

НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ  
І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ

Факультет інформаційних технологій

**ПОГОДЖЕНО**

Декан факультету  
інформаційних технологій  
(назва факультету)

Ігор Болбот  
(підпис) (Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

“ ” 2025 р.

**ДОПУСКАЄТЬСЯ ДО ЗАХИСТУ**

Завідувач кафедри  
комп'ютерних наук  
(назва кафедри)

Белла Голуб  
(підпис) (Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

“ ” 2025р.

**МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**

на тему: Інтелектуальна система прогнозування інтенсивності сонячної енергії з системою підтримки прийняття рішень

Спеціальність 122 "Комп'ютерні науки"  
(код і найменування)

Освітня програма Інформаційні управляючі системи та технології  
(назва)

Орієнтація освітньої програми освітньо-професійна  
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

**Гарант освітньої програми**

К.Т.Н. доцент  
(науковий ступінь та вчене звання)

(підпис)

Белла Голуб  
(Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

**Керівник магістерської кваліфікаційної роботи**

К.Ф.-М.Н.  
(науковий ступінь та вчене звання)

(підпис)

Роман Пономаренко  
(Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

**Виконав**

(підпис)

Олександр Клименко  
(Ім'я ПРІЗВИЩЕ здобувача)

НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ  
І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ

Факультет інформаційних технологій

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

комп'ютерних наук

к.т.н. доцент

(науковий ступінь, вчене звання)

Белла Голуб

(Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

“ \_ ”

20\_\_ року

ЗАВДАННЯ

ДО ВИКОНАННЯ МАГІСТЕРСЬКОЇ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ЗДОБУВАЧУ

Клименку Олександр Миколайовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

Спеціальність 122 «Комп'ютерні науки»

(код і найменування)

Освітня програма Інформаційні управляючі системи та технології

(назва)

Орієнтація освітньої програми освітньо-професійна

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Тема магістерської кваліфікаційної роботи Інтелектуальна система прогнозування інтенсивності сонячної енергії з системою підтримки прийняття рішень

затверджена наказом проректора НУБіП України від “ 10 ” жовтня 2025р. № 2289 “С”  
на часткову зміну до наказу від 01.11.2024р. № 1964 “С”

Термін подання завершеної роботи на кафедру 14 листопада 2025

(рік, місяць, число)

Вихідні дані до магістерської кваліфікаційної роботи набори даних щодо генерації сонячної енергії та метеорологічні дані, Jupyter Notebook та Python з реалізованим програмним кодом для прогнозування, візуалізації та прийняття рішень.

Перелік питань, що підлягають дослідженню:

- Аналіз об'єкта дослідження та постановка завдання
- Дослідження впливу метеорологічних факторів (температура, вологість, швидкість вітру) на інтенсивність сонячної енергії.
- Розробка та реалізація моделі прогнозування інтенсивності сонячної енергії із застосуванням методів машинного навчання та статистичного аналізу.
- Побудова системи підтримки прийняття рішень для оптимального використання прогнозних даних у сонячних енергосистемах.

Перелік графічного матеріалу (за потреби)

Дата видачі завдання “ \_ ” 20\_\_ р.

Керівник магістерської кваліфікаційної роботи

(підпис)

Роман Пономаренко

(Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

Завдання прийняв до виконання

(підпис)

Олександр Клименко

(Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

## Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської кваліфікаційної роботи	Строк виконання	Примітка
1	Видача завдання	01.11.2024	
2	Аналіз предметної області у сфері прогнозування сонячної енергії та СППР	02.11.2024 – 25.11.2024	
3	Проектування архітектури інтелектуальної системи прогнозування та сховища даних	26.11.2024 – 05.02.2025	
4	Розробка програмного забезпечення: база даних, ETL, аналітичні моделі, інтерфейс користувача, СППР	06.02.2025 – 26.05.2025	
5	Проведення експериментів та аналіз результатів прогнозування	27.05.2025 – 13.08.2025	
6	Оформлення пояснювальної записки	14.08.2025 – 05.10.2025	
7	Оформлення постеру за результатами дослідження	05.10.2025 – 08.10.2025	
8	Написання тез до постеру	09.10.2025 – 13.10.2025	
9	Постерна сесія	28.10.2025 – 29.10.2025	
10	Перевірка на плагіат	15.11.2025	
11	Попередній захист	01.12.2025	
12	Захист магістерської кваліфікаційної роботи	15.12.2025 – 19.12.2025	

Студент \_\_\_\_\_ Олександр Клименко  
(підпис) (Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

Керівник магістерської кваліфікаційної роботи \_\_\_\_\_ Роман Пономаренко  
(підпис) (Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

## РЕФЕРАТ

Магістерська робота на тему «Інтелектуальна система прогнозування інтенсивності сонячної енергії з системою підтримки прийняття рішень» складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел і додатків. Загальний обсяг роботи становить 83 сторінок основного тексту, містить 11 рисунків, 7 таблиць, 28 бібліографічних найменувань за переліком посилань та 2 додатків.

