


Рисунок 3.1 – Архітектура сховища даних

Архітектура складається з наступних компонентів:

- Операційна система, з якою у реальному часі працюють користувачі, до якої надходять дані з сонячних панелей, електроаккумуляторів, вітроелектроустановок та погодних API, тобто усі дані, необхідні для підтримки прийняття рішень.
- Зовнішні джерела інформації: включають дані, що отримуються з зовнішніх джерел, як от дані про погоду з API, дані про споживання та генерацію з датчиків.
- Процеси витягу, які щотижнево постачають інформацію до сховища даних.
- Сховище даних.
- Процеси завантаження.
- Вітрини даних, які представляють дані для аналізу в зручній для користувача формі.
- Кінцеві користувачі.

Для представлення логічних зв'язків між межами системи, процесами та об'єктами даних на рисунку 3.2 наведено діаграму потоку даних у нотації DFD. DFD нульового рівня, або контекстна діаграма це логічна модель потоку даних через систему, яка є чудовим інструментом для узагальнення та організації детальної інформації для забезпечення логічної карти системи. Елементи діаграми потоків даних ведуть безпосередньо до фізичного

проектування, де процеси відповідають програмам та процедурам, зовнішні сутності – системам з яких поступають чи куди надходять дані, а сховища даних – об'єктам, файлам та базам даних [79].



Рисунок 3.2 – Діаграма потоку даних

Для формування більш детального представлення про систему, на рисунку 3.3 наведено декомпозицію діаграми потоку даних [80]. Розбиття узагальненого процесу контекстної діаграми на підпроцеси надає змогу виділити основні функції системи, адже ефективність і чіткість процесів є одним з основних елементів будь-якої бізнес-операції. Діаграми потоків даних є надзвичайно корисними інструментами для підтримки цих аспектів операції.

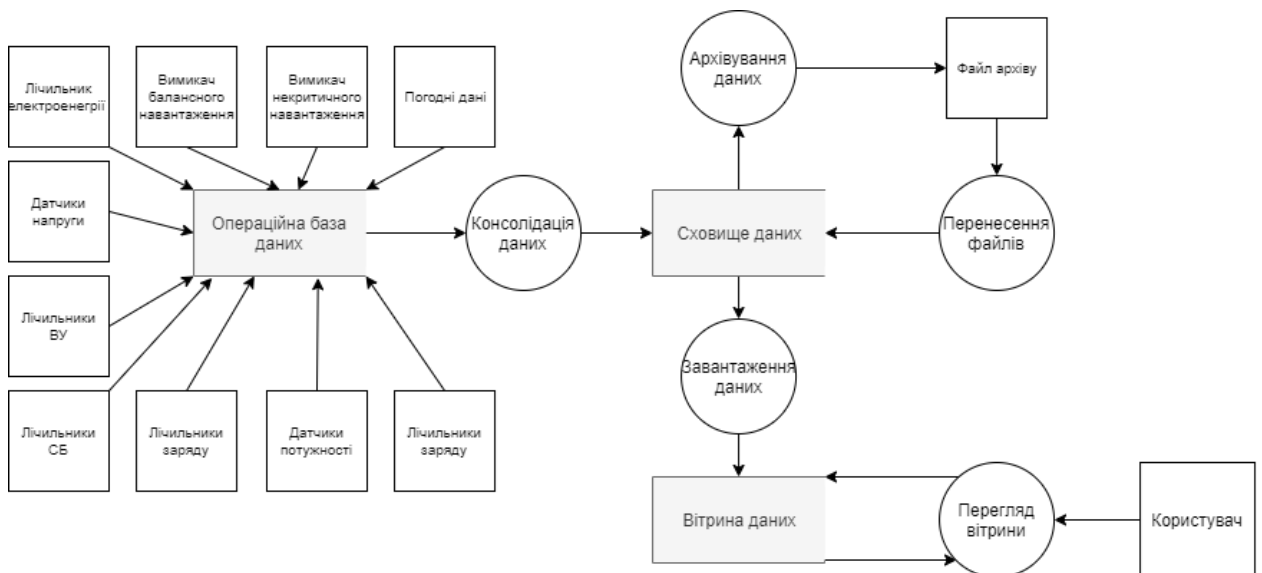


Рисунок 3.3 – Декомпозиція діаграми потоку даних

Дані до операційної бази надходять з різноманітних джерел енергомережі. З інтервалом у три години записуються прогнозовані погодні дані для надання прогнозів генерації енергії пристроями на день, три дні чи тиждень уперед. Щогодини надходять дані з приладів мікромережі. Інформація, яка потрібна для функціонування системи підтримки прийняття рішень щотижнево наповнює сховище даних. Процедура наповнення сховища повинна проходити опівночі за Грінвічем для того, щоб мінімізувати затримки у роботі усієї системи.

З метою швидкодії та збереження дискового простору дані зі сховища щорічно проходять процес архівації та записуються до .csv файлів. Правильне найменування файлів надасть змогу швидко знайти потрібний та розархівувати його за потребою. Для обслуговування діяльності певного користувача, дані постачаються до окремих вітрин даних.

На рисунку 3.4 зображена логічна модель операційної бази даних. Модель «сутність-зв'язок» (ER-діаграма) – зручний інструмент для планування і проектування бази даних. Сутність визначає об'єкт про який зберігається інформація, а сама діаграма показує як зв'язані між собою сутності системи.

Якщо бази даних обробляють повсякденні транзакції, то сховища даних надають звіти і аналізи високого рівня, які дозволяють вести більш інформативну діяльність. Саме тому не вся інформація з операційної бази даних повинна зберігатися у сховищі. На рисунку 3.5 зображена логічна модель сховища даних.

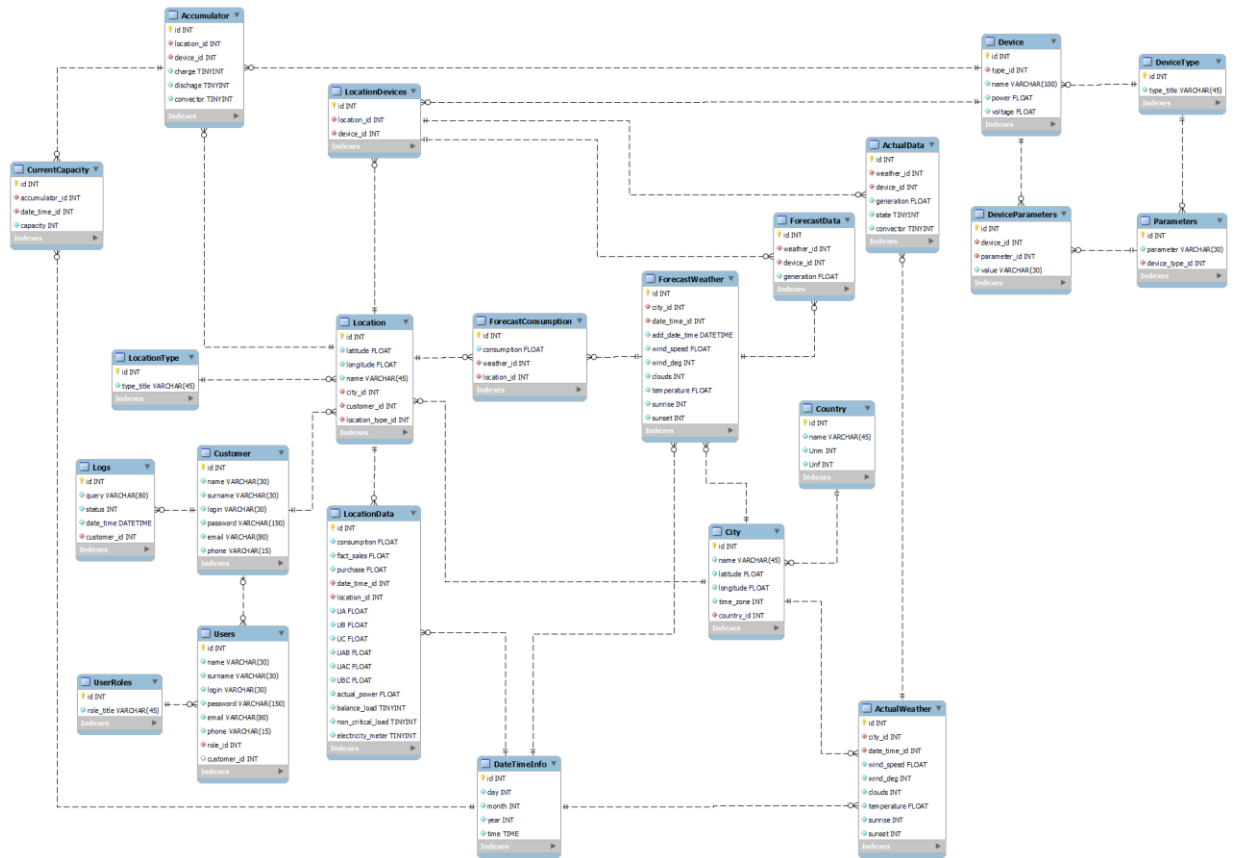


Рисунок 3.4 – Логічна модель бази даних

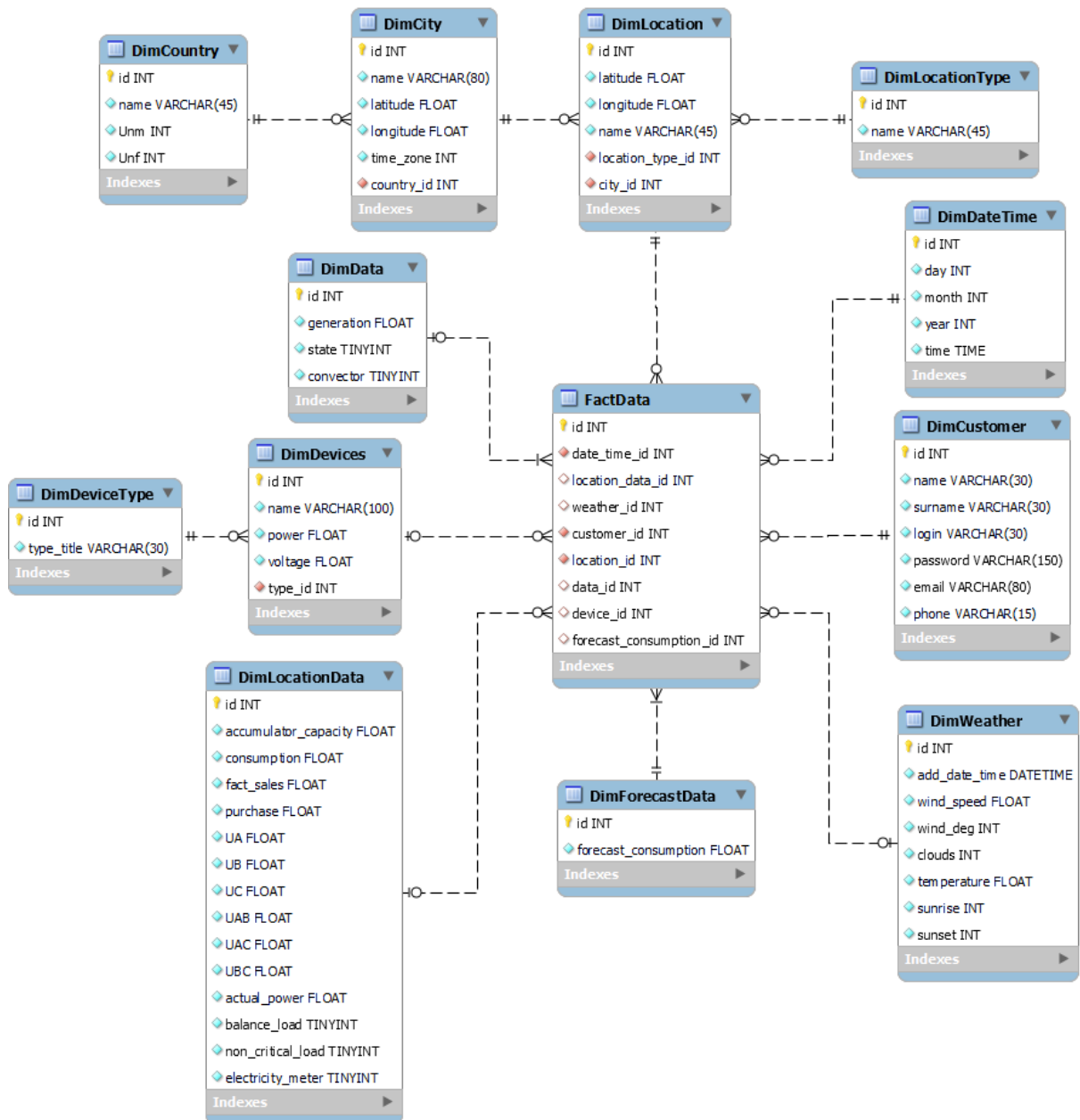


Рисунок 3.5 – Логічна модель сховища даних

Інформація у вітрини даних для кожного користувача буде формуватися зі сховища даних та операційної бази, так як сховище не зберігає дані про користувачів системи, доданих до замовника.

3.2 Модель подання експертних знань у вигляді нечітких правил для управління енергетичною інфраструктурою

Модель подання експертних знань щодо управлінні енергетичною інфраструктурою може бути подана як структура формату .json.

Файл JSON зберігає прості структури даних і об'єкти у форматі JavaScript Object Notation, який є стандартним форматом обміну даними між компонентами інформаційних систем і широко використовується у web-додатках [81]. Хоча він і заснований на JavaScript, при цьому являється незалежним і може використовуватися у майже будь-якій мові програмування.

Нижче розглянуто модель подання експертних знань у вигляді нечітких правил управління перемикачами в системі Microgrid, представлених в роботах [82, 83].

У процесі проектування бази правил було виділено 2 набори пар ключ/значення: input (лінгвістичні змінні) та switch (вимикачі), значеннями яких являються масиви. Кожен елемент масиву представляє собою json. Усім ключам за замовчуванням присвоєне певне значення. Нижче приведено вміст фрагмента бази правил у .json форматі:

```
{
  "input": [
    {
      "name": "Відхилення напруги  $\delta U_y$ ", "setsName": ["Low", "Normal", "High"], "sets": [[0, 0, 0.9, 0.95], [0.9, 0.95, 1.05, 1.1], [1.05, 1.1, 2, 2]]},
    {
      "name": "Фазна напруга UA", "setsName": ["Low", "Normal", "High"], "sets": [[0, 0, 200, 210], [200, 210, 230, 240], [230, 240, 310, 310]]},
    {
      "name": "Фазна напруга UB", "setsName": ["Low", "Normal", "High"], "sets": [[0, 0, 200, 210], [200, 210, 230, 240], [230, 240, 310, 310]]},
    {
      "name": "Фазна напруга UC", "setsName": ["Low", "Normal", "High"], "sets": [[0, 0, 200, 210], [200, 210, 230, 240], [230, 240, 310, 310]]},
    ...
    {
      "name": "Ємність акумуляторної батареї PB", "setsName": ["Low", "High"], "sets": [[0, 0, 0.25, 0.75], [0.25, 0.75, 1, 1]]},
    {
      "name": "Поточна потужність сонячної батареї PсSB", "setsName": ["Low", "Normal", "High"], "sets": [[0, 0, 0.5, 1], [0.5, 1, 1, 1.5], [1, 1.5, 2, 2]]},
    {
      "name": "Поточна потужність вітроустановки PсW", "setsName": ["Low", "Normal", "High"],
    ...
  ]
}
```

```

    ],
    "switch": [
      {
        "mkol_off": 16,
        "mkol_on": 26,
        "kol_off_diap": [2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2],
        "kol_on_diap": [2, 2, 2, 2, 2, 2, 1, 1, 2, 2, 2, 2, 2],
        "off_diap": [2, 2, 2, 2, 2, 2, 2],
        "on_diap": [2, 2, 2, 2, 2, 2, 1, 1, 2, 2, 1, 2, 2, 2],
        "off_el": [1, 2, 3, 4, 5, 6, 10, 11],
        "on_el": [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 9, 12, 13, 15],

        "off_rule": "Math.min(Math.max(Math.min(Math.max(mu_off[0], mu_off[1]), Math.max(mu_off[2], mu_off[3]), Math.max(mu_off[4], mu_off[5])), Math.min(Math.max(mu_off[6], mu_off[7]), Math.max(mu_off[8], mu_off[9]), Math.max(mu_off[10], mu_off[11])), Math.max(mu_off[12], mu_off[13]), Math.max(mu_off[14], mu_off[15])))",

        "on_rule": "Math.max(Math.min(Math.max(Math.min(mu_on[1], mu_on[3], mu_on[5]), Math.min(mu_on[7], mu_on[9], mu_on[11]), Math.min(mu_on[12], mu_on[13])), mu_on[15], mu_on[17], mu_on[19], mu_on[21], mu_on[23], 1-mu_on[25]), Math.min(Math.max(Math.min(mu_on[0], mu_on[2], mu_on[4]), Math.min(mu_on[6], mu_on[8], mu_on[10])), mu_on[14], mu_on[16], mu_on[18], mu_on[20], mu_on[22], 1-mu_on[24]))"
      },
      ...
    ]
  }
}

```

Розроблена модель використана як елемент інформаційної технології підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою.

Таблиця 3.2 – Компоненти моделі подання експертних знань

Компонент/ключ у JSON файлі	Опис
name	Назва лінгвістичної змінної
setsName	Лінгвістичні терми
sets	Діапазони зміни
mkol_off	Кількість значень функцій приналежності лінгвістичних змінних, які зустрічаються в правилі off
mkol_on	Кількість значень функцій приналежності лінгвістичних змінних, які зустрічаються в правилі on
kol_off_diap	Кількість діапазонів, яким може належати значення лінгвістичної змінної, яка використовується в правилі off
kol_on_diap	Кількість діапазонів, яким може належати значення лінгвістичної змінної, яка використовується в правилі on
off_diap	Номер діапазону, якому мусить належати значення лінгвістичної змінної для виконання off правила
on_diap	Номер діапазону, якому мусить належати значення лінгвістичної змінної для виконання on правила
off_el	Порядкові номери лінгвістичних змінних необхідних для виконання правила off
on_el	Порядкові номери лінгвістичних змінних необхідних для виконання правила on
off_rule	Правило для вимкнення вимикача
on_rule	Правило для увімкнення вимикача

4 СТРУКТУРНО-ФУНКЦІОНАЛЬНІ МОДЕЛІ ТА ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ ПЛАНУВАННІ ТА УПРАВЛІННІ ЕНЕРГЕТИЧНОЮ ІНФРАСТРУКТУРОЮ

4.1 Структурно-функціональна модель процесу планування енергетичної інфраструктури з відновлюваними джерелами енергії

Інформаційна підтримка процесу планування енергетичної інфраструктури з відновлюваними джерелами енергії забезпечується за допомогою моделей та відповідного алгоритмічної реалізації процесів збору та обробки даних, формування множин можливих структур енергосистеми з відновлюваними джерелами енергії, їх техніко-економічне оцінювання, розрахунок критеріїв за якими проходить оцінка рішень, та підтримка та обґрунтування рішень щодо вибору оптимальної структури енергосистеми серед запропонованих [32].

За допомогою контекстної діаграми представлена загальна модель процесу планування структури енергетичної мережі з відновлюваними джерелами енергії (рис. 4.1).

Вхідними даними моделі є:

- дані про енергоспоживання в господарстві;
- дані про погодні та географічні умови на місцевості;
- експертні дані для розрахунку якісних критеріїв;
- дані про наявні установки відновлювальних джерел енергії: сонячні панелі, вітрогенератори, акумуляторні батареї;
- дані про пропускну спроможність зовнішньої енергетичної мережі.

Декомпозиція процесу інформаційної підтримки планування енергетичної інфраструктури з відновлюваними джерелами енергії представлена на рисунку 4.2 у нотації IDEF0. Техніко-економічне обґрунтування структури оптимальної конфігурації енергосистеми отримується у результаті проходження п'яти взаємопов'язаних етапів.