**Актуальність теми.** Зростання ролі відновлюваних джерел енергії та потреба у підвищенні ефективності роботи сонячних електростанцій визначають актуальність створення інтелектуальних систем прогнозування. Точне передбачення інтенсивності сонячної іррадіації забезпечує стабільну генерацію електроенергії, ефективне використання акумуляторних потужностей, зниження навантаження на мережу та економічну доцільність функціонування малих і середніх фотоелектричних систем.

**Мета дослідження:** розробити інтелектуальну систему прогнозування інтенсивності сонячної енергії з підтримкою прийняття рішень, яка на основі методів машинного навчання та OLAP-технологій забезпечує точне прогнозування генерації і формування рекомендацій щодо оптимізації роботи сонячної енергосистеми.

**Об'єкт дослідження:** процес прогнозування інтенсивності сонячної енергії на основі технічних, метеорологічних і географічних факторів.

**Предмет дослідження:** методи, моделі та програмні засоби інтелектуального прогнозування сонячної генерації з використанням технологій Data Mining, сховищ даних і систем підтримки прийняття рішень.

**Методи дослідження.** У роботі застосовано методи машинного навчання (лінійна регресія, ансамблеві методи: bagging, boosting), статистичного аналізу, розвідувального аналізу даних (EDA), побудови аналітичних OLAP-кубів, а також функціонального і об'єктно-орієнтованого моделювання (UML-діаграми прецедентів, послідовності, діяльності).

**Наукова новизна** полягає у створенні комплексної моделі прогнозування інтенсивності сонячної енергії, що поєднує алгоритми машинного навчання з багатовимірним аналізом даних у середовищі системи підтримки прийняття рішень. Розроблена модель забезпечує підвищення точності прогнозу за рахунок інтеграції даних з джерела, сховища та OLAP-рівня.

**Практичне значення** отриманих результатів полягає у реалізації прототипу програмної системи на мові Python з використанням бібліотек scikit-learn, pandas, matplotlib, Tkinter, інтегрованої з базою даних Microsoft SQL Server і сховищем даних (Data Warehouse). Система дозволяє здійснювати прогнозування сонячної генерації для приватних домогосподарств і надавати рекомендації з оптимізації енергоспоживання.

**Апробація результатів.** Результати магістерської роботи апробовані під час розроблення програмного модуля в середовищі Python із використанням бібліотек машинного навчання (scikit-learn, xgboost, pandas, matplotlib), створення бази даних, сховища даних і побудови аналітичного OLAP-куба. Тестування виконувалося на реальних даних, що містять метеорологічні параметри, характеристики сонячних панелей, інверторів, рівень хмарності, сезонність і фактичну генерацію енергії.

#### **Публікації.**

1. Клименко О.М. Прогнозування інтенсивності сонячної енергії з системою підтримки прийняття рішень. VII Всеукраїнська науково-практична інтернет-конференція студентів і аспірантів «Теоретичні та прикладні аспекти розробки комп'ютерних систем 2025», НУБіП України, Київ, 2025 р., с. 64.

2. Клименко О.М. Оцінювання ефективності сонячних панелей у контексті прогнозування та використання Data Mining. II Міжнародна науково-практична конференція «Актуальні питання розвитку науки та техніки в умовах глобалізації», НУБіП України, Боярка, 2025 р., с. 122.

**Ключові слова:** сонячна енергія, прогнозування, Data Mining, машинне навчання, сховище даних, система підтримки прийняття рішень, OLAP, Python, Tkinter.

## ABSTRACT

Structure and scope of work. The master's thesis "Intelligent System for Forecasting Solar Energy Intensity with Decision Support System" consists of an introduction, four chapters, conclusions, a list of references, and appendices. The total volume of the work is 83 pages of main text, including 11 figures, 7 tables, 28 bibliographic references, and 2 appendices.

Actuality of theme. The growing role of renewable energy sources and the need to increase the efficiency of solar power plants determine the relevance of developing intelligent forecasting systems. Accurate forecasting of solar irradiance ensures stable power generation, efficient use of storage capacity, reduction of network loads, and economic feasibility of small and medium photovoltaic systems.

The aim of the research is to develop an intelligent system for forecasting solar energy intensity with decision support capabilities based on machine learning and OLAP technologies, enabling accurate generation prediction and recommendations for optimizing solar energy system performance.

Object of the research: the process of forecasting solar energy intensity based on technical, meteorological, and geographical factors. Subject of the research: methods, models, and software tools for intelligent solar energy forecasting using Data Mining technologies, data warehouses, and decision support systems.

Research methods. The study employs machine learning methods (linear regression, ensemble methods – bagging, boosting), statistical analysis, exploratory data analysis (EDA), OLAP cube construction, and functional and object-oriented modeling (UML use case, sequence, and activity diagrams).

Scientific novelty lies in the development of a comprehensive model for forecasting solar energy intensity that combines machine learning algorithms with multidimensional analytical processing in a decision support environment. The proposed model improves prediction accuracy by integrating data from the source, data warehouse, and OLAP levels.

Practical significance of the results is the implementation of a prototype

software system developed in Python using the scikit-learn, pandas, matplotlib, and Tkinter libraries, integrated with Microsoft SQL Server and a data warehouse. The system enables solar energy forecasting for private households and provides recommendations for optimizing energy consumption.

Approbation of results. The results of the master's thesis were tested during the development of a Python-based software module using machine learning libraries (scikit-learn, xgboost, pandas, matplotlib), the creation of a database, data warehouse, and the construction of an analytical OLAP cube. Testing was carried out on real datasets containing meteorological parameters, solar panel and inverter characteristics, cloudiness levels, seasonality, and actual monthly energy generation.

### **Publications.**

1. Klymenko O.M. Forecasting Solar Energy Intensity Using a Decision Support System. VII All-Ukrainian Scientific and Practical Internet Conference of Students and Postgraduates “Theoretical and Applied Aspects of Computer Systems Development 2025”, NUBiP of Ukraine, Kyiv, 2025, p. 64.

2. Klymenko O.M. Evaluation of Solar Panel Efficiency in the Context of Forecasting and Data Mining Application. II International Scientific and Practical Conference “Current Issues of Science and Technology Development in the Context of Globalization”, NUBiP of Ukraine, Boyarka, 2025, p. 122.

**Keywords:** solar energy, forecasting, Data Mining, machine learning, data warehouse, decision support system, OLAP, Python, Tkinter.

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	5
ВСТУП.....	6
1 АНАЛІЗ ОБ’ЄКТА ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ .....	9
1.1 Сонячна енергія як джерело енергозабезпечення.....	9
1.2 Основні компоненти сонячної енергосистеми.....	10
1.3 Фактори, що впливають на інтенсивність генерації енергії.....	17
1.4 Методи прогнозування у сфері енергетики .....	18
1.5 Огляд існуючих інтелектуальних систем прогнозування .....	20
1.6 Постановка задачі створення інтелектуальної системи .....	22
Висновки до розділу.....	24
2 МОДЕЛЮВАННЯ СИСТЕМИ .....	26
2.1 Вибір вхідних параметрів для прогнозування .....	26
2.2 Структурна схема сонячної енергосистеми .....	26
2.3 Побудова функціональної моделі системи .....	28
2.4 Опис логічної структури даних .....	36
2.5 Визначення вимог до моделі прогнозування .....	37
Висновки до розділу.....	39
3 РОЗРОБКА СИСТЕМИ.....	41
3.3 Побудова OLAP-куба .....	46
3.4 Розробка моделей машинного навчання .....	48
3.5 Розробка інтерфейсу користувача на основі бібліотеки Tkinter .....	53
3.6 Алгоритм підтримки прийняття рішень.....	55
Висновки до розділу.....	57

4 РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ СИСТЕМИ .....	59
4.1 Апаратне та програмне забезпечення системи .....	59
4.2 Оцінка точності прогнозування .....	60
4.3 Тестування компонентів та аналіз результатів .....	61
4.4 Приклади використання системи підтримки прийняття рішень .....	67
4.5 Оцінка результатів системи .....	68
Висновки до розділу.....	69
ВИСНОВКИ .....	71
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ .....	73
ДОДАТОК А .....	77
ДОДАТОК Б .....	80

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

API – Application Programming Interface — програмний інтерфейс застосування

CSV – Comma-Separated Values — формат табличних даних

СППР – Decision Support System — система підтримки прийняття рішень

DWH – Data Warehouse — сховище даних

EDA – Exploratory Data Analysis — розвідувальний аналіз даних

ETL – Extract, Transform, Load — процес вилучення, перетворення та завантаження даних

UML — Unified Modeling Language

kWh – кіловат-година — одиниця вимірювання кількості електроенергії

ML – Machine Learning — машинне навчання

OLAP – On-Line Analytical Processing — аналітична обробка даних у реальному часі

PV – Photovoltaic — фотоелектричний, сонячний модуль

SQL – Structured Query Language — мова структурованих запитів

Tkinter – бібліотека Python для створення графічного інтерфейсу користувача

UI – User Interface — інтерфейс користувача

CPU – Central Processing Unit — центральний процесор

ЗТ – «зелений» тариф

ККД – коефіцієнт корисної дії.

## ВСТУП

Швидкий розвиток енергетичних технологій та зростання попиту на альтернативні джерела енергії, ефективне прогнозування інтенсивності сонячної енергії стає одним із ключових чинників підвищення надійності та продуктивності фотоелектричних систем. Точне прогнозування сонячної інтенсивності дозволяє оптимізувати вироблення електроенергії, ефективно управляти акумуляцією та споживанням, знижувати навантаження на мережу та забезпечувати стабільну роботу енергосистем з відновлюваними джерелами енергії.

Традиційні методи аналізу даних часто не здатні враховувати всю складність і багатofакторність впливу погодних, технічних, географічних та сезонних умов на рівень сонячної генерації. Це обумовлює необхідність впровадження сучасних інтелектуальних технологій обробки великих обсягів даних