Рисунок 4.1 – Контекстна діаграма процесу інформаційної підтримки планування енергетичної інфраструктури з відновлюваними джерелами енергії

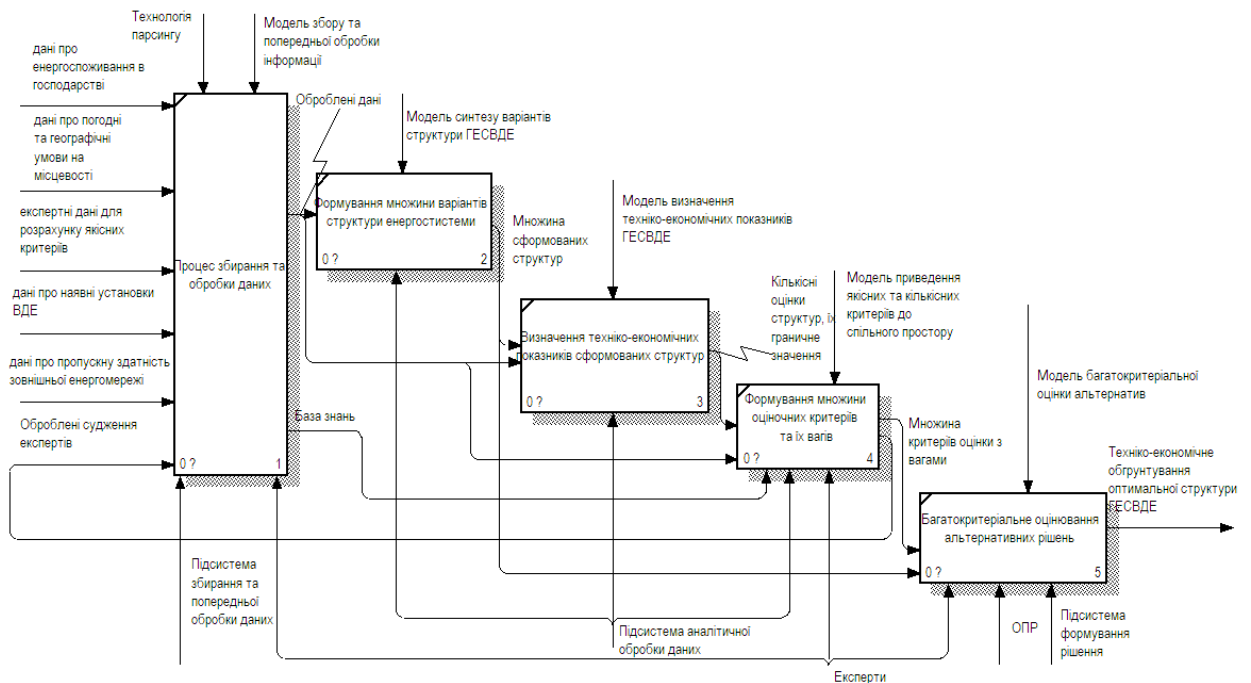


Рисунок 4.2 – Функціональна модель процесу інформаційної підтримки планування енергетичної інфраструктури з відновлюваними джерелами енергії

На **першому** етапі відбувається процес збирання та обробки даних необхідних для планування структури енергосистеми [80]. Процес включає збір, перевірку на коректність, а також збереження даних у відповідних таблицях сховища даних. Відібрані дані про метеорологічні та географічні умови у плановому місці побудови енергосистеми, дані історичне споживання електричної енергії, дані про зовнішню енергосистему, характеристики наявних установок відновлювальних джерел використовуються для подальшої аналітичної обробки. А дані про експертні знання дозволяють сформувати базу знань.

Процес збирання та обробки даних необхідних для планування структури енергосистеми потребує програмних засобів для збору, зберігання та обробки даних. Цей процес відбувається згідно моделей представлених у розділі 3.1 [4].

На **другому** етапі відбувається формування множини всіх можливих варіантів структур енергосистеми, що покривають споживання в господарстві. Розрахунок відбувається згідно розробленої та представленої у [84] моделі.

Планування оптимальної структури енергосистеми з відновлювальними джерелами енергії проводиться на основі попередньо зібраних та оброблених даних. Вхідними даними для моделі синтезу можливих структур енергосистеми при цьому є множини генеруючих потужностей відновлювальних джерел: сонячні панелі, вітрогенератори, акумуляторні батареї. Діаграма декомпозиції даного процесу виконана у нотації IDEF3 та представлена на рисунку 4.3.

Окрім «Управління даних» іншими компонентами процесу є «Генерація множин рішень з акумуляторними батареями», «Генерація множин рішень з сонячними панелями», «Генерація множин рішень з вітрогенераторами», «Генерація множин рішень з сонячними панелями та вітрогенераторами», «Формування множини робочих рішень», що реалізуються підсистемою аналітичної обробки інформації [32].

У результаті процесу «Формування множини робочих рішень» отримуємо можливі альтернативні варіанти енергетичних систем, які повністю задовольняють рівень споживання в домогосподарстві. Також їх можна практично реалізувати внаслідок наявності відповідних установок відновлювальної енергетики на ринку. Отримані результати далі використовуються в процесах техніко-економічної оцінки параметрів множини енергосистем та вибору оптимального рішення за багатокритеріальною оцінкою енергосистем.

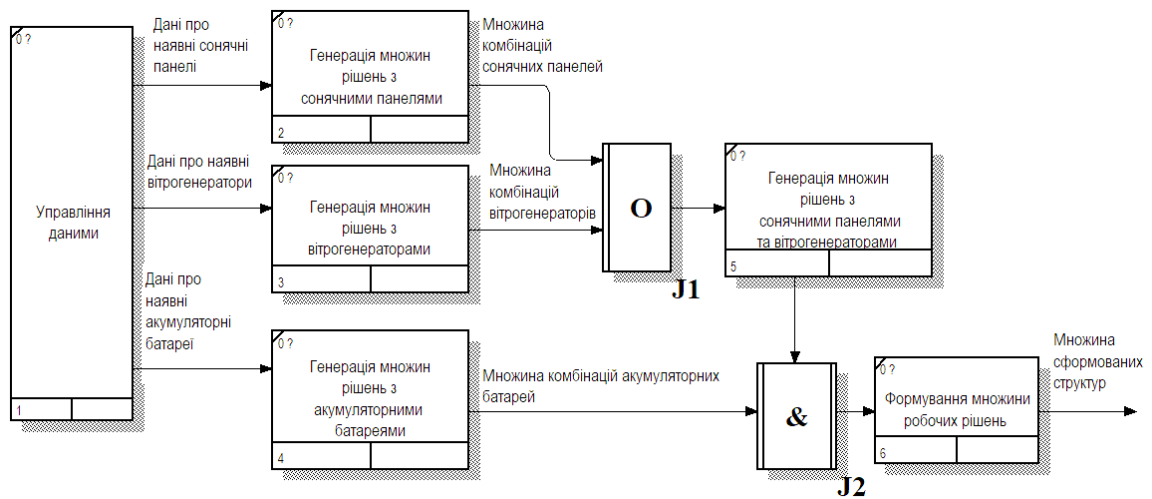


Рисунок 4.3 – Діаграма декомпозиції процесу синтезу можливих структур енергосистеми

На **третьому** етапі визначаються техніко-економічні показники кожної структури, розрахованої на попередньому етапі. Їх розрахунок відбувається згідно моделей представлених у роботах [32, 84]. У результаті формуються множини кількісних критеріїв та їх граничні умови. Декомпозиція процесу «Розрахунок техніко-економічних параметрів енергосистем» представлено на рисунку 4.4.

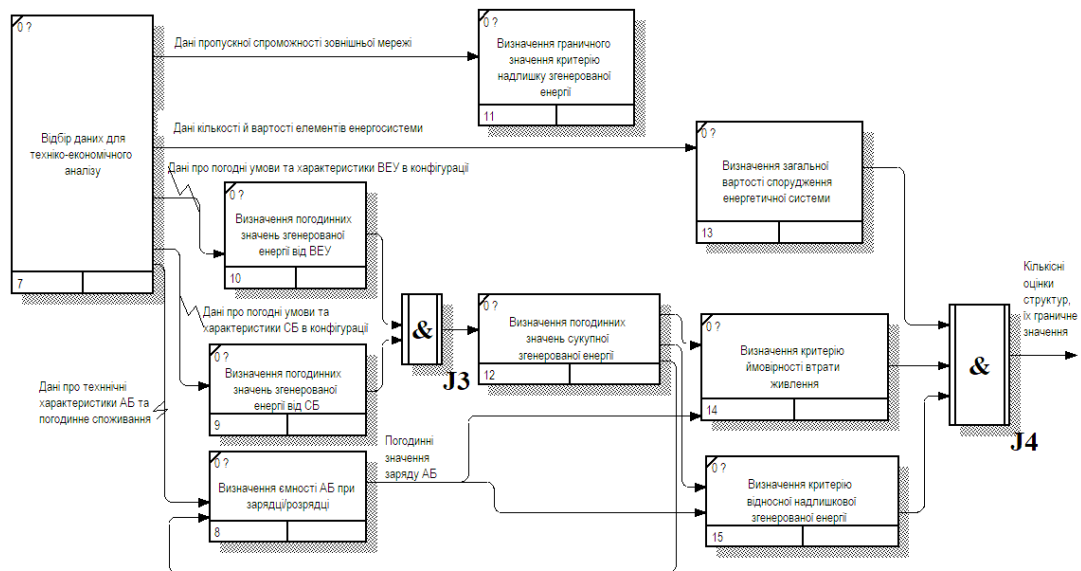


Рисунок 4.4 – Діаграма декомпозиції процесу розрахунку техніко-економічних параметрів енергосистем

Функціональний процес складається з під процесів: «Доступ до інтегрованих даних» [85], «Визначення рівня генерації енергії сонячними панелями», «Визначення рівня генерації енергії вітрогенераторами», «Визначення рівня акумульованої енергії в батареях», «Визначення рівня сукупної генерації енергії», «Визначення вартості енергосистеми», «Розрахунок ймовірності втрати живлення», «Розрахунок відносних надлишків енергії», «Визначення граничних значень для відносної надлишкової енергії». Визначення рівня генерації енергії відбувається погодинно для доби з найгіршими погодними умовами. У результаті одержуються кількісні показники з їх граничними значеннями, які використовуються при багатокритеріальній оптимізації рішення.

На **четвертому** етапі формуються множини оціночних критеріїв та їх вага. На додаток до кількісних критеріїв враховуються якісні, що визначаються згідно експертної інформації у базі знань [39]. Виконується процедура нормалізації та приведення кількісних критеріїв до одного простору з якісними. На цьому етапі відбувається обробка суджень експертів

для формування лінгвістичних змінних. На рисунку 4.5 представлена діаграма декомпозиції в нотатії IDEF3 декомпозиції процесу «Формування множини оціночних критеріїв» у нотатії IDEF3.

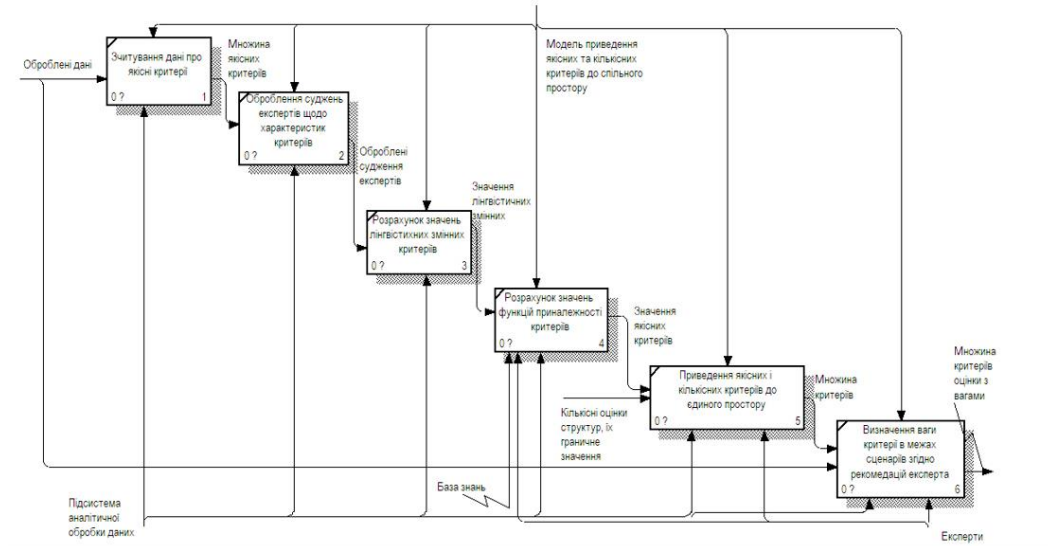


Рисунок 4.5 – Процес формування множини оціночних критеріїв

На останньому **п'ятому** етапі проводиться багатокритеріальне оцінювання альтернативних рішень. Згідно відповідної моделі [32] відбувається ранжування структур енергосистеми в межах трьох взаємопов'язаних сценаріїв оптимізації. У результаті формується рекомендоване рішення [86] щодо оптимальної та близької до оптимальних структур енергосистеми, надається техніко-економічне обґрунтування запропонованого рішення. На рисунку 4.6 у нотатії IDEF3 представлена декомпозиція процесу «Багатокритеріальна оцінка структури енергосистем».

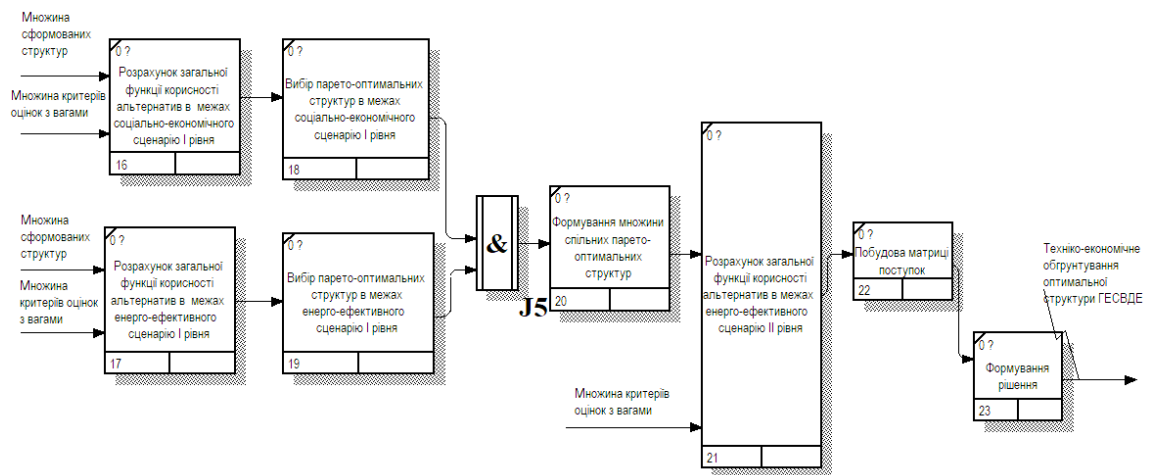


Рисунок 4.6 – Функціональна модель процесу багатокритеріальної оцінки

4.2 Структурно-функціональна модель процесу збирання даних щодо поточного стану функціонування енергетичної інфраструктури

Підтримка прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою здійснюється з використанням даних, які змінюються у часі. До них відносяться дані, які знімаються з датчиків та іншого обладнання розумних енергетичних систем, що характеризують поточний стан енергетичної системи та дозволяють відслідковувати відхилення від допустимих значень; дані, які знімаються з лічильників електроспоживання. Також необхідним є моніторинг факторів, які впливають на потребу в електрозабезпеченні – зміна погодних умов, графіку роботи підприємства, встановлення додаткового енергоємного обладнання, а також впливають на можливість генерації електричної енергії від альтернативних джерел, наприклад, зміна тривалості світлового дня чи швидкості вітру [87].

Процес збирання усіх оперативних даних, задіяних у прийнятті рішень щодо управління енергетичною інфраструктурою, поданий на рис. 4.7-4.9 в нотації IDEF0, що дозволило виділити складові процесу, показати взаємозв'язки між ними. Контекстна діаграма поточного стану функціонування енергетичної інфраструктури в нотації IDEF0 зображена на рис. 4.7. Вхідними даними моделі є:

- дані про споживачів та підключені джерела енергії, наприклад, сонячні панелі;
- дані про погодні умови на місцевості;
- показники поточного стану функціонування енергетичної інфраструктури;
- дані генерації та споживання електричної енергії.

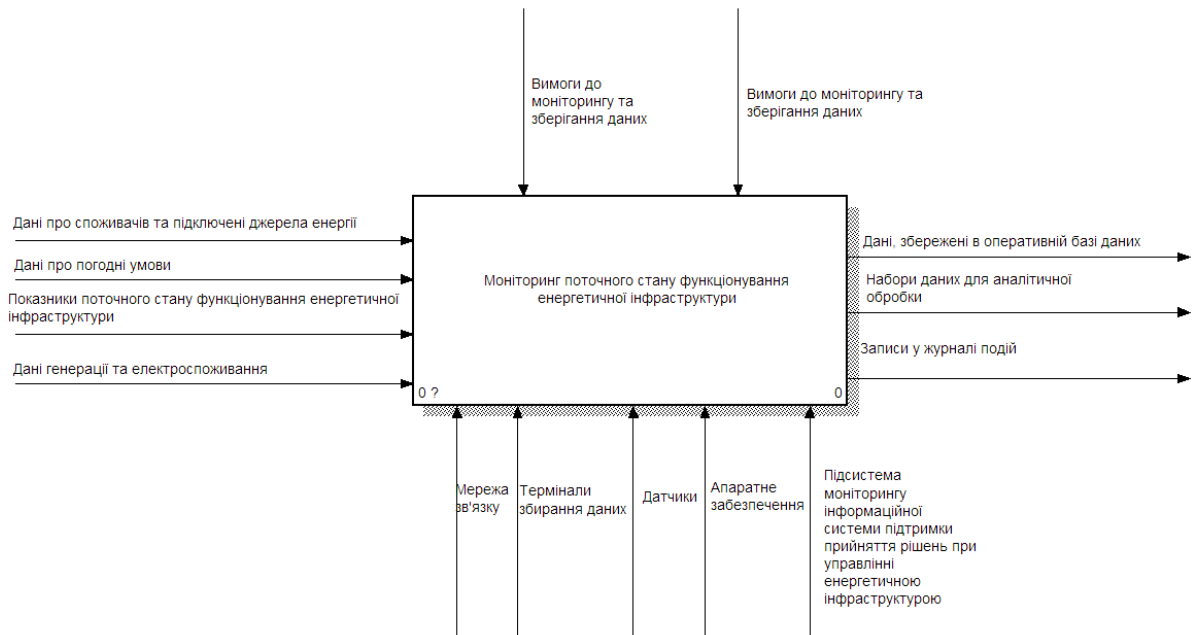


Рисунок 4.7 – Контекстна діаграма поточного стану функціонування енергетичної інфраструктури в нотації IDEF0

Збирання даних здійснюється підсистемою моніторингу інформаційної системи підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою у встановлені часові інтервали з використанням терміналів та мереж зв'язку. Усі зібрані дані проходять валідацію, після чого зберігаються в оперативній базі даних. Підсистема моніторингу формує журнали подій, в яких реєструється виконання запитів на зняття показників, занесення до бази даних, що дозволяє відслідковувати помилки, що можуть виникнути при збиранні даних, та їх усувати. Окрім того, що дані, зібрані в оперативному режимі, використовуються для моніторингу поточного стану енергетичної інфраструктури, їх використовують для формування наборів даних для

прогнозування обсягів генерації чи споживання електричної енергії, а також активації відповідних правил чи сценаріїв управління енергетичною інфраструктурою.

Декомпозиція процесу моніторингу поточного стану функціонування енергетичної інфраструктури показана на рис. 4.8 у вигляді IDEF0 діаграми на етапи «Збір даних з різних джерел», «Валідація даних», «Збереження в оперативній базі даних», «Розрахунок показників моніторингу енергетичної інфраструктури», «Формування наборів даних для аналітичної обробки».

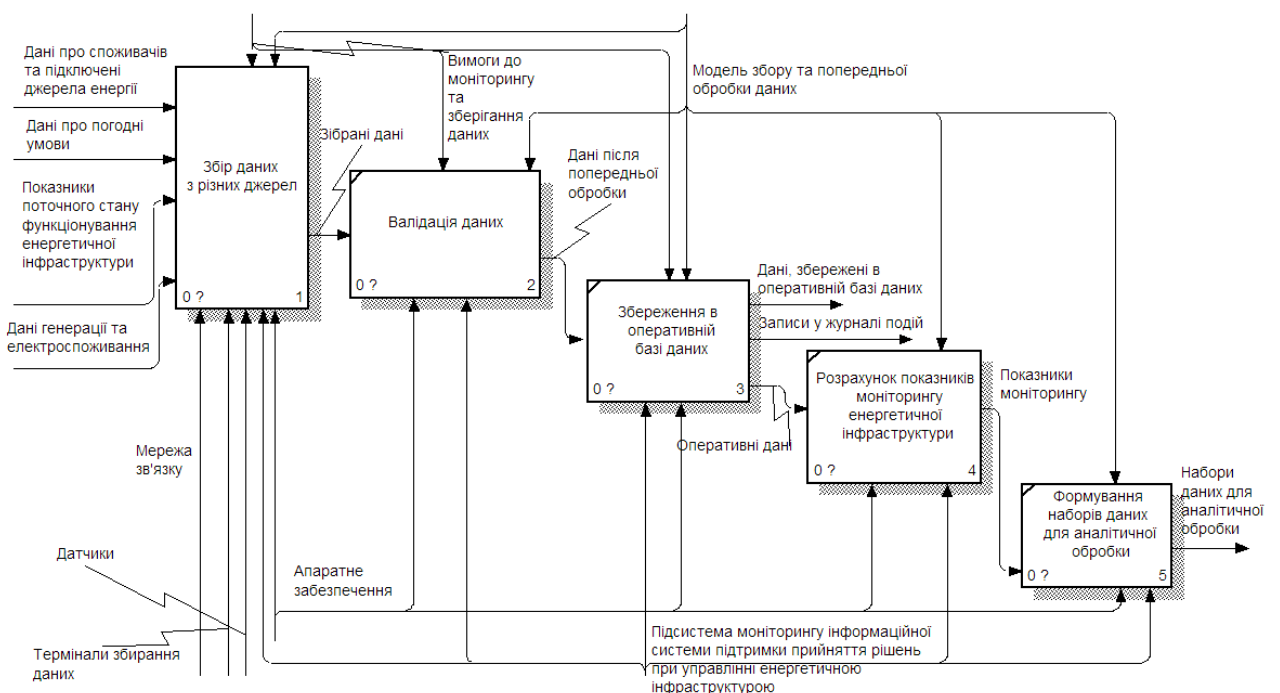


Рисунок 4.8 – Діаграма декомпозиції першого рівня

Збір даних включає в себе збір даних про споживачів енергетичних послуг та підключені джерела енергії, у тому числі й альтернативні – сонячні панелі, вітрогенератори, дані погодних умов на місцевості, збір показників поточного стану функціонування енергетичної інфраструктури, обсягів генерації та споживання електричної енергії. Діаграма декомпозиції етапу «Збір даних з різних джерел» подана на рис. 4.9 в нотації IDEF3.

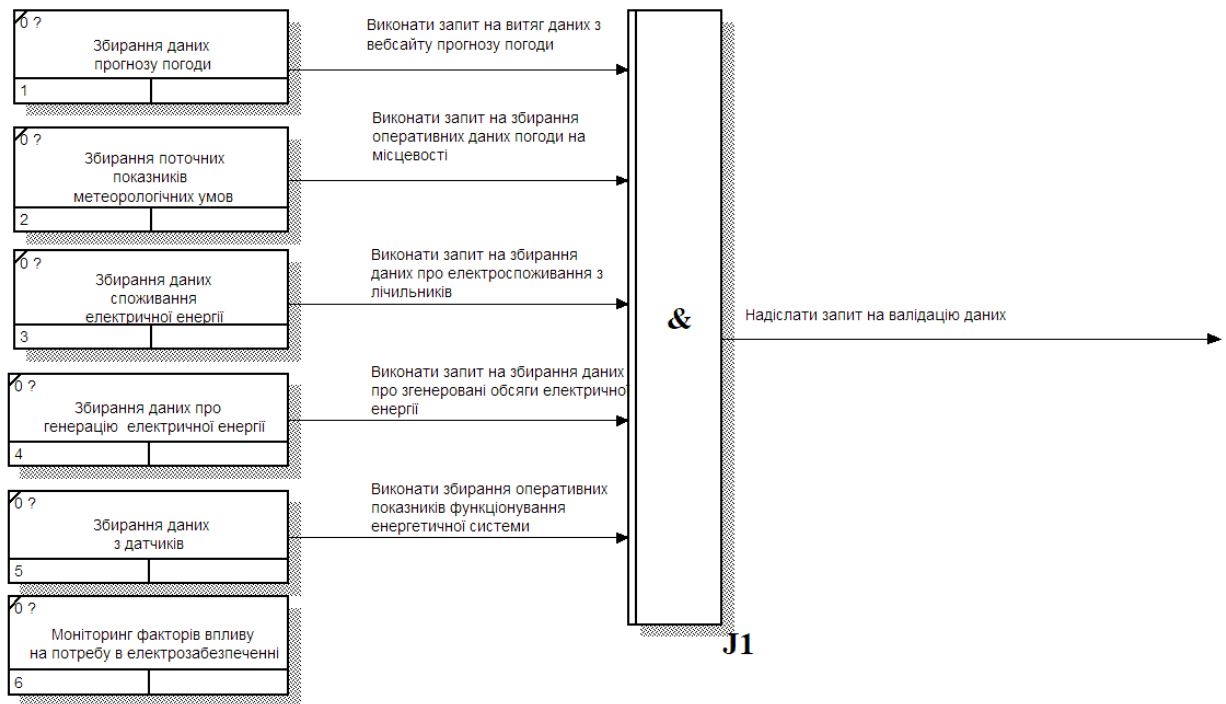


Рисунок 4.9 – Діаграма декомпозиції процесу «Збір даних з різних джерел»

Збирання даних прогнозу погоди, а також поточних показників метеорологічних умов на місцевості, здійснюється з сайтів прогнозу з використанням технології парсингу та витягу даних з погодних API. Було проведено аналіз OpenWeatherMap, Weatherbit, AccuWeather [88-90] за критеріями: дані прогнозу погоди на одну годину, добу, три доби, архівні дані погоди, поточна погода на місцевості, можливість безкоштовних запитів. В якості погодної API для підсистеми моніторингу інформаційної системи підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою обрано API OpenWeatherMap, як така, що задовольняє більшості критеріїв. Дані про обсяги споживання електричної енергії збираються з лічильників. Дані, в якій зберігають показники роботи енергетичних мереж, зокрема напруга в мережі, стани конверторів – увімкнений чи вимкнений, стан функціонування генеруючого обладнання, акумуляторів, збираються з датчиків. У разі, якщо енергетична система побудована за технологією розумних енергетичних мереж, вона обладнана розвиненою інфраструктурою

терміналів, датчиків, що дозволяє проводити моніторинг в оперативному режимі.

4.3 Структурно-функціональна модель процесу прогнозування споживання електричної енергії

Прогнозування генерації та споживання електричної енергії є складовою процесу підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою, основним завданням якого досягнення балансу між генерацією та споживанням. Контекстна діаграма процесу прогнозування споживання електричної енергії показана на рис. 4.10 у вигляді IDEF0 діаграми. Побудована структурно-функціональна модель показує декомпозицію процесів прогнозування споживання електричної енергії у тому числі й у енергетичних мікромережах з відновлюваними джерелами енергії та кластерах таких мікромереж, у тому числі й тих, що працюють в острівному режимі.

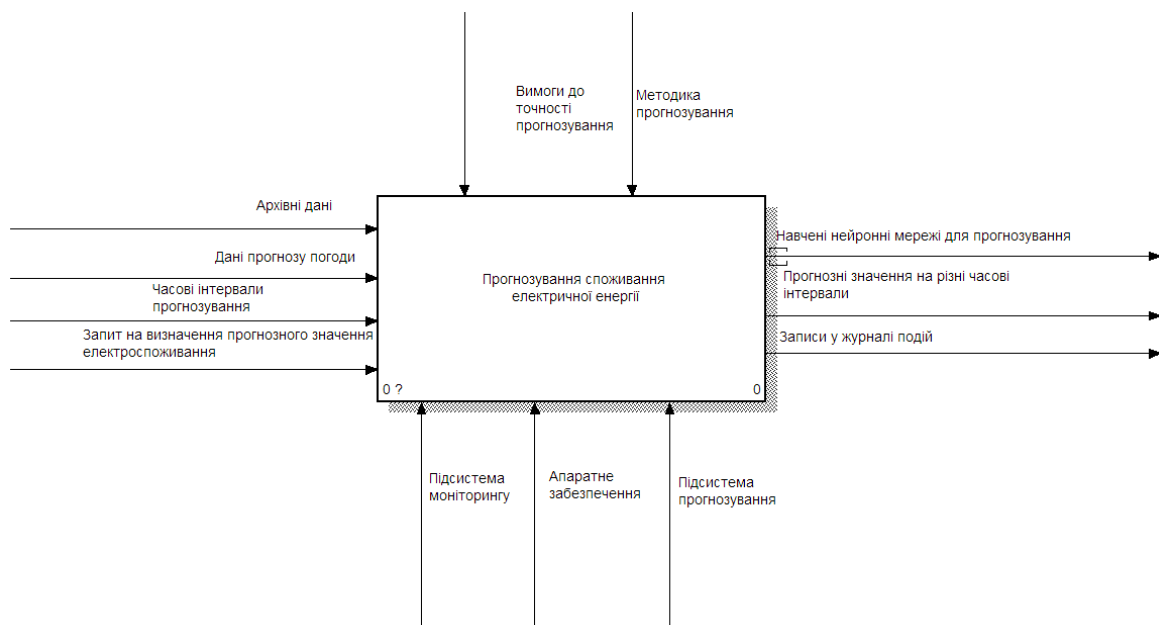


Рисунок 4.10 – Контекстна діаграма процесу «Прогнозування споживання електричної енергії»

Побудована структурно-функціональна модель показує декомпозицію процесів прогнозування споживання електричної енергії у тому числі й у енергетичних мікромережах та їх кластерах, у тому числі й тих, що працюють в острівному режимі.

Прогнозування електроспоживання складається з етапів «Формування масивів вхідних даних для прогнозування», «Побудова моделей прогнозування», «Вибір моделей прогнозування», «Визначення прогнозного обсягу споживання», діаграма декомпозиції в нотації IDEF0 показана на рис. 4.11.

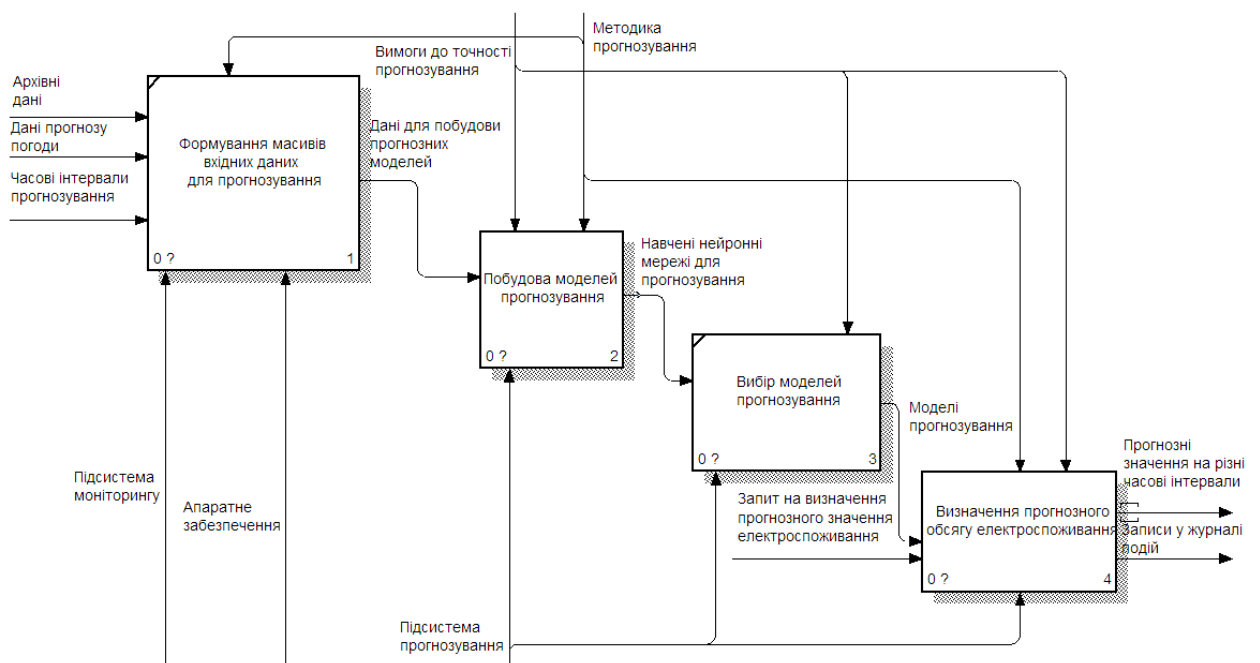


Рисунок 4.11 – Діаграма декомпозиції процесу «Прогнозування споживання електричної енергії»

Масиви вхідних даних формуються з даних моніторингу, зібраних в оперативному режимі, після попередньої обробки. Для прогнозування використовують дані електроспоживання за часові інтервали, які відповідають типу прогнозу. Для короткострокового прогнозу використовуються погодинні дані електроспоживання, погодинний прогноз обчислюється кожні три години

на одну добу, три доби вперед. Для середньострокового прогнозу використовуються добові дані електроспоживання, прогноз визначається на період від одного тижня до місяця. До масивів вхідних даних прогнозування також входять показники погодних умов, які впливають на споживання, наприклад, температура навколишнього середовища, час доби, від якого залежить освітленість. Також у масиви вхідних даних можуть входити соціальні фактори, які визначають потребу в електрозабезпеченні, та відповідають періодам пікових навантажень, наприклад, час доби для побутових споживачів, режим роботи підприємства зі змінним графіком роботи. Масиви вхідних даних періодичного оновлюються, поповнюючись даними моніторингу, неактуальні дані видаляються й не враховуються в подальших прогнозах.

Побудова моделей прогнозування в даній роботі проводилася з використанням технології штучних нейронних мереж, так як проведені дослідження показали вищу ефективність нейромережевого методу прогнозування часових рядів порівняно з авторегресійними методами. З огляду на те, що прогнозування електроспоживання проводиться в умовах невизначеності та неповноти інформації, задачею, яка потребує вирішення на цьому етапі, є побудова моделі прогнозування для конкретного типу споживачів – побутового, промислового з постійним чи позмінним графіком роботи тощо, або універсальної моделі для кількох типів споживачів з високою точністю прогнозування.

Декомпозиція процесу побудови моделей прогнозування показана на рис. 4.12. Вона включає в себе етапи «Декомпозиція часових рядів прогнозування», «Встановлення кореляційної залежності змінних часового ряду», «Розподіл даних на тренувальну та тестову вибірки», «Проведення навчання моделей прогнозування», «Оцінка точності прогнозу».

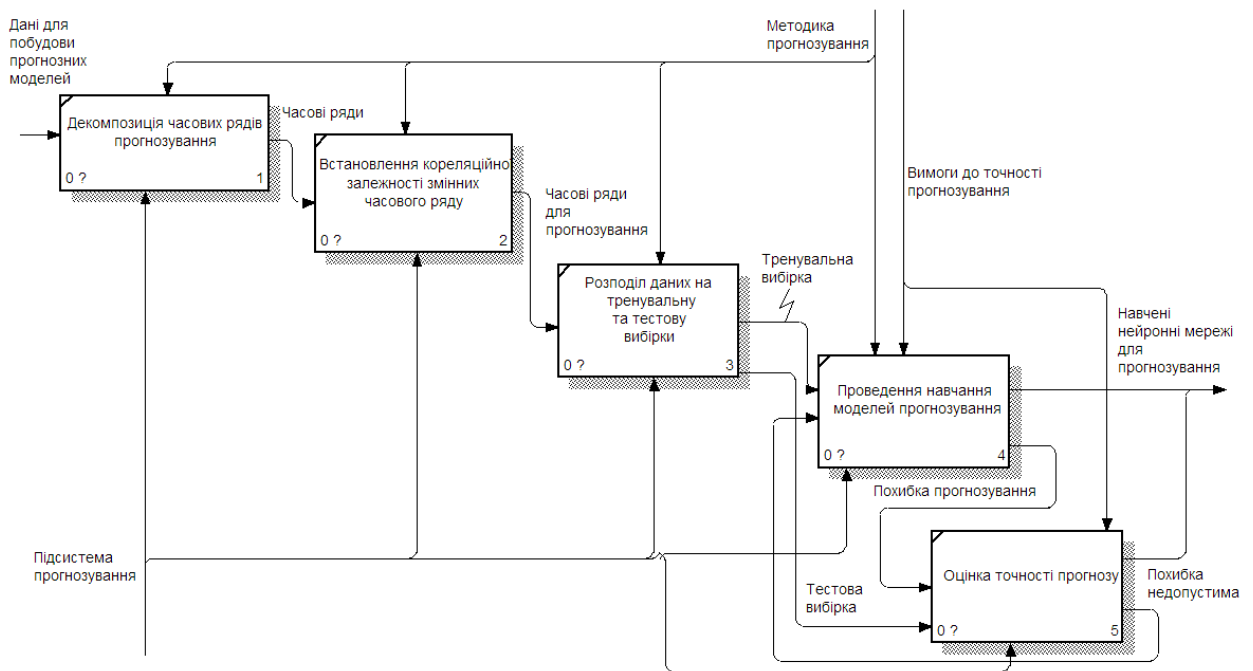


Рисунок 4.12 – Діаграма декомпозиції процесу «Побудова моделей прогнозування»

Спочатку масиви вхідних даних потрібно декомпонувати на часові ряди, з яких складаються набори вхідних даних для прогнозування. Для виявлення факторів, які впливають на електроспоживання, наступним етапом проводиться кореляційний аналіз часових рядів прогнозування. За результатами кореляційного аналізу змінні, які не впливають на електроспоживання, вилучаються з набору вхідних даних прогнозування. Після цього набір даних для прогнозування розподіляється на тренувальну та тестову вибірки. Наступним етапом проводиться навчання моделей прогнозування з різними параметрами та оцінюється їх точність. Після цього обирається модель, яка задовольняє необхідній точності. За допустиму похибку прогнозу у даному дослідженні приймалася похибка $\pm 5\%$.

Обрана модель прогнозування використовується для визначення прогнозного обсягу споживання на відповідних часовий інтервал. У даній роботі проведено дослідження моделей короткострокового прогнозування електроспоживання від енергетичної мікромережі, в результаті якого найвищої точності прогнозу було досягнуто з використанням моделі

нейронної мережі LSTM [31, 91]. Ця модель була використана для погодинного прогнозування електроспоживання на період одна доба, три доби.

Після вибору моделі прогнозування заключним етапом є її використання для визначення прогнозного значення електроспоживання, декомпозицію цього процесу на етапи «Завантаження моделей прогнозування», «Визначення прогнозного значення електроспоживання», «Збереження у базі даних» показано на рис. 4.13.

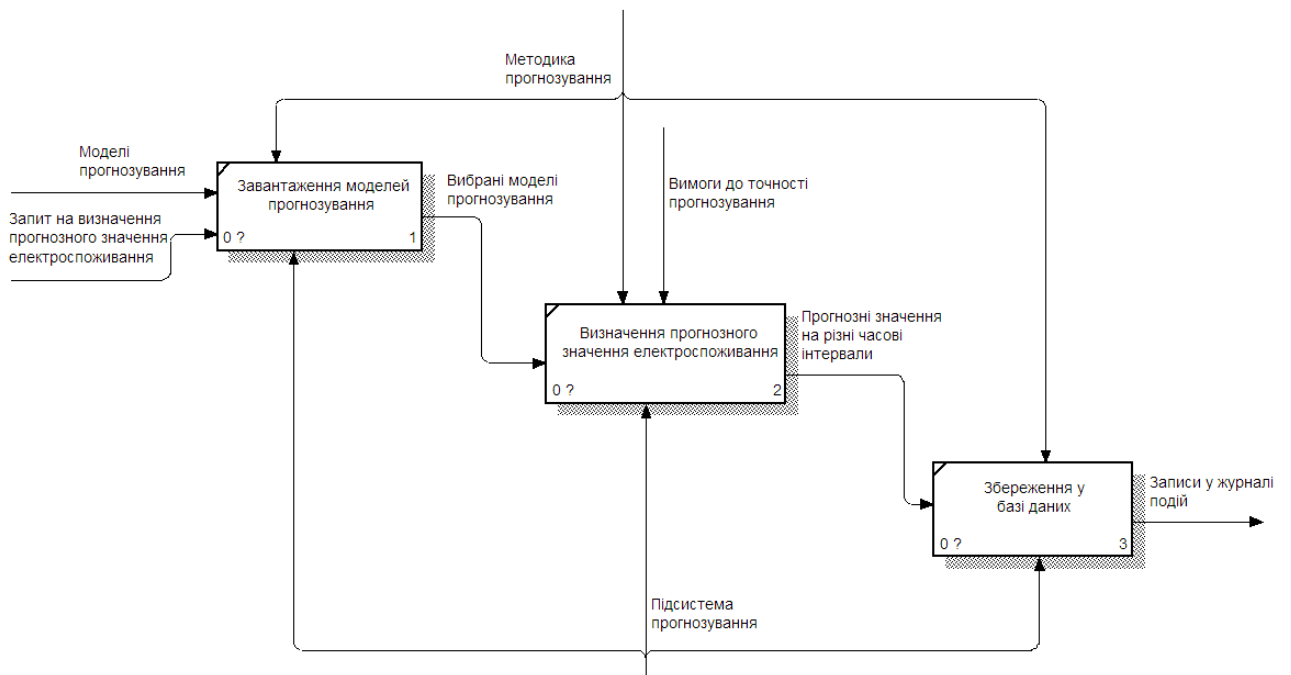


Рисунок 4.13 – Діаграма декомпозиції процесу «Визначення прогнозного обсягу електроспоживання»

Запит на визначення прогнозного значення електроспоживання в підсистемі прогнозування інформаційної системи підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою здійснюється автоматично планувальником завдань або вручну при виборі відповідної функції у веб-інтерфейсі інформаційної системи [60]. Після цього викликається одна зі створених моделей прогнозування, яка використовується для певного часового інтервалу та типу споживачів. Після вибору моделі прогнозування відбувається визначення прогнозного значення

електроспоживання на різні часові інтервали, при цьому точність прогнозування має бути у визначених допустимих межах. Результати прогнозування зберігаються у базі даних і використовуються як вхідні дані в підсистемі підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою, а також візуалізуються у веб-інтерфейсі для наочного порівняння із фактичними показниками.

4.4 Структурно-функціональна модель візуалізації даних в системах підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою

Дані, задіяні в системах підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою, повинні відображатися у зручному вигляді для клієнта та особи, що приймає рішення [92]. Візуалізація даних у цьому випадку використовується для наочного відображення схеми енергетичних мереж, показників їх поточного стану та прогнозних значень, для відображення можливих сценаріїв управління енергетичною інфраструктурою. Контекстна діаграма процесу візуалізації даних системи підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою показана на рис. 4.14.

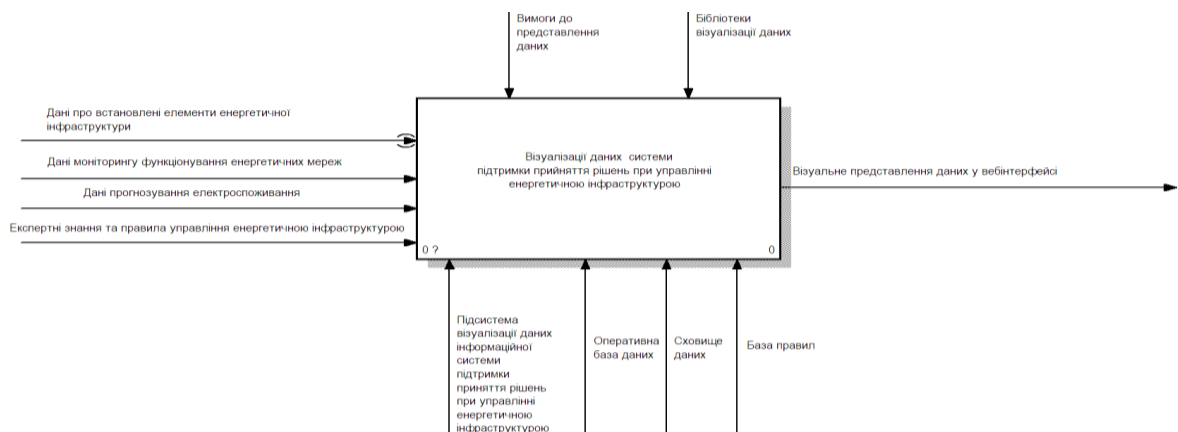


Рисунок 4.14 – Контекстна діаграма процесу «Візуалізація даних системи підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою»

Основні дані, які потребують візуалізації у веб-інтерфейсі, можна розподілити на кілька груп:

- дані про встановлені елементи енергетичної інфраструктури – обладнання, його місцезнаходження, технічні характеристики, поточний стан перемикачів;
- дані моніторингу функціонування енергетичних мереж, які надходять в оперативному режимі та відображають як поточні показники, так і відхилення від нормативних значень;
- дані прогнозування електроспоживання – як поточні, так і архівні;
- експертні знання, що можуть бути виражені у правилах управління енергетичною інфраструктурою та відображені як можливі варіанти стану перемикачів в системі.

Також додатково можуть відображатися дані погодних умов на місцевості та дані прогнозу погоди.

Проведено декомпозицію процесу «Візуалізація даних системи підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою» на етапи «Відображення поточних показників на сторінках», «Відображення прогнозних показників на сторінках», «Графічне представлення порівняльних показників», «Відображення поточного стану управління енергетичною інфраструктурою», «Відображення сценаріїв управління енергетичною інфраструктурою» (рис. 4.15).

Дані поточних та прогнозних показників електроспоживання відображаються у веб-інтерфейсі у вигляді таблиць та графіків. Показники, що характеризують функціонування енергетичних мереж, додатково, окрім таблиць та графіків, для наочності представлення даних відображаються на схемі енергетичної мережі. Також цій схемі можуть візуалізуватися різні сценарії управління. Порівняльні характеристики, наприклад, обсягів генерації та споживання або фактичного та прогнозного споживання електричної енергії, відображаються на графіках.

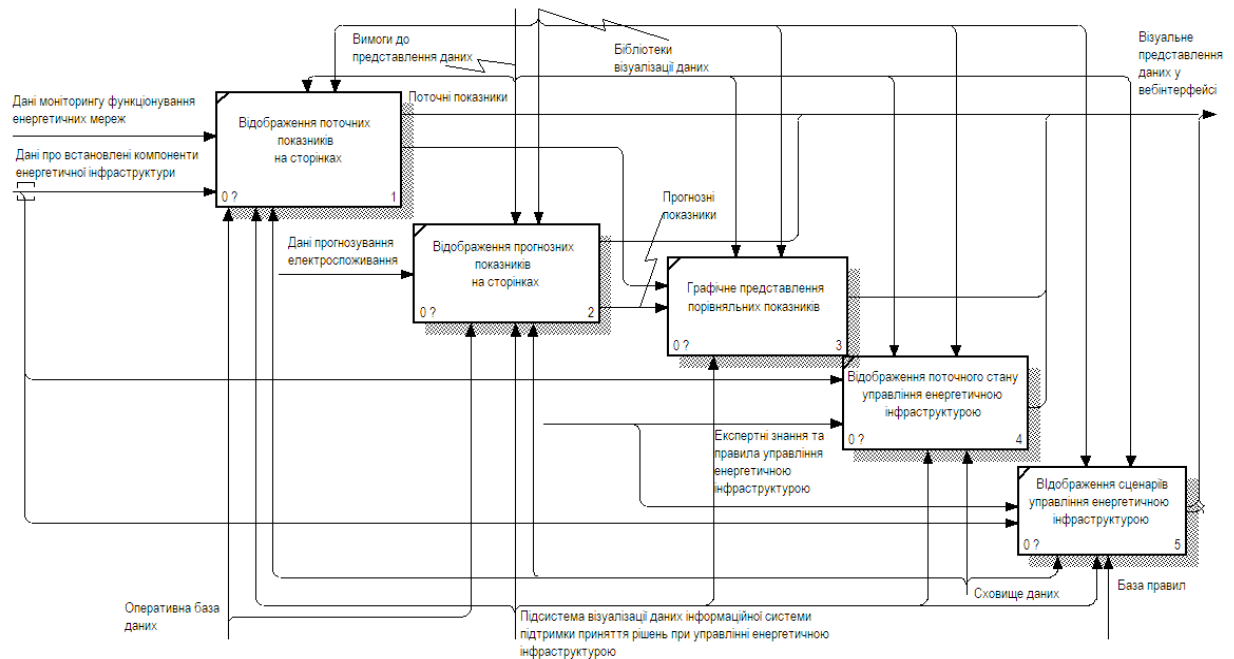


Рисунок 4.15 – Діаграма декомпозиції процесу «Візуалізація даних системи підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою»

Розглянута структурно-функціональна модель візуалізації даних впроваджена у веб-орієнтованій інформаційній системі підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичними мікромережами.

4.5 Інтелектуальна інформаційна технологія підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою

Функціональна модель інтелектуальної інформаційної технології підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою зображена на рис. 4.16. Виділено п'ять основних взаємопов'язаних етапів.

Запропонована інформаційна технологія використовує розроблені моделі елементів діяльності щодо прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою, а саме – моделі вибору оптимальної структури гібридної енергетичної мережі, збору та попередньої обробки інформації про стан функціонування енергетичних мереж [73, 86], прогнозування генерації та

споживання електричної енергії [31, 72, 91], підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичними мережами [32, 39] та ін.

Першим етапом виконується планування енергетичної мережі – вибір оптимальної структури енергетичної мережі на стадії проектування. Також цей етап може виконуватися на стадії експлуатації енергетичної мережі при проведенні її модернізації, заміни обладнання, підключення нових абонентів тощо.

Другим етапом є постійний моніторинг функціонування енергетичної мережі, що включає в себе збирання даних, їх попередню обробку та занесення показників моніторингу до бази даних й сховища даних. Окрім моніторингу функціонування енергетичної мережі проводиться збирання даних про погодні умови та інші факторів впливу на потреби в енергозабезпеченні, зміна значень яких зумовлює зміну режиму функціонування енергетичної мережі.

Третім етапом є збереження даних моніторингу у базі даних та сховищі даних, структура яких подана у розділі 3.

Окрім даних моніторингу для підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичними мережами використовуються дані прогнозування генерації та споживання електричної енергії. Прогнозування відбувається на четвертому етапі інформаційної технології та використовує розроблені моделі прогнозування та вхідні набори даних для прогнозування, що зберігаються в базі даних. Результати прогнозування заносяться до бази даних.

Прийняття рішень щодо управління енергетичною мережею здійснюється на п'ятому етапі з використанням моделі підтримки прийняття рішень на основі нечіткої логіки, що складена як результат узагальнення експертних знань.

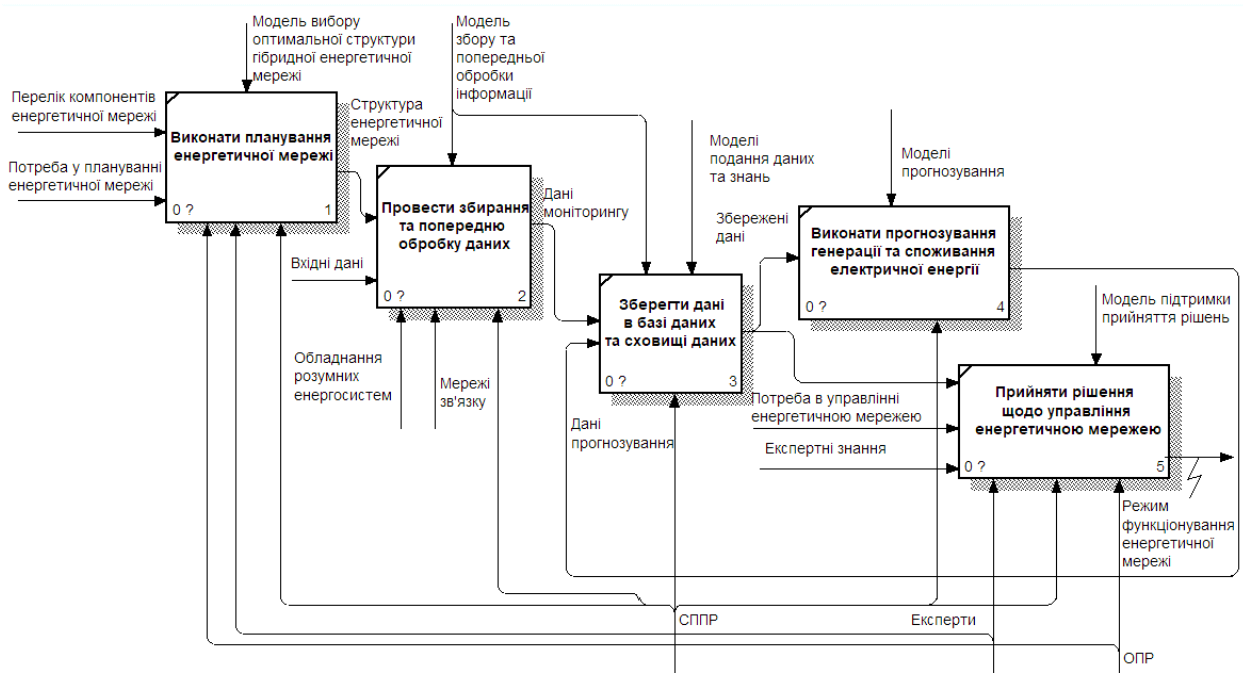


Рисунок 4.16 – Функціональна модель інтелектуальної інформаційної технології підтримки прийняття рішення при управлінні енергетичною інфраструктурою.

Відповідність розроблених моделей складових діяльності підтримки прийняття рішень при плануванні та управлінні енергетичної інфраструктури, а також етапів інтелектуальної інформаційної технології представлено в табл. 4.1.

Розроблена в результаті проведеного дослідження інтелектуальна інформаційно-аналітична технологія підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою може бути використана як інструмент інформаційного забезпечення планування та управління енергетичною інфраструктурою, використання якої спрямоване на підвищення ефективності прийняття рішення на різних рівнях управління енергетичною інфраструктурою.

Запропонована інтелектуальна інформаційно-аналітична технологія впроваджена в систему підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичними мікромережами з відновлюваними джерелами енергії.

Таблиця 4.1 – Відповідність моделей та етапів інформаційної технології

	Збирання та передача даних	Зберігання даних	Оброблення даних	Відображення даних
Моделі	Збирання інформації щодо поточного стану функціонування енергетичної інфраструктури	Оперативної бази даних Сховища даних Бази експертних знань щодо планування енергетичної інфраструктури Бази експертних знань для управління енергетичною інфраструктурою	Планування енергетичної інфраструктури Прогнозування споживання електричної енергії Прогнозування генерації електричної енергії Оцінки якості електричної енергії Підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою	Візуалізації даних в системах підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою
Етапи інформаційної технології	Збирання та попередньої обробки даних	Збереження даних в базі даних та сховищі даних	Планування енергетичної мережі Прогнозування генерації та споживання електричної енергії Прийняття рішень щодо управління енергетичною мережею	Здійснюється на усіх етапах інформаційної технології у веб-інтерфейсі СППР

5 ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ УПРАВЛІННІ ЕНЕРГЕТИЧНОЮ МІКРОМЕРЕЖЕЮ З ВІДНОВЛЮВАНИМИ ДЖЕРЕЛАМИ ЕНЕРГІЇ

5.1 Архітектура системи підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною мікромережею з відновлюваними джерелами енергії

Інтелектуальна СППР при управлінні енергетичними мікромережами з ВДЕ є практичним застосуванням представленої у даному дослідженні інтелектуальної інформаційної технології підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою [23, 25]. Вона розроблена як web-додаток з трирівневою клієнт-серверною архітектурою, що використовується для розробки web-додатків у багатьох галузях, де потрібні сервери для збереження інформації та доступу до неї. Дана архітектура дозволяє декільком клієнтам відкривати програми або отримувати файли з серверу, що підтримує узгодженість на всіх пристроях. Архітектуру СППР при управлінні енергетичними мікромережами з ВДЕ показано на рис. 5.1 [93].

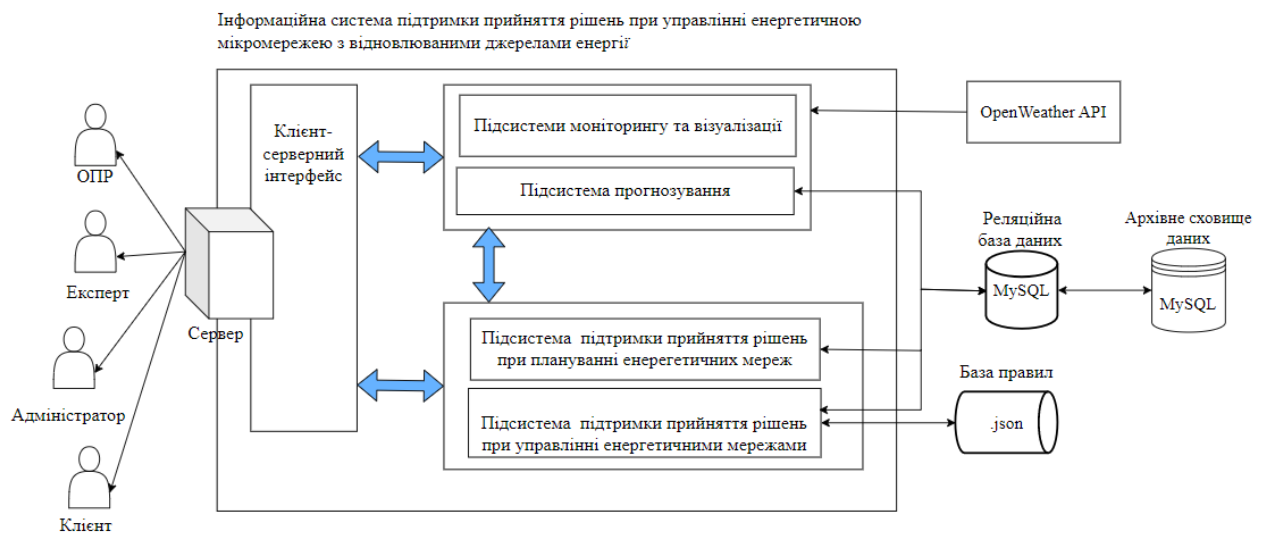


Рисунок 5.1 – Архітектура СППР при управлінні енергетичними мікромережами з ВДЕ

СППР при управлінні енергетичними мікромережами з ВДЕ реалізована з використанням php, JavaScript, СКБД MySQL.

Клієнтський веб-інтерфейс дозволяє ОПР відслідковувати стан роботи енергетичної мережі, здійснювати підбір конфігурацій енергетичної мережі та приймати рішення щодо управління енергетичною мережею. Експерт у веб-інтерфейсі може встановлювати граничні значення термів лінгвістичних змінних, тестувати правила нечіткого логічного виведення рішення щодо зміни режиму роботи енергетичної мережі та ін. Клієнт, що є замовником послуг електрозабезпечення від енергетичних мікромереж з ВДЕ, через веб-інтерфейс має можливість переглядати конфігурацію встановленого обладнання, поточний стан роботи мережі та окремі статистичні й аналітичні показники, наприклад, кількість спожитої електричної енергії за обраний період. Адміністратор має повні права доступу до інформаційної системи та управляє наданням доступу іншим категоріям користувачів.

Серверна частина СППР складається із взаємопов'язаних підсистем: підсистеми візуалізації, підсистеми моніторингу, прогнозування споживання та генерації електричної енергії, планування енергетичних мереж та підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичними мережами.

Підсистема візуалізації відповідає за відображення усіх даних у веб-інтерфейсі відповідно до категорії користувача. Уся інформація, задіяна в роботі СППР, зберігається в базі даних з архівацією у сховищі даних або в базі правил. Інформація про погодні дані надходить до підсистеми моніторингу через OpenWeather API.

Для визначення функцій користувачів СППР було побудовано UML діаграму варіантів використання. Основна ідея моделювання варіантів використання міститься у представленні зв'язків між діючими акторами та прецедентами. Діаграма не показує порядок виконання кроків для досягнення кожного прецеденту. Вона використовується для збору, аналізу вимог та визначенні впливаючих факторів. Актор – це суб'єкт, який взаємодіє із системою шляхом вироблення або споживання даних. Їм може бути людина,

організація або стороння система. Прецедент або ж варіант використання являє собою функціонал [94]. На рис. 5.2 представлено діаграму варіантів використання СППР при управлінні енергетичними мікромережами з ВДЕ в нотатції UML.

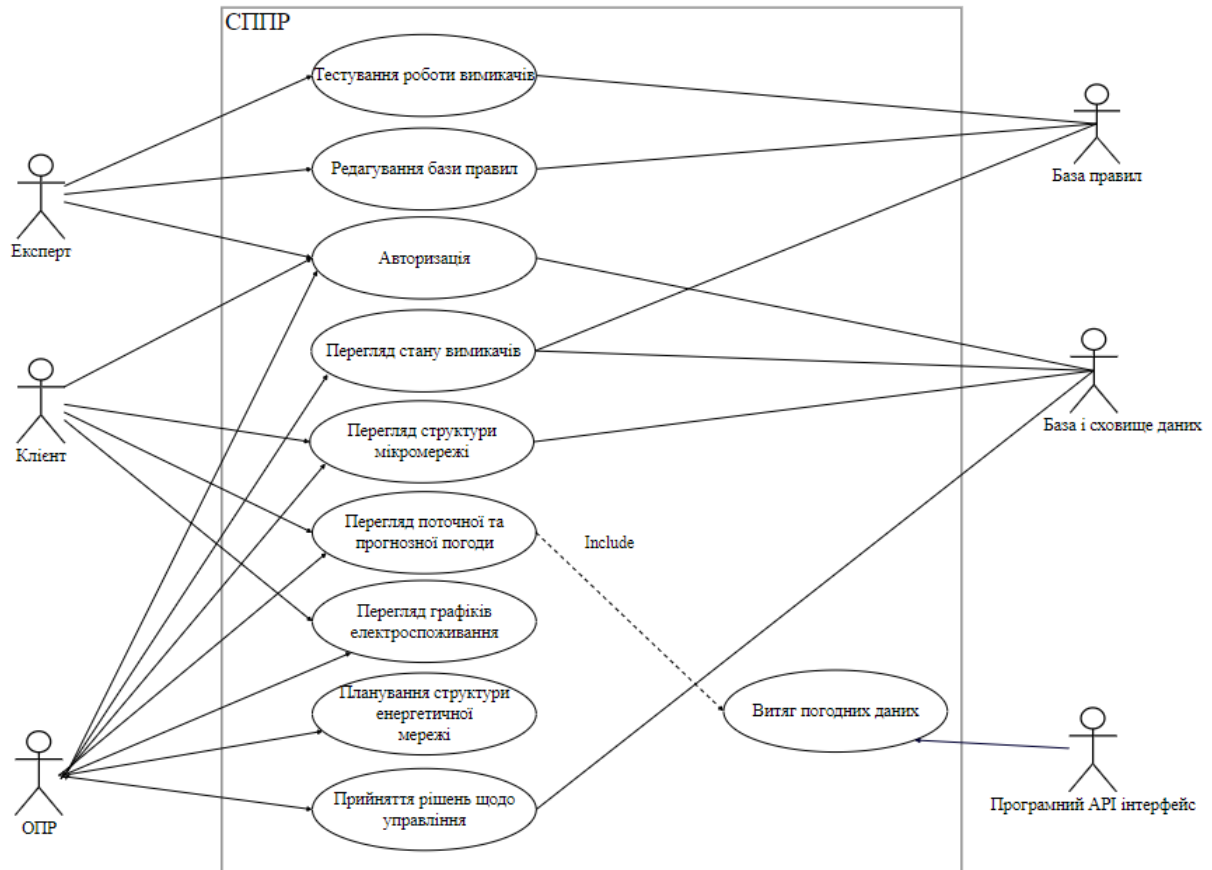


Рисунок 5.2 – Діаграма варіантів використання СППР при управлінні енергетичними мікромережами з ВДЕ

Список акторів приведено у табл. 5.1. Варіанти використання та їх опис представлено в табл. 5.2.

Структурна схема СППР у вигляді web-додатку представлена на рис. 5.3. На схемі показано 6 інтерфейсних класів: головна сторінка, сторінка реєстрації, особистий кабінет ОПР, сторінка даних мікромережі, панель адміністратора та сторінка експерта. З них надходять запити до бази даних та сховища даних, а також бази знань.

Таблиця 5.1 – Опис акторів

№	Актор	Опис
1	Клієнт	Користувач, що має можливість авторизуватися та переглянути інформацію про свою енергетичну мережу на головній сторінці
2	ОПР	Користувач, що має можливість авторизуватися, переглянути дані енергетичної мікромережі та приймати рішення щодо планування та управління
3	Експерт	Користувач, що має можливість авторизуватися, відредагувати базу правил та протестувати її роботу
4	Програмний API інтерфейс	Представляє собою API інтерфейс OpenWeatherMap для отримання даних погодних умов на місцевості, де встановлена енергетична система з ВДЕ, та даних прогнозу погоди
5	База правил	Представляє собою json файл, який містить правила для роботи з нечіткою логікою.
6	База і сховище даних	Представляють собою базу даних MySQL, в якій зберігаються оперативні дані, та архівне сховище даних

Таблиця 5.2 – Опис варіантів використання

№	Назва	Опис
1	Авторизація	Дозволяє користувачам авторизуватися в web-додатку.
2	Тестування роботи вимикачів	Дозволяє експерту протестувати роботу кожного правила нечіткої логіки щодо управління вимикачами незалежно один від одного.
3	Редагування бази правил	Дозволяє експерту змінити діапазони термів та створити нову версію бази правил.
4	Витяг погодних даних	Дозволяє отримати поточні та прогнозні дані з погодного API інтерфейсу.
5	Перегляд стану вимикачів	Дозволяє ОПР переглянути стан вимикачів мікромережі.
6	Перегляд структури енергетичної мережі	Дозволяє клієнту та ОПР переглянути схему розташування елементів мікромережі та отримати інформацію про них.
7	Перегляд поточної і прогнозної погоди	Дозволяє клієнту та ОПР переглянути поточні та прогнозні погодні дані.
8	Перегляд графіків електроспоживання	Дозволяє клієнту та ОПР переглянути графіки фактичного та прогнозного електроспоживання за 1 день, 3 дні або 7 днів.
9	Планування структури енергетичної мережі	Дозволяє ОПР переглянути стан вимикачів мікромережі.
10	Прийняття рішень щодо управління	Дозволяє ОПР переглянути стан вимикачів мікромережі.

Адміністратор має окремий кабінет, з якого можна виконувати усі операції над базою даних та сховищем даних у web-інтерфейсі. Також окремий кабінет реалізовано для експерта, який може редагувати базу знань.

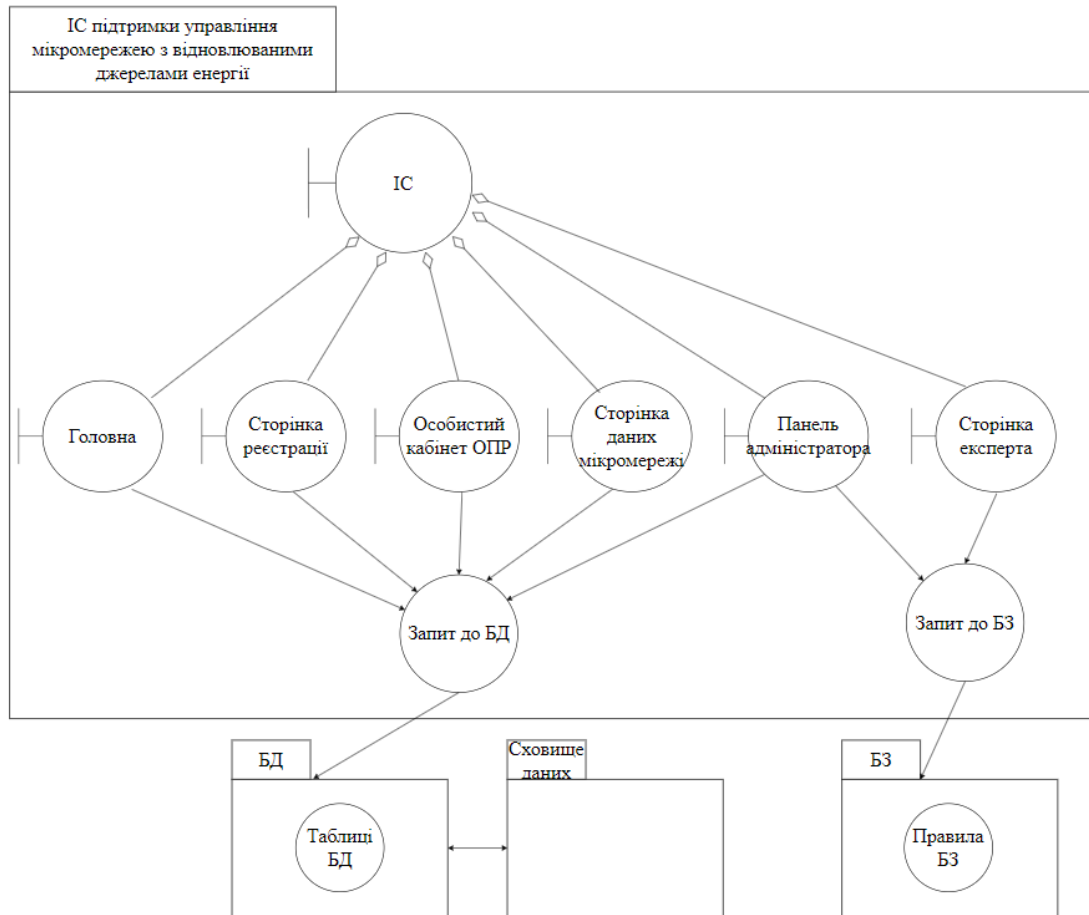


Рисунок 5.3 – Структурна схема інформаційної системи у вигляді веб-додатку

На головній сторінці дані для клієнта та ОПР візуалізуються з необхідним їм рівнем деталізації [73]. Клієнт отримує загальну інформацію про енергетичну мережу, встановлене обладнання, показники електроспоживання та ін. Експерту відображається повна інформація про усі показники функціонування енергетичної мережі, її поточний режим роботи, прогнозні показники та варіанти режимів роботи енергетичної мережі на

майбутні періоди часу від трьох годин. Оперативні показники моніторингу оновлюються на web-сторінках по мірі їх одержання та занесення в базу даних.

Схема навігації між сторінками web-додатку показана на рис. 5.4.

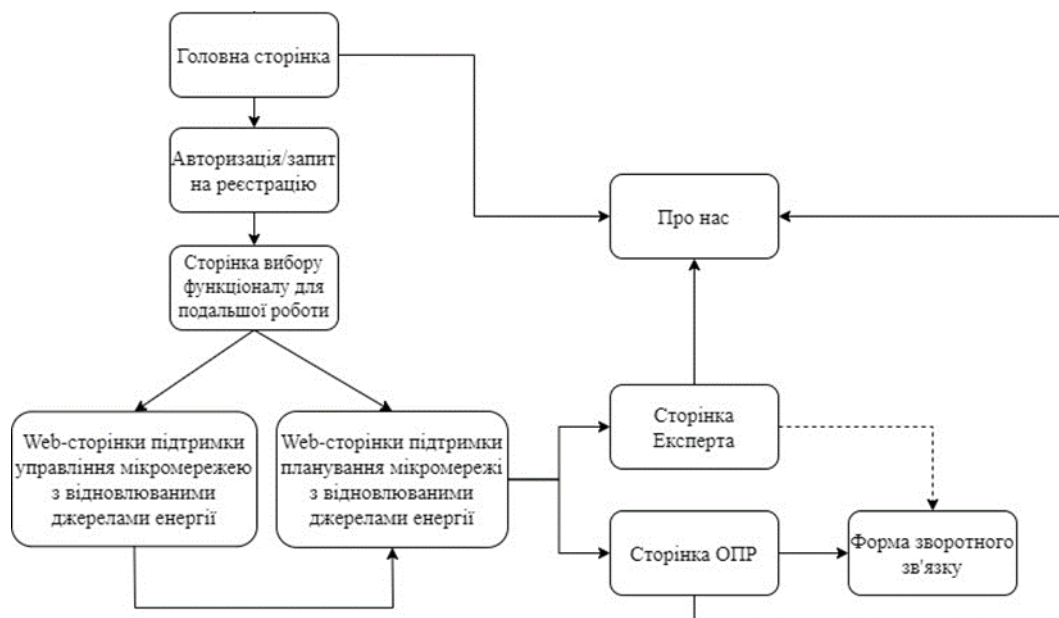


Рисунок 5.4 – Схема навігації між сторінками web-додатку

Для того, щоб розуміти як взаємодіють користувачі – ОПР та експерт, а також компоненти web-додатку, було побудовано діаграми послідовності (рис. 5.5, 5.6).

Спочатку ОПР потрапляє на головну сторінку web-додатку, де може переглянути загальну інформацію про інформаційну систему. Після цього, якщо він хоче продовжити роботу, переходить на сторінку авторизації для введення логіну та паролю. Після входу ОПР переходить на сторінку даних мікромережі для отримання інформації про її стан та управління нею. Дані зберігаються в базі даних.

Експерту для роботи з СППР також потрібно авторизуватися та перейти до відповідного кабінету. Основною задачею експерта є редагування термів лінгвістичних змінних, що входять до правил нечіткого логічного висновку щодо управління мікромережами. Також експерт може протестувати складені

нечіткі правила управління вимикачами, що змінюють режим роботи мікромережі.

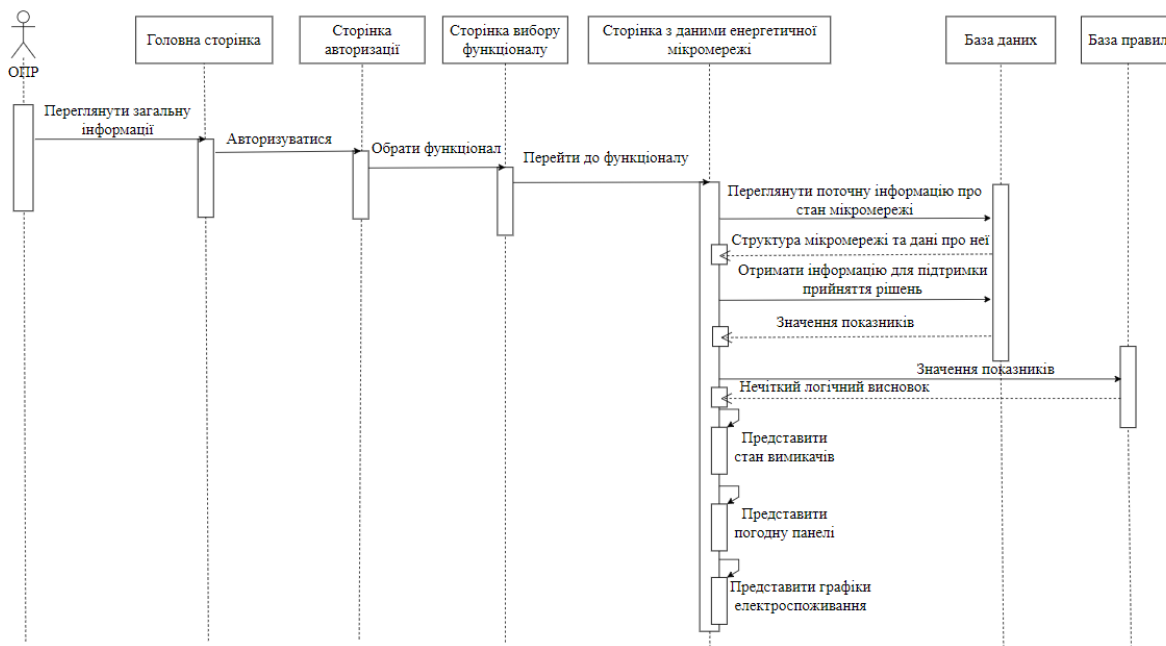


Рисунок 5.5 – Діаграма послідовності дій ОПР при управлінні мікромережею

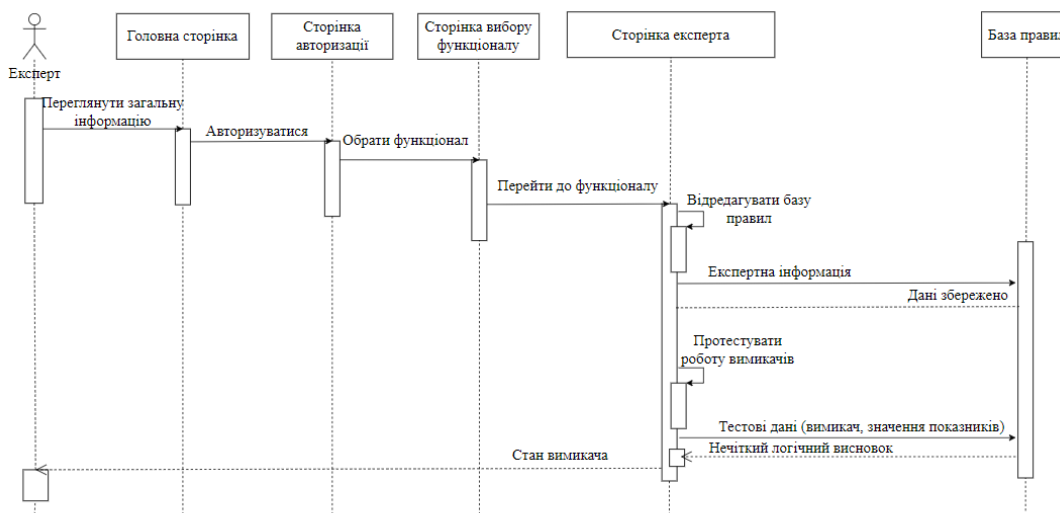


Рисунок 5.6 – Діаграма послідовності дій експерта при управлінні мікромережею

Діаграма потоків даних при роботі з розробленою СППР різних категорій користувачів показано на рис. 5.7.

На рис. 5.8 зображено діаграму послідовності дій ОПР під час використання головної адміністративної сторінки. Спочатку необхідно авторизуватися і відбудеться перехід до головної сторінки, де відображаються завчасно налаштовані дані.

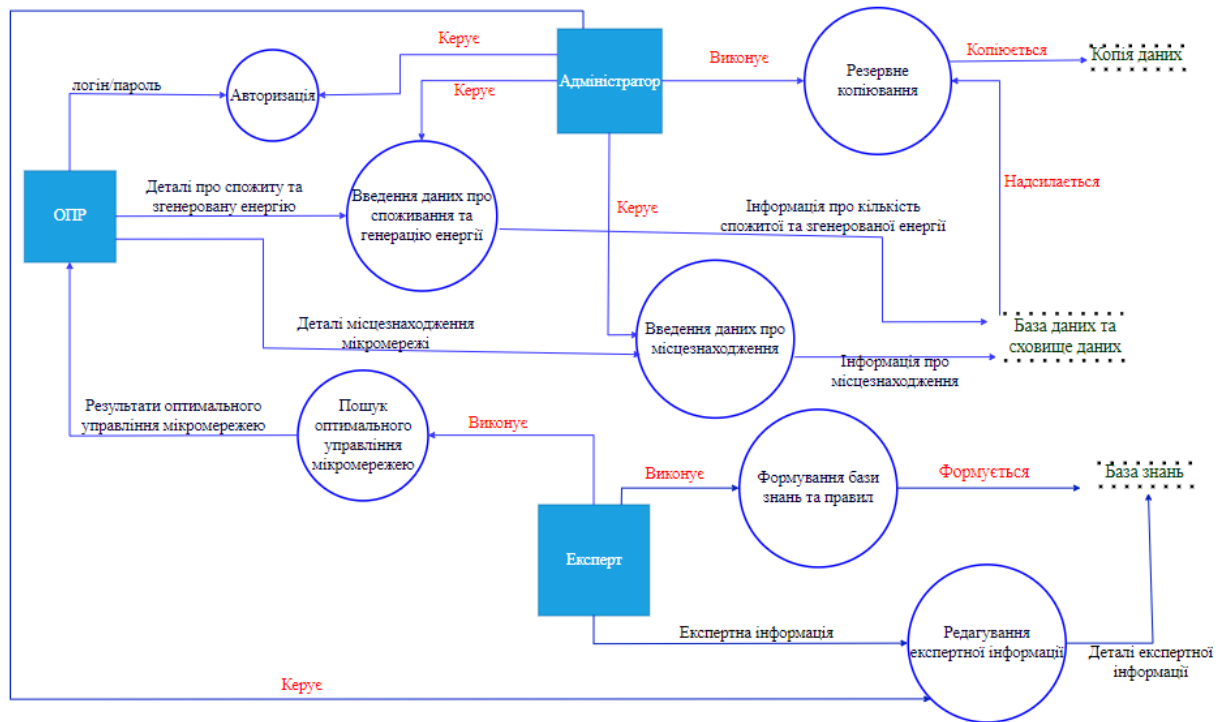


Рисунок 5.7 – діаграма потоків даних

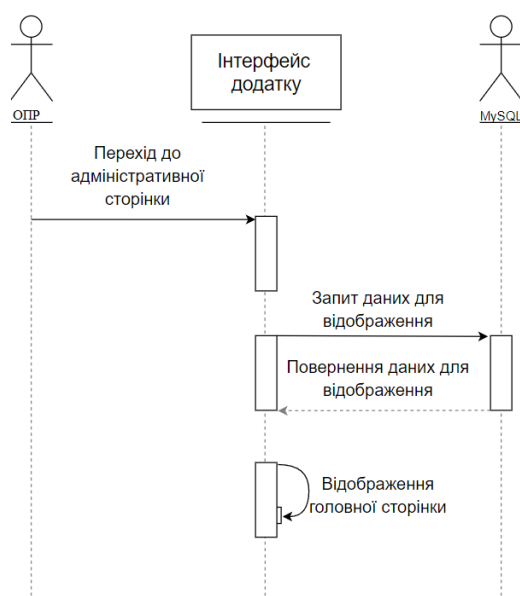


Рисунок 5.8 – Діаграма послідовності відображення головної сторінки СППР



Рисунок 5.9 – Діаграма послідовності відображення сторінки СППР з даними про компоненти енергетичної мікромережі

На рис. 5.10 зображено діаграму послідовності адміністрування даних інформаційної системи. Для виконання цього процесу необхідно попередньо завантажити головну сторінку сайту, натиснути спеціальну кнопку в меню, щоб здійснити перехід на сторінку з даними бази. В якості адміністратора може виступати ОПР, також адміністратором може бути призначений окремий користувач СППР.



Рисунок 5.10 – Діаграма послідовності адміністрування даних інформаційної системи

Спочатку завантажується головна сторінка та перевіряється, чи заходить користувач до адміністративної панелі. Від цього залежить доступний йому функціонал. Якщо так, то адміністратор може обрати необхідний для роботи сервіс: здійснити резервне копіювання, розподілити права доступу або відредагувати інформацію. Кожна дія перевіряється, і у разі неможливості її здійснення з'являється відповідне повідомлення про помилку.

Якщо користувач не заходить до адміністративної панелі, то спочатку він може переглянути інформацію на головній сторінці, а потім перейти до авторизації. Неавторизований користувач може подати запит на реєстрацію, який згодом буде підтверджено адміністратором сайту. Після успішної авторизації, користувач потрапляє до свого особистого кабінету. У випадку, якщо він являється експертом, то він може працювати з базою знань, редагувати експертні оцінки. Якщо користувач має права ОПР, то йому надається можливість редагування особистих даних або інформації про власну мікромережу, а також перегляду варіантів оптимальних налаштувань мікромережі.

5.2 Використання інформаційної системи для планування структури енергетичної мікромережі

Для роботи з СППР при управлінні енергетичними мікромережами з ВДЕ користувачу необхідно бути зареєстрованим у системі. Якщо користувач не має облікового запису – він може відправити запит на реєстрацію, який повинен підтвердити адміністратор; без облікового запису користувач може тільки переглянути загальну інформацію про web-додаток.

Форма реєстрації показана на рис. 5.11. Для реєстрації користувач повинен надіслати запит, який надходить адміністратору на пошту, з контактною інформацією для зв'язку, логіном та паролем. Перш ніж запит буде успішно надіслано, передбачено декілька етапів перевірок: усі поля форми мусять бути заповненими, пароль повинен містити щонайменше 6 символів, введений логін не повинен бути наявним в базі даних.

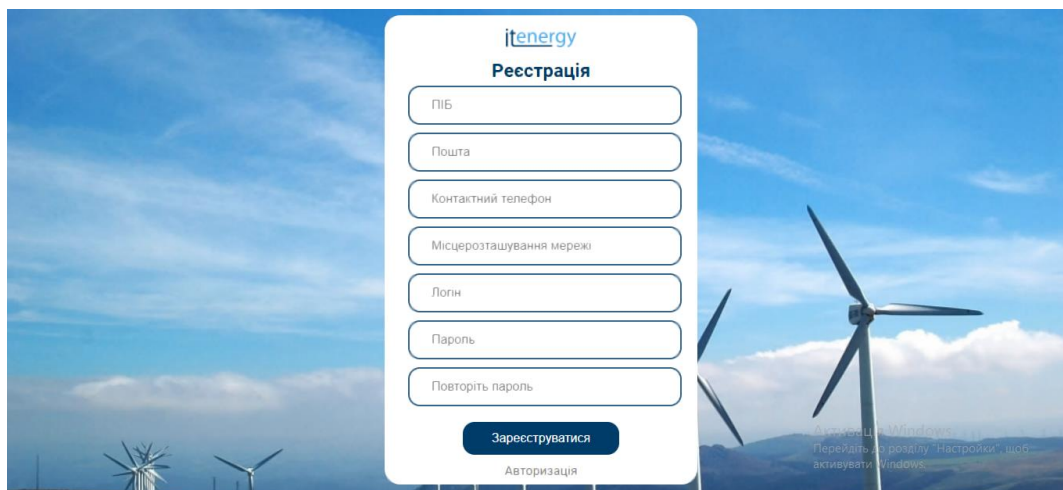


Рисунок 5.11 – Форма реєстрації

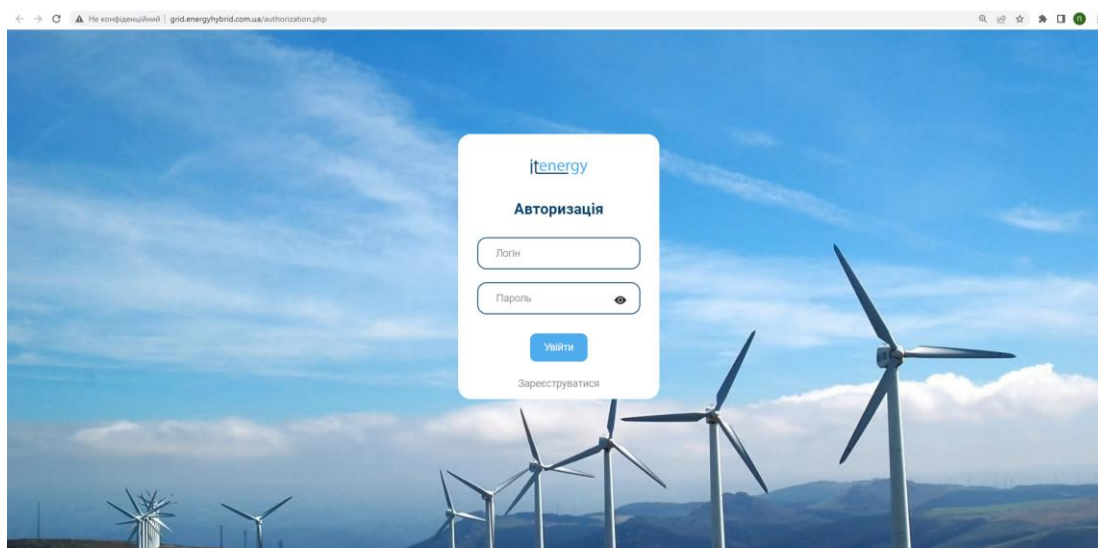


Рисунок 5.12 – Форма авторизації

Зареєстрований користувач авторизується у web-додатку шляхом заповнення форми (рис. 5.12). Після успішної авторизації користувач повинен обрати напрям роботи – управління енергетичною мережею або її планування (рис. 5.13).



Рисунок 5.13 – Обрання функціоналу для подальшої роботи

На сторінці введення даних про майбутню енергетичну мережу користувач має змогу ознайомитись з інструкцією заповнення (рис. 5.14), після чого ввести необхідні дані у форму (рис. 5.15).

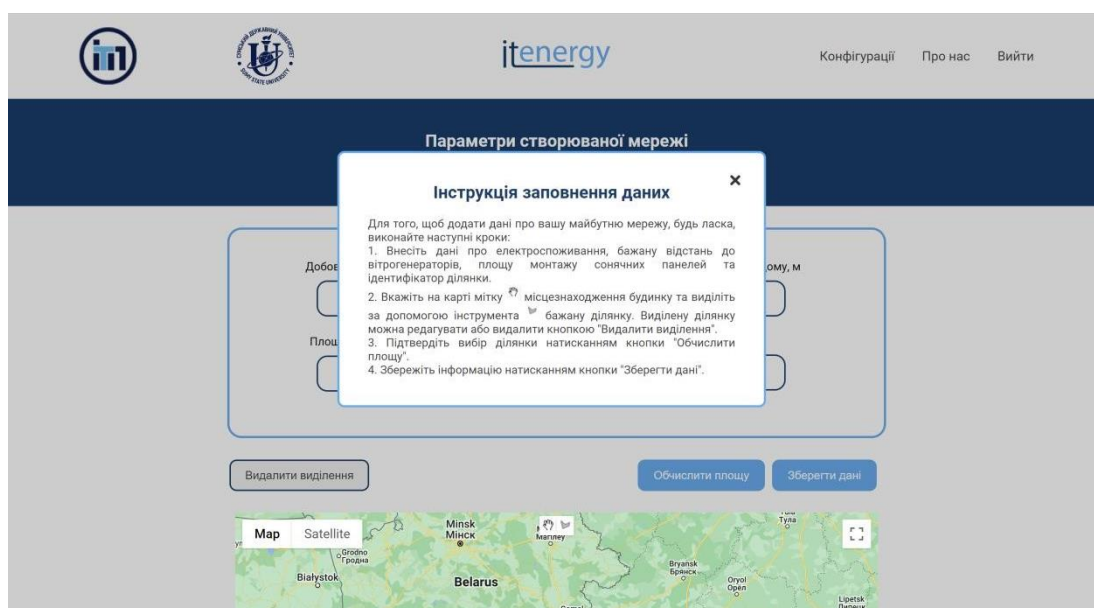


Рисунок 5.15 – Інструкція заповнення даних

← → Не конфіденційний | grid.energy.hybrid.com.ua/oprPage.php

itenergy

Управління Конфігурації Про нас Вийти

Параметри створюваної мережі

[Інструкція](#)

Добове споживання електроенергії, кВт

Відстань вітрогенератора від дому, м

Площа монтажу сонячних панелей, м²

Ідентифікатор ділянки

Видалити виділення

Обчислити площу

Зберегти дані

Рисунок 5.15 – Форма заповнення параметрів створюваної мережі

Під час заповнення даних користувача супроводжуватимуть підказки або повідомлення про помилково введену інформацію (рис. 5.16-5.17).

Параметри створюваної мережі

[Інструкція](#)

Добове споживання електроенергії, кВт

Відстань вітрогенератора від дому, м

Площа монтажу сонячних панелей, м²

Ідентифікатор ділянки

Площа обраної ділянки - 3175051.29 м2 (3.18 км2)

Видалити виділення

Обчислити площу

Зберегти дані

Map Satellite

Нолубівка Голубівка

Філонівщина Філонівщина

Зелена Роща Зелена Роща

Деркачі Деркачі

Рисунок 5.16 – Повідомлення із значенням площі ділянки

Параметри створеної мережі

Інструкція

Добове споживання електроенергії, кВт:

Відстань вітрогенератора від дому, м:

Площа монтажу сонячних панелей, м²:

Ідентифікатор ділянки:

Ділянка з таким ідентифікатором вже існує!

Видалити виділення | Обчислити площу | Зберегти дані

Map | Satellite

Нолубівка Голубівка | Філонівщина Філонівщина | Зелена Роща Зелена Роща | Деркачі Деркачі

Рисунок 5.17 – Повідомлення про вже існуючий ідентифікатор

Після успішного введення даних про енергоспоживання та параметри мережі система перенаправляє користувача на сторінку перегляду результатів підбору конфігурації, де він має змогу обрати одну з декількох ділянок (рис. 5.18).

in | itenergy | Створити мережу | Про нас | Вийти

Обрати іншу ділянку

Оберіть ідентифікатор ділянки:

Обрати

Рисунок 5.18 – Форма вибору ділянки

Після вибору ділянки користувачу наводиться короткий опис (рис. 5.19) щодо відображення результатів пошуку конфігурації компонентів.

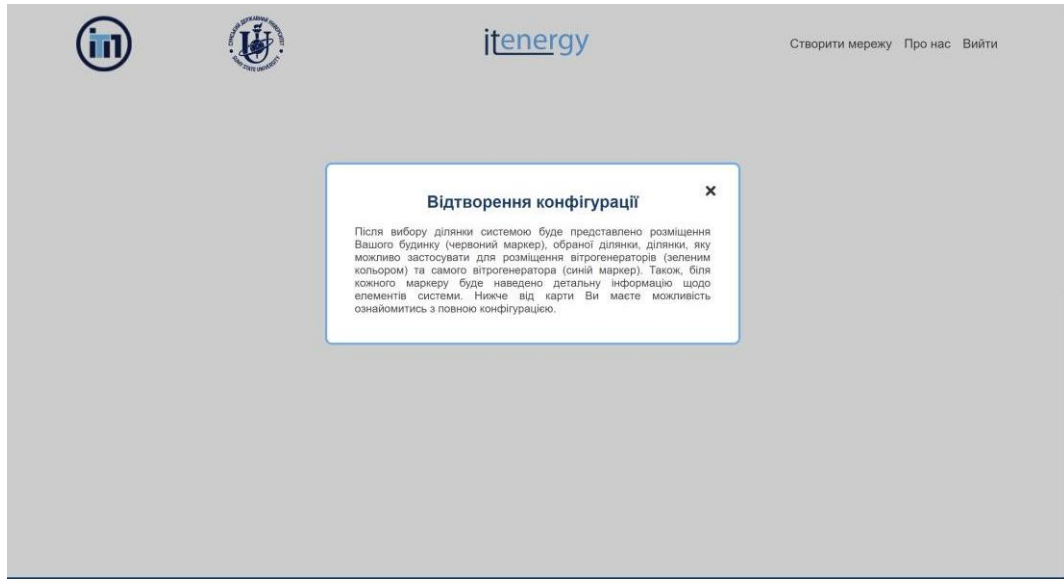


Рисунок 5.19– Опис відтворення результатів

Приклад візуалізації результатів підбору компонентів мережі наведено у вигляді візуального представлення на карті (рис. 5.20) та таблиці (рис. 5.21).

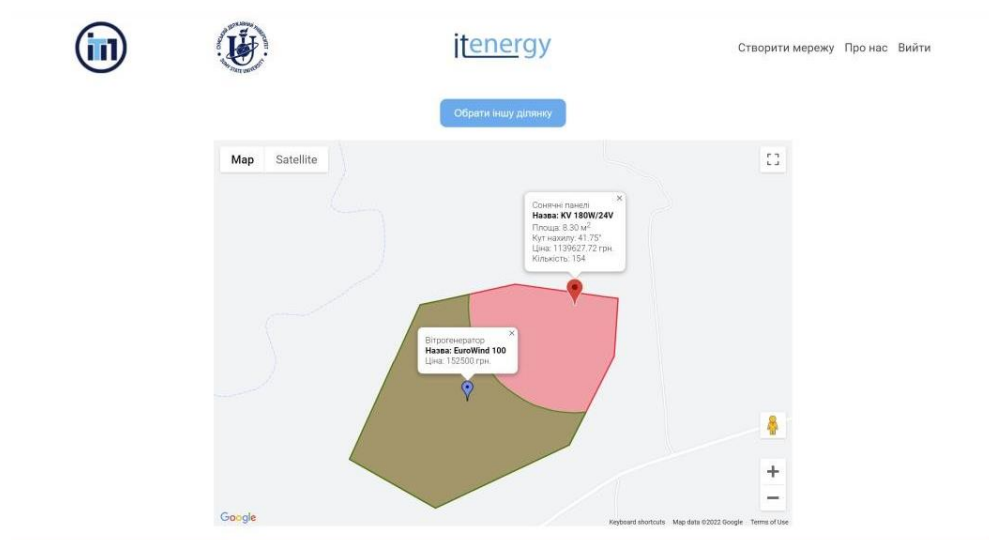



Рисунок 5.20 – Результати підбору компонентів на карті

Інформація про установку								
Площа ділянки, м ²	Сонячна панель	Кількість панелей	Площа панелей, м ²	Кут нахилу панелей, °	Вітрогенератор	Акумулятори	Кількість акумуляторів	Ціна установки, грн.
872813.68	KV 180W/24V	154	8.30	41.75	EuroWind 100	VR4-6	583	175840469.6





Про нас

Контакти

+38 0542 687 854

orp@sumdu.edu.ua

Сумський державний університет, вул. Римського-Корсакова 2.

Форма зворотного зв'язку




Ваше ім'я

Пошта

Повідомлення

Рисунок 5.21 – Результати підбору компонентів у вигляді таблиці

Якщо у користувача ще немає створених ділянок, то він отримає повідомлення (рис. 5.22) про це та йому буде запропоновано створити першу енергетичну мережу.




Створити мережу Про нас Вийти

У вас поки що немає даних про ділянки

[Створити мережу](#)

Рисунок 5.22 – Повідомлення у разі відсутності створених ділянок

Із web-інтерфейсу підсистеми планування реалізовано перехід на сторінку управління мікромережею

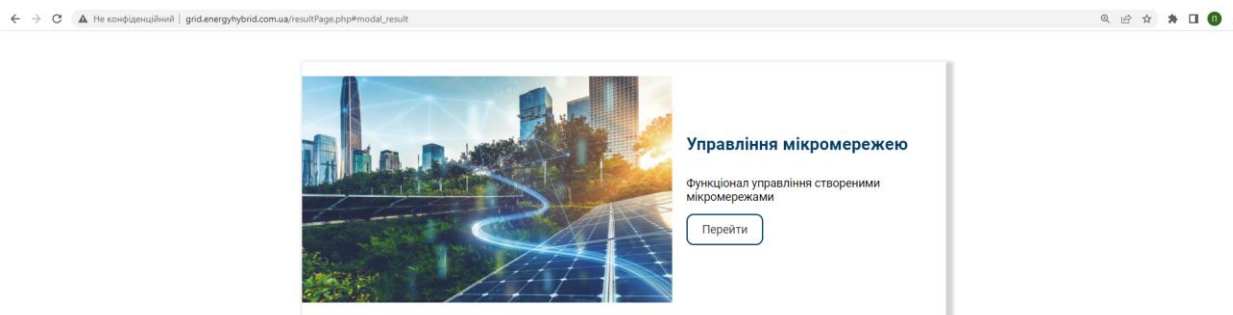


Рисунок 5.23 – Кнопка переходу до підсистеми управління

5.3 Використання інформаційної системи для підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною мікромережею

Щоб отримувати управлінські рішення про функціонування енергетичної мережі, необхідно надати персональну інформацію про мікромережу, характеристики її елементів, місце розташування, адміністратор або ОПР спершу мусить побудувати схему мережі.

Структура енергетичної мікромережі відображається схематично у web-інтерфейсі. Було розроблено схему розташування елементів мікромережі з відображенням поточного стану вимикачів (рис. 5.24). При наведенні на елемент з'являється його назва, а при натисканні можна отримати детальну інформацію про нього. Так як web-додаток являється системою підтримки прийняття рішень, відображається рекомендований стан вимикачів мікромережі на майбутні часові інтервали.

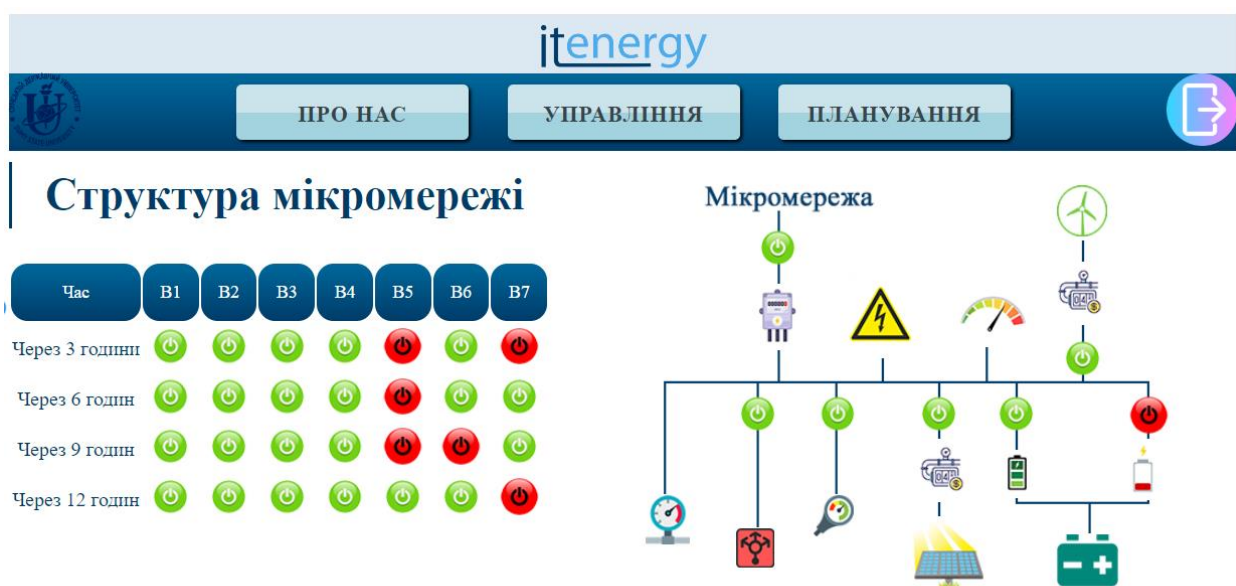


Рисунок 5.24 – Структура мікромережі

Для клієнта-споживача та ОПР передбачено відображення графіків електроспоживання (рис. 5.25 – 5.26). При завантаженні сторінки він демонструє порівняння фактичних та прогнозних значень на 1 день. Можна вимкнути показ прогнозного споживання, а також збільшити інтервал до 3 або 7 днів. Усі дані зберігаються в csv файлах і зчитуються за допомогою JS бібліотеки PapaParse [95]. Для побудови графіку було використано бібліотеку AmCharts [96].

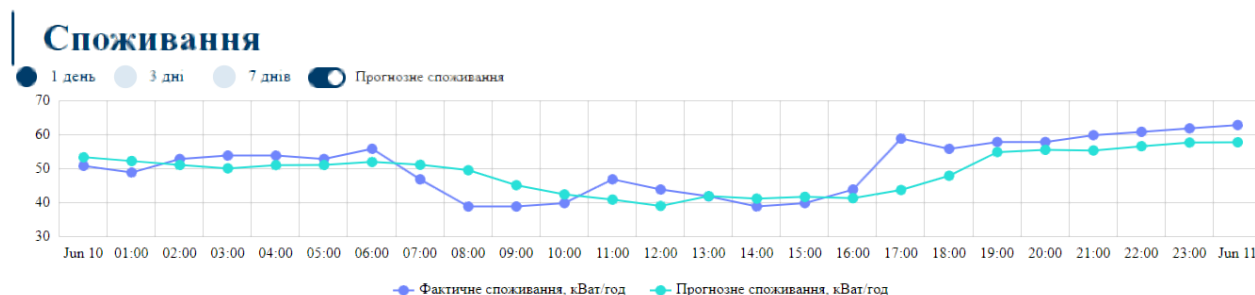


Рисунок 5.26 – Графік порівняння фактичного та прогнозного споживання електроенергії



Рисунок 5.27 – Графік фактичного споживання електроенергії за 3 дні

На основі API OpenWeatherMap [88] та бібліотеки для побудови графіків AmChart [98], було розроблено дві інформаційні панелі. На першій панелі (рис. 5.28) розташовано діаграму, яка показує поточний атмосферний тиск на рівні моря, напрямок вітру (рис. 3.9). Також зліва на цій панелі відобрадається поточні дата та час.



Рисунок 5.28 – Інформаційна панель атмосферного тиску та напрямку вітру

Додатково створено панель, яка показує прогноз погоди на найближчі 7 днів (рис. 5.29). Вона містить наступну інформацію: тиск, вологість, швидкість вітру, хмарність, температуру, вірогідність опадів, а також час сходу та заходу сонця.

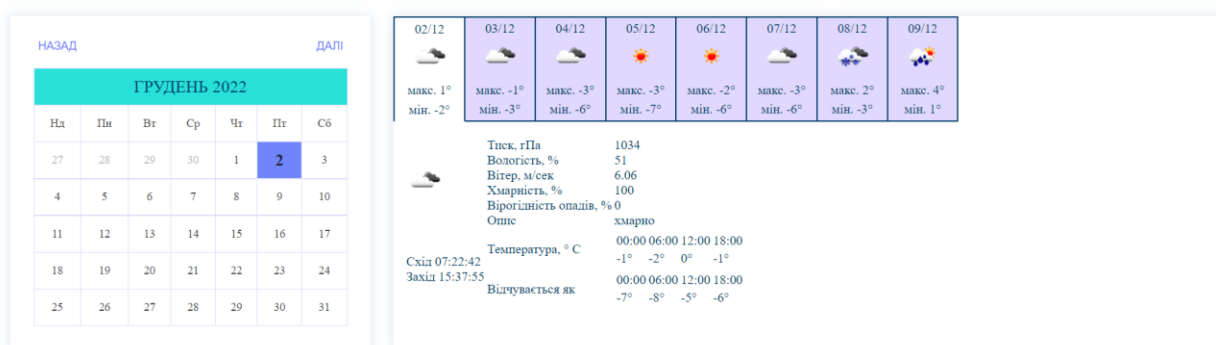


Рисунок 5.29 – Інформаційна панель прогнозу погоди

На сторінці web-додатку також розміщуються корисні посилання, які надають користувачу можливість переглянути корисну інформацію та новини про різні галузі відновлюваної енергетики та можливості системи у разі появи оновлень (рис. 5.30).

Корисні посилання

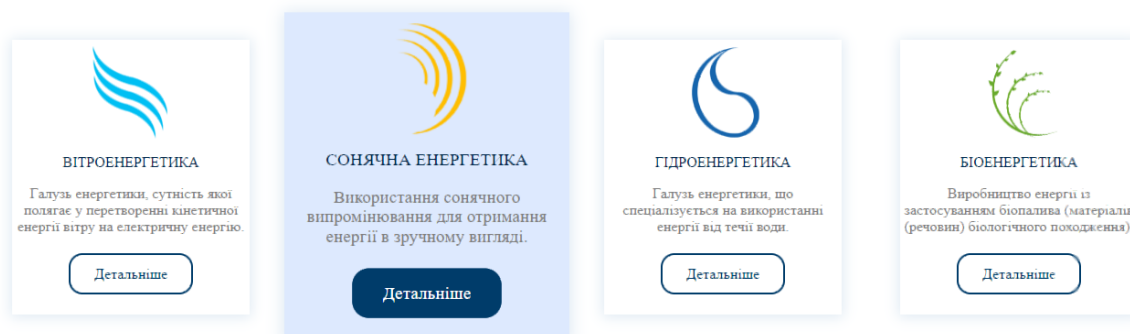


Рисунок 5.30 – Корисні посилання

У нижній частині web-додатку знаходяться контакти, панель навігації по сторінці та форма зворотного зв'язку (рис. 5.31 – 5.31). Клієнт через форму зворотнього зв'язку може надсилати скарги, питання та пропозиції.

itenergy

Контакти

+38 0542 687 854
 orsi@sundu.edu.ua
 Сумський державний університет, вул. Ріпського-Корсакова 2

Форма зворотного зв'язку

Ваше ім'я
 Пошта
 Номер телефону
 Повідомлення

Я не робот
 КОРИСНІ ПОСИЛАННЯ
 Конфідційність - Тема енергетики

Надіслати

Рисунок 5.31 – Форма зворотного зв'язку

Рисунок 5.32 – Нижня частина сайту

Для доступу на сторінку експерта необхідно авторизуватися з відповідним правом доступу.

Вона включає в себе функціонал оцінки лінгвістичних змінних планування енергетичних мереж (рис. 5.33) редагування бази правил управління енергетичною мережею та тестування роботи вимикачів. База правил відображається на сторінці у вигляді таблиці, у якій експерт може редагувати діапазони зміни значень термів (рис. 5.34). Відбувається збереження усіх версій бази правил з внесеними експертом змінами, адже він не може бути стовідсотково впевненим у правильності введених даних з першого разу.

Сторінка Експерта
Інструкція

Рівень шумуЕстетична цілісністьВитрати на ремонтВитрати на обслуговуванняОсобливості ділянки

Оцініть вплив відстані від ВЕУ до будівлі на значення критерію "Шум"

1-5 м	<input type="text" value="мала"/>
6-10 м	<input type="text" value="мала"/>
11-20 м	<input type="text" value="мала"/>
21-30 м	<input type="text" value="мала"/>
31-40 м	<input type="text" value="мала"/>
41-50 м	<input type="text" value="мала"/>
більше 51 м	<input type="text" value="мала"/>

Оцініть вплив потужності ВЕУ на значення критерію "Шум"

1-2 кВт	<input type="text" value="мала"/>
3-4 кВт	<input type="text" value="мала"/>
5-6 кВт	<input type="text" value="мала"/>
7-8 кВт	<input type="text" value="мала"/>
9-10 кВт	<input type="text" value="мала"/>
більше 11 кВт	<input type="text" value="мала"/>

Рисунок 5.33 – Форма оцінки лінгвістичних змінних планування енергетичних мереж

itenergy

ПРО НАС УПРАВЛІННЯ ПЛАНУВАННЯ

Редагування лінгвістичних змінних:

Змінна	Діапазон				Терм
Відхилення напруги δU_y	<input type="text" value="0"/>	<input type="text" value="0"/>	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.95"/>	Low Normal High
	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.95"/>	<input type="text" value="1.05"/>	<input type="text" value="1.1"/>	
	<input type="text" value="1.05"/>	<input type="text" value="1.1"/>	<input type="text" value="2"/>	<input type="text" value="2"/>	
Фазна напруга UA	<input type="text" value="0"/>	<input type="text" value="0"/>	<input type="text" value="200"/>	<input type="text" value="205"/>	Low Normal High
	<input type="text" value="205"/>	<input type="text" value="210"/>	<input type="text" value="230"/>	<input type="text" value="240"/>	
	<input type="text" value="230"/>	<input type="text" value="240"/>	<input type="text" value="340"/>	<input type="text" value="340"/>	
Фазна напруга UB	<input type="text" value="0"/>	<input type="text" value="0"/>	<input type="text" value="200"/>	<input type="text" value="210"/>	Low Normal High
	<input type="text" value="200"/>	<input type="text" value="210"/>	<input type="text" value="230"/>	<input type="text" value="240"/>	
	<input type="text" value="230"/>	<input type="text" value="240"/>	<input type="text" value="310"/>	<input type="text" value="310"/>	
Фазна напруга UC	<input type="text" value="0"/>	<input type="text" value="0"/>	<input type="text" value="200"/>	<input type="text" value="210"/>	Low Normal High
	<input type="text" value="200"/>	<input type="text" value="210"/>	<input type="text" value="230"/>	<input type="text" value="240"/>	
	<input type="text" value="230"/>	<input type="text" value="240"/>	<input type="text" value="310"/>	<input type="text" value="310"/>	
	<input type="text" value="0"/>	<input type="text" value="0"/>	<input type="text" value="340"/>	<input type="text" value="380"/>	Low

Рисунок 5.34 – Представлення бази правил у форматі таблиці

Для впевненості у правильності внесених змін на сторінці експерта відображаються графіки функцій приналежності термів, побудовані за допомогою бібліотеки Raphael JS, (рис. 5.35, 5.36).

Функції приналежності термів:

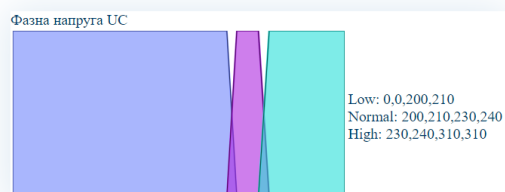
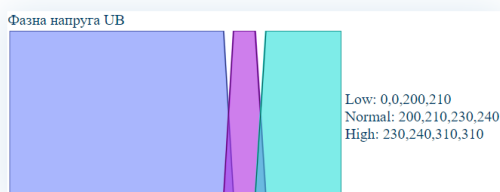
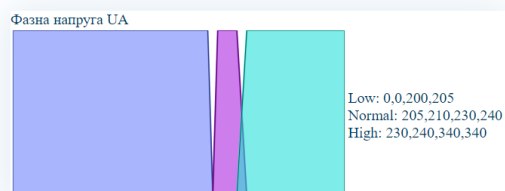
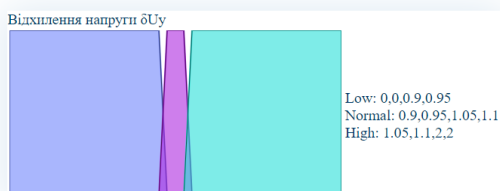


Рисунок 5.35– Графіки функцій приналежності термів

Для тестування роботи вимикачів, незалежно один від одного, експерту необхідно обрати бажаний вимикач та ввести тестові значення показників.

Завдяки даним, збереженим у базі правил, та розробленим функціям, користувач побачить відповідь на екрані (рис. 5.27).

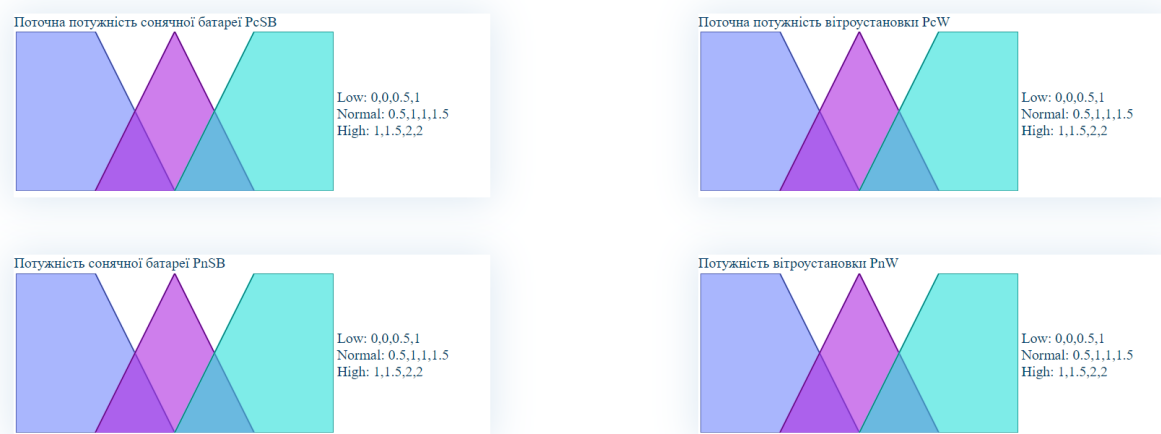


Рисунок 5.36 – Графіки функцій приналежності термів

Так як система нечіткого логічного висновку для керування кожним вимикачем складається з кількох правил, то було створено функцію, яка приймає масиви зі значеннями функцій приналежності, які використовуються в кожному з них, та номер вимикача, стан якого необхідно визначити. Функція виконує дефазифікацію.

Робота вимикачів

Вимикач 1

Вимикач 5

Вимикач 6

Вимикач 7

Вимикач В1 підключає абонентський пункт до гібридної мікромережі.



Вимкнути вимикач

Вхідні дані

Фазна напруга UA	35
Фазна напруга UB	205
Фазна напруга UC	140
Міжфазна напруга UAB	220
Міжфазна напруга UAC	350
Міжфазна напруга UBC	300
Коефіцієнт несиметрії напруг за зворотною послідовністю K2U	3
Коефіцієнт несиметрії напруг за нульовою послідовністю K0U	6
Поточна потужність сонячної батареї PсSB	1,2
Поточна потужність вітроустановки PсW	0,3
Ємність акумуляторної батареї PВ	0,5
Потужність сонячної батареї PнSB	1,7
Потужність вітроустановки PнW	1
Потужність електроспоживання Wп	1,5

Визначити

Рисунок 5.37 – Тестування роботи вимикачів

Експерту необхідно перевіряти вимикачі, адже таким чином він тестує, наскільки вірно спрацьовують правила. Наявність кабінета і web-інтерфейса по роботі з базою правил спрощує роботу експерта.

ВИСНОВКИ

1. Проведений послідовний аналіз сучасних досліджень та підходів щодо застосування інформаційних технологій для представлення, оцінювання та управління енергетичною інфраструктурою підтвердив необхідність послідовного впровадження технології Smart Grid. Також показано, що подальший розвиток ощадного використання наявних енергетичних ресурсів та раціонального споживання можливий за рахунок управління потоками інформації, що супроводжують життєвий цикл енергії у енергетичній інфраструктурі. Раціональне управління залежить від ефективного вибору режиму функціонування енергосистеми у залежності від поточних та можливих майбутніх станів та внутрішніх і зовнішніх факторів впливу. Аналіз підтвердив актуальність створення інтелектуальних технологій підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою, які комплексно розглядають процес планування та управління з урахуванням можливого розвитку ситуації, взаємного впливу енергетичних об'єктів та можливості стабільно забезпечувати енергією споживачів.

2. Розроблені моделі підтримки прийняття рішень та прогнозування можливого рівня споживання споживачами різного типу та генерації електроенергії у залежності від погодних умов забезпечили інформаційну підтримку процесів обробки даних щодо управління енергетичною інфраструктурою, побудованої як мікрогрід на основі спільної генерації від різного роду відновлюваних джерел енергії та споживання енергії різнотипними споживачами. Показано, що для побудови прогнозних моделей для короткострокового прогнозування найкращі результати показують методи машинного навчання. Модель підтримки прийняття рішення дозволяє обрати рішення у відповідності до правил, що враховують знання та думку експертів, крім того модель підтримки прийняття рішень враховує поточний стан енергосистеми та її можливий майбутній стан, що визначається в результаті прогнозування.

3. Розроблено єдину інтегровану модель подання даних, яка об'єднує у собі модель даних, що зберігаються у сховищі даних та оперативній базі даних та модель подання експертних знань у вигляді бази нечітких правил. Розподіл даних між сховищем даних та оперативно базою даних дозволяє структуровано зберігати інформацію та ефективно виконувати планування та управління. Таким чином, процес прийняття рішень розподіляється на два підпроцеси, які реалізуються у короткотривалий та довготривалий період. Оперативна база даних у поєднанні з базою експертних знань забезпечує оперативність вибору ефективного режиму та формування управлінського рішення. Сховище даних підтримує зберігання даних, що стосуються організаційних процесів та управління користувачами, також воно забезпечує підтримку прогнозування, для якого використовуються данні за довготривалий період.

4. Розроблено організаційні, функціональні та інформаційні моделі процесів планування енергетичної інфраструктури з відновлюваними джерелами енергії, процесу збирання та обробки даних щодо поточного стану функціонування енергетичної інфраструктури, процесу візуалізації даних для забезпечення комфорту користувачів та особи, що приймає рішення. Ці моделі дозволили формалізувати відповідні процеси та створити підсистеми системи підтримки прийняття рішень, що забезпечують кожний з описаних процесів. Надано повний та ґрунтовний опис інтелектуальної інформаційної технології підтримки прийняття рішень, що вирішує завдання збору, аналізу інформації та подання її користувачам у доступній для їх розуміння формі.

5. Інтелектуальну інформаційну технологію реалізовано у прототипі системи підтримки прийняття рішень при плануванні та управлінні енергетичною інфраструктурою з відновлюваними джерелами енергії. Розроблено багаторівневу архітектуру системи підтримки прийняття рішень, показано можливість реалізації системи, як розподіленого ресурсу, що забезпечує стійкість такої системи. Виконано опис користувацьких функцій системи підтримки прийняття рішень. Надано алгоритм використання двох її

модулів, які забезпечують вибір рішень щодо планування та управління енергетичною інфраструктурою на основі мікрогрід з відновлюваними джерелами енергії.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Smart-інфраструктура у сталому розвитку міст: світовий досвід та перспективи України : аналітична доповідь / керівник проєкту та автор В. Маркевич. – Київ : Центр Разумкова, 2021. – 400 с.

2. Bondarenko Svitlana. Smart grid v zabezpechenni intelektualizatsiyi enerhosystemy Ukrayiny [Smart grid in ensuring the intellectualization of the energy system of Ukraine] / Svitlana Bondarenko // Social development & Security, 2021. – №9 (1), С. 26–39. DOI: <http://doi.org/10.33445/sds.2019.9.1.3>

3. Системи електропостачання з активним споживачем: моделі та режими / С.П. Денисюк, Т.М. Базюк, М.М. Федосенко, О.С. Ярмолук. – Київ: вид-во ПП «АВЕРС», 2017. – 182 с.

4. Черемісін М. М. Особливості впровадження технологій Smart grid в електроенергетичну галузь України / М. М. Черемісін, В. В. Черкашина, С. А. Попадченко // Scain Raise. – 2015. – №4/2 (9). – С.27-32.

5. Матвєєва Ю. Аналіз зарубіжного досвіду щодо забезпечення енергетичної ефективності на основі моделі SMARTGRID / Ю. Матвєєва, С. Колосок, І. Вакуленко // Ефективна економіка. – 2019. – Режим доступу до журн. <http://www.economy.nauka.com.ua/index.php?op=1&z=6987>

6. Мареха І. С. Європейський досвід розбудови розумних мереж в умовах реформування енергетичного ринку / І. С. Мареха // Збірник наукових праць Національного університету кораблебудування імені адмірала Макарова. – 2019. – № 4 (478). – С. 25-31

7. Досвід розбудови розумних енергетичних мереж на міжнародному рівні : монографія / І. А. Вакуленко, С. І. Колосок, О. В. Кубатко та ін. ; за ред. С. І. Колосок. – Суми : Сумський державний університет, 2019. – 109 с.

8. Kuzior Aleksandra. Green Energy in Ukraine. State, Public Demands, and Trends / Aleksandra Kuzior, Alla Lobanova. Liudmyla Kalashnikova // Energies. – 2021. – 14 (22) . – 7745.

9. Денисюк С. П. Формування складових інтелектуальної платформи керування енергетичними системами та мережами / С. П. Денисюк, Р. Стржелецки // Енергетика: економіка, технології, екологія. – 2019. – № 3. – С. 7–22.

10. Використання технологій Smart Grid для підвищення ефективності електропостачання споживачів / Мороз О. М., Черемісін М. М., Попадченко С. А., Савченко О. А., Дюбко С. В. Енергетика: економіка, технології, екологія. – 2017. – № 3 (49). – С.45-50.

11. Бондаренко С. А. Smart Grid як основа інноваційних перетворень на ринку електричної енергії України в умовах євроінтеграційних процесів / С.А. Бондаренко, О. О. Зеркіна // Бізнес Інформ. – 2019. – №4. – С. 105–114.

12. Мелконова І. В. Аналіз стану та перспективи впровадження Smart Grid в енергетиці України / І. В. Мелконова, Ю. А. Романченко // Сучасні електромеханічні та інформаційні системи : монографія / за заг. ред. І. В. Панасюка. – Київ : КНУТД, 2021. – С. 39-43.

13. Інтелектуальні системи в електроенергетиці. Теорія та практика : навчальний посібник / Стаднік М.І., Видмиш А.А., Штуць А.А., Колісник М.А. // Вінниця : ТОВ «ТВОРИ». –2020. – 332 с.

14. Системи електропостачання з активним споживачем: моделі та режими / С. П. Денисюк, Т. М. Базюк, М. М. Федосенко, О. С. Ярмолук. – Київ: вид-во ПП «АВЕРС», 2017. – 182 с.

15. Кириленко О. В. Сучасні тенденції побудови та керування режимами електроенергетичних мереж / О. В. Кириленко, С. П. Денисюк // Energy saving. Power engineering. Energy audit. – 2014. – № 9.– С. 82-94.

16. Smart Grid Concept as a Perspective for The Development of Ukrainian Energy Platform [Electronic resource] / L. Sokolova, T. Hilorme, O. Portna, L. Lysiak, N. Boretskaya // IBIMA Business Review. Available : <https://ibimapublishing.com/articles/IBIMABR/2019/923814/>.

17. Черкашина В. В. Комплексний аналіз розвитку українських електричних мереж відповідно концепції Smart Grid / В. В. Черкашина, В. М. Баглицький // *Sciences of Europe*. – 2021. – № 66.– С. 32-35.

18. Денисюк, С. П. Технологічні орієнтири реалізації концепції Smart Grid в електроенергетичних системах / С. П. Денисюк // *Енергетика: економіка, технології, екологія : науковий журнал*. – 2014. – № 1(35). – С. 7–20.

19. Черемісін М. М. Основні напрямки розвитку та впровадження інформаційних технологій на базі платформи Smart Grid / М. М. Черемісін, В. В. Черкашина, О. В. Омеляненко // *Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка. Технічні науки*. – Харків : [ХНТУСГ], 2019. – Вип. 203 : Проблеми енергозабезпечення та енергозбереження в АПК України. – С. 8–11.

20. Asare-Bediako, B. SMART energy homes and the smart grid : a framework for intelligent energy management systems for residential customers : Phd Thesis 1 (Research TU/e / Graduation TU/e). – Electrical Engineering. Technische Universiteit Eindhoven, 2014.

21. Mohamed A. A Review on Big Data Management and Decision-making in Smart Grid / A. Mohamed, S. S. Refaat, H Abu-Rub // *Power Electronics and Drives*. – 2019. – №4.

22. Gungor V. Opportunities and Challenges of Wireless Sensor Networks in Smart Grid / V. Gundor, B Lu, G. Hancke // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. – 2010. – №57(10). – P. 3557–3564.

23. Information Technology of Decision-Making Support on the Energy Management of Hybrid Power Grid // S. Shendryk, V. Shendryk, S. Tymchuk, Y. Parfenenko // *Communications in Computer and Information Science*. – 2021. –Vol. 1486. – P. 72-83.

24. Shendryk Vira. Decision Making for Energy Management in Smart Grid // Vira Shendryk, Olha Boiko, Yuliia Parfenenko, Sergii Shendryk, Sergii Tymchuk

// Research Anthology on Clean Energy Management and Solutions. – 2021. – P. 1742-1776.

25. Shendryk S. Decision Support System for Efficient Energy Management of MicroGrid with Renewable Energy Sources / S. Shendryk, V. Shendryk, Y. Parfenenko, O. Drozdenko and S. Tymchuk // The 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS'2021). IEEE, 2021. – P. 225-230.

26. СППР-системи [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://softline.org.ua/sppr.html>.

27. Bartolozzi M. A Smart Decision Support System for Smart City / M. Bartolozzi, Bellini. – 2015. – 9 P.

28. Talaat M. Hybrid-cloud-based Data Processing for Power System Monitoring in Smart Grids / M. Talaat, A. S. Alsayyari, A. Alblawi, A. Y. Hatata // Sustainable Cities and Society. – 2020. – no. 55.

29. IoT Power Consumption Control and Monitoring [Електронний ресурс] // Digiteum. – 2016. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.digiteum.com/portfolio/electricity-consumption-monitoring-remote-control/>.

30. Гібридна сонячна електростанція з використанням системи автоматичного спостереження за сонцем [Електронний ресурс] // solar tech. – 2020. – Режим доступу до ресурсу: <https://solar-tech.com.ua/ua/our-objects/sistema-avtomaticheskogo-slezheniya-za-solncem-16kwatt.html>.

31. Shendryk, V., Parfenenko, Y., Tymchuk, S., Kholiavka, Y., Bielka, Y. Modeling techniques of electricity consumption forecasting. AIP Conference Proceedings. 2022. 2570. DOI: 10.1063/5.0100123.

32. Decision Making for Energy Management in Smart Grid / Vira Shendryk, Olha Boiko; Yuliia Parfenenko et al. ; Research Anthology on Smart Grid and Microgrid Development. – Hershey: IGI-Global. – 2022. – P. 1268 - 1301.

33. Fuzzy Logic-Based Energy Management System Design for Residential Grid-Connected Microgrids / D. Arcos-Aviles et al. // *IEEE Transactions on Smart Grid*. – 2018. – Vol. 9. – no. 2. P. 530–543.

34. Tsao Y.-C. Multiobjective robust fuzzy stochastic approach for sustainable smart grid design / Y.-C. Tsao, V.-V. Thanh, J.-C. Lu // *Energy*. – 2019. – Vol. 176. – P. 929–939.

35. Jain A. Particle filtering approach to membership function adjustment in fuzzy logic systems / A. Jain, A. Sharma // *Neurocomputing*. – 2017. – Vol. 237. – P. 166–174.

36. Fuzzy energy management controller and scheduler for smart homes / R. Khalid et al. // *Sustainable Computing: Informatics and Systems*. –2019. – Vol. 21. –P. 103. – 118.

37. Thaker S. Analysis of Fuzzification Process in Fuzzy Expert System / S. Thaker, V.Nagori // *Procedia Computer Science*. – 2018. – Vol. 132. P. 1308 – 1316.

38. Controller Software Optimization in Adaptive Extreme Automation Systems / S. Tymchuk, I. Abramenko, V. Shendryk et al. // *Lecture Notes in Networks and Systems*. –2022. – Vol. 472 –. P. 252-259.

39. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір «Підсистема експертного оцінювання слабоструктурованих елементів моделей процесів в енергетичних об'єктах інформаційної системи підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою» № 115065 Україна / Шендрик В.В., Парфененко Ю.В., Бойко О.В., Павленко П.М., Шендрик С.О.; СумДУ; заяв. 2022-09-19; опубл. 2022-10-04.

40. Mahmoud M. S. Microgrid control problems and related issues / M. S. Mahmoud // *Microgrid*. – 2017. – P. 1–42.

41. Microgrid energy management and methods for managing forecast uncertainties / S. Vinothine et al. // *Energies*. – 2022. – Vol. 15. –no. 22. – P. 1-22.

42. Energy Forecasting in Smart Grid Systems: A Review of the State-of-the-art Techniques / Devinder Kaur, Shama Naz Islam, Md. Apel Mahmud [et.al]. [Online]. Available: <https://arxiv.org/pdf/2011.12598.pdf>.

43. Elakrmi F. Electricity Load Forecasting – Science and Practices / F. Elakrmi and N. Abu Shikhah [Online]. Available: <https://jeaconf.org/UploadedFiles/Document/12b4c17b-6c84-4075-a638-7b34a74afde7.pdf>.

44. Stoyanov I. A Statistical Study of the Electricity Consumption of Household Consumers During the Spring Period in Ruse, Bulgaria / I. Stoyanov, T. Iliev and G. Mihaylov // Proceedings of 2021 12th International Symposium on Advanced Topics in Electrical Engineering (ATEE). – 2021. – P 1-4.

45. Krzysztof Gajowniczeka. Short term electricity forecasting using individual smart meter data / Krzysztof Gajowniczeka and Tomasz Ząbkowskia // Procedia Computer Science. – 2014. – Vol. 35. – P. 589–597.

46. Analysis of modern approaches for the prediction of electric energy consumption / Maksat Kalimoldayev, Aleksey Drozdenko, Igor Koplyk et. al. // Open Engineering. – 2020. – vol. 10. – issue 1. – P. 351-361.

47. The Methodology of Obtaining Power Consumption Fuzzy Predictive Model for Enterprises / Sergii Tymchuk, Sergii Shendryk, Vira Shendryk et al. //Advances in Design, Simulation and Manufacturing. – 2020.–P. 210-219.

48. Data-driven predictive models for daily electricity consumption of academic buildings / Bilal Akbar, Khuram Pervez Amber, Anila Kousar [et.al] // AIMS Energy. – 2020. – Vol. 8. – issue 5. – P. 783-801.

49. Luiz Friedrich. Short-term forecasting of the Abu Dhabi electricity load using multiple weather variables / Luiz Friedrich and Afshin Afshari // Energy Procedia. – 20xx. – Vol. 75. – P. 3014–3026.

50. Mathieu Bourdeau. Modeling and forecasting building energy consumption: A review of data-driven techniques / Mathieu Bourdeau, Xiao qiang Zhai, Elyes Nefzaoui, Xiaofeng Guo and Patrice Chatellier // Sustainable Cities and Society. – 2019. – Vol. 48. – 101533.

51. Hao Songa. Electricity Consumption Forecasting for Smart Grid using the Multi-Factor Back-Propagation Neural Network / Hao Songa, Yu Chena, Ning

Zhoua, Genshe Chen // Proceeding of SPIE, Sensors and Systems for Space Applications XII. – 2021. – Vol. 11017.

52. Mahmoud A. Hammad. Methods and Models for Electric Load Forecasting: A Comprehensive Review / Mahmoud A. Hammad, Borut Jereb, Bojan Rosi, Dejan Dragan // Logistics & Sustainable Transport. – 2020. – Vol. 11. – No. 1. – P 51-76.

53. Mahmoud A. Hammad. Electricity Consumption Forecasting Using Nonlinear Autoregressive with External (Exogeneous) Input Neural Network / Mahmoud A., Borut Jereb, Bojan Rosi, Dejan Dragan // Universal Journal of Electrical and Electronic Engineering. – 2019. – Vol. 6(5B). – P. 26-36.

54. Shumway R. Time Series Analysis and Its Applications. Springer Texts In Statistics [Electronic resource] / R Shumway, D. Stoffer. Available: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-52452-8>.

55. Hui L. A novel wind DC microgrid energy management strategy based on LSTM forecast model / L. Hui, L. Fang , C. Dihuang // Journal of physics: conference series. – 2021. – Vol. 1871. – no. 1. – P. 012014.

56. Gers F. Understanding LSTM Networks [Electronic resource] / Felix Gers, Fred Cummins // <https://colah.github.io/>. – Available from: <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>

57. Understanding LSTM Networks [Electronic resource] / Felix Gers, Fred Cummins, Santiago Fernandez, Justin Bayer, Daan Wierstra, Julian Togelius, Faustino Gomez, Matteo Gagliolo, and Alex Grave. Available from: <https://scholar.google.com/citations?user=DaFHynwAAAAJ&hl=en>.

58. Trevor Hastie. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction, Second Edition [Electronic resource]/ Trevor Hastie, Robert Tibshirani, Jerome Friedman // Springer Series in Statistics. –Available from: <https://amzn.to/2YVqu8s>.

59. Error Metrics: How to Evaluate Your Forecasts [Electronic resource]. – Available from: <https://www.jedox.com/en/blog/error-metrics-how-to-evaluate-forecasts/>

60. Kholiavka Ye. Forecasting in Smart Grids for Energy Efficiency / Ye. Kholiavka, Yu. Parfenenko // Informatics, Mathematics, Automatics : Proceedings of the International Scientific Conference of Young Scientists : Sumy State University, 2022. – P 119.

61. Electricity Storage Valuation Framework, “IRENA, International Renewable Energy Agency”. [Electronic resource]. – Available: https://www.irena.org/-/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2020/Mar/IRENA_storage_valuation_2020.pdf. [Accessed 09 May 2022].

62. The value of day-ahead solar power forecasting improvement. “Science Direct” [Electronic resource]. – Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0038092X16000736>.

63. Building the Sun4Cast System: Improvements in Solar Power Forecasting. AMS, American Meteorological Society. [Electronic resource]. – Available: <https://journals.ametsoc.org/view/journals/bams/99/1/bams-d-16-0221.1.xml>.

64. Mariam AlKandar. Solar power generation forecasting using ensemble approach based on deep learning and statistical methods [Electronic resource] / Mariam AlKandar, Imtiaz Ahmad // Applied Computing and Informatics. Available from: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1016/j.aci.2019.11.002/full/html>.

65. Jie Ma. A review of forecasting algorithms and energy management strategies for microgrids / Jie Ma & Xiandong Ma // Systems Science & Control Engineering. – 2018. – vol. 6:1. – P. 237-248.

66. Baevaa Silvia. Stochastic model for prediction of microgrid photovoltaic power generation [Electronic resource] / Silvia Baevaa, Rad Stanev, Stoyan Popov, and Nikolay Hinov // AIP Conference Proceedings. – 2021. – Vol. 2333. – 090020. Available: <https://aip.scitation.org/doi/pdf/10.1063/5.0041825>.

67. Widodo D .A. Renewable energy power generation forecasting using deep learning method [Electronic resource] / D .A. Widodo, N. Iksan, E. D. Udayanti and

Djuniadi // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. – 2020. – Vol. 700. – Available: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1755-1315/700/1/012026/pdf>.

68. Short-Term Solar Power Predicting Model Based on Multi-Step CNN Stacked LSTM Technique / Neethu Elizabeth Michael et al. // Energies. – 2022. – Vol. 15 (2150). – P. 1-20.

69. Живогляд О. С. Прогнозування електроспоживання на базі нейронної мережі / О. С. Живогляд // Електронні системи та сигнали. – 2019. – Том 2. – № 1. – С. 39-42.

70. Mathieu Bourdeau. Modeling and forecasting building energy consumption: A review of data-driven techniques / Mathieu Bourdeau, Xiao qiang Zhai, Elyes Nefzaoui, Xiaofeng Guo and Patrice Chatellier // Sustainable Cities and Society. – Vol. 48. –101533.

71. UK's National Grid to use Machine Learning to Better Predict Solar Generation. Prospero Events Group [Electronic Resource]. – Available: <https://www.prosperevents.com/uks-national-grid-to-use-machine-learning-to-better-predict-solar-generation/>.

72. Shendryk Vira. Short-term Solar Power Generation Forecasting for Microgrid / Vira Shendryk, Yuliia Parfenenko, Yevhen Kholiavka, Petro Pavlenko, Oleksandr Shendryk, Larysa Bratushka // Proceedings of the IEEE 3rd International Conference on System Analysis & Intelligent Computing (SAIC), 2022. – P. 1-5.

73. Shendryk Vira. Subsystem of collection, storage and visualization of operating data of the decision support system for microgrid management / Vira Shendryk, Yuliia Parfenenko, Valentyn Maikovskiy, Denys Yurchenko, Sergii Shendryk // Computer systems and information technologies. – 2022. – Vol. 2. . – P. 69-77.

74. Sokruta A. Information System for Support of Energy Microgrid with Renewable Energy Sources Management / A. Sokruta, Yu. Parfenenko, V. Shendryk // Informatics, Mathematics, Automatics : Proceedings of the International Scientific Conference of Young Scientists : Sumy State University, 2022. – P 76-77.

75. Yang Q. Analysis of Data Warehouse Architectures: Modeling and Classification [Electronic Resource]/ Q. Yang, M. Ge, M. Helfert // 21st International Conference on Enterprise Information Systems, Heraklion, Crete, Greece, 3–5 May, 2019. – P.604-611.

76. Cardon D. Database vs. Data Warehouse: A Comparative Review. Health Catalyst | Healthcare Data and Analytics Technology and Services. [Electronic Resource]. – Available: <http://www.healthcatalyst.com/wp-content/uploads/2014/05/Database-vs-Data-Warehouse-A-Comparative-Review.pdf>.

77. Xu J. Knowledge Discovery and Data Mining. Computing Handbook / J. Xu. – Third Edition. – 2014.

78. Parallel replication across formats for scaling out mixed OLTP/OLAP workloads in main-memory databases / J. Lee et al. // The VLDB Journal. – 2018. – Vol. 27. – No. 3. – P. 421–444.

79. Analyzing data flow diagrams by combination of formal methods and visualization techniques / H. Zhang et al. Journal of Visual Languages & Computing. 2018. Vol. 48. P. 41–51. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jvlc.2018.08.001>.

80. Shendryk Vira. Aggregation of multidimensional data for the decision support process for the management of microgrids with renewable energy sources / Vira Shendryk, Yuliia Parfenenko, Olha Boiko, Sergii Shendryk, Yaroslava Bielka // Technology Audit and Production Reserves. – 2022. – 2 (64). P. 16-20.

81. Introducing JSON [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.json.org/json-en.html>.

82. Decision-Making Model at the Management of Hybrid Power Grid / Sergiy Tymchuk, S. Shendryk, V. V. Shendryk, Anton Panov, A. Kazlauskaite, T. V. Levytska // Information and Software Technologies: 26th International Conference, Kaunas, 15-17 October 2020. - Kaunas, 2020. - P. 60-71.

83. Шендрюк С.О. Моделі та інформаційна технологія підтримки прийняття рішень при управлінні гібридними енергомережами: дисертація на

здобуття наукового ступеня доктора філософії / С.О. Шендрик – Харків: ХНУМГ ім. О.М. Бекетова, 2020. – 206 с.

84. Shulyma O. Models of Decision Making in Planning the Structure of Hybrid Renewable Energy System / O. Shulyma, V. Shendryk, Y. Parfenenko, S. Shendryk // Communications in Computer and Information Science. – 2017. –Vol 756.

85. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір «Оперативна база даних інформаційної системи підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою» № 115210 Україна / Шендрик В.В., Парфененко Ю.В., Бойко О.В., Павленко П.М., Шендрик С.О., Холявка Є.П.; СумДУ; заяв. 2022-09-26; опубл. 2022-10-12.

86. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір «Підсистема візуалізації даних інформаційної системи підтримки прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою» № 115135 Україна / Шендрик В.В., Парфененко Ю.В., Бойко О.В., Павленко П.М., Холявка Є.П., Шендрик С.О.; СумДУ; заяв. 2022-09-20; опубл. 2022-10-06.

87. Kamenska L. Implementation of Distributed Information Systems in Solving Problems of Energy Consumption Monitoring / L. Kamenska, V. Moiseenko, V. Shendryk, S. Kamenskyi, S. Shendryk // Lecture Notes in Networks and Systems. – 2022. – Vol. 472 LNNS. – P. 758-767.

88. OpenWeatherMap [Електронний ресурс]. – Режим доступу <https://openweathermap.org/>.

89. Weatherbit [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.weatherbit.io/>.

90. AccuWeather [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.accuweather.com/>.

91. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір «Програмний додаток прогнозування споживання електричної енергії промисловим підприємством з безперервним циклом виробництва» № 115411 Україна /

Шендрик В.В., Парфененко Ю.В., Холявка Є.П., Бойко О.В., Павленко П.М.; СумДУ; заяв. 2022-10-04; опубл. 2022-10-24.

92. Майковський В.О., Сокрута А.О., Парфененко Ю.В., Шендрик В.В. Web-додаток візуалізації даних системи управління енергетичними мікромережами. II Міжнародна науково-практична інтернет-конференція «Досягнення і перспективи науки, освіти та виробництва: 2021» : тези доповідей / м. Київ, 2021. – С. 50-54.

93. Сокрута А.О. Реалізація інформаційної системи підтримки управління енергетичними мережами з відновлюваними джерелами енергії / А. О. Сокрута, Ю. В. Парфененко // Матеріали XIV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2022» : тези доповідей / м. Хмельницький, 2022. – С. 277-280.

94. Петрик М.Р. Моделювання програмного забезпечення : науково-методичний посібник / М.Р. Петрик, О.Ю. Петрик – Тернопіль : Вид-во ТНТУ імені Івана Пулюя, 2015. – 200 с.

95. PAPA Parse [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.papaparse.com/>.

96. JavaScript Charts and Maps [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.amcharts.com/>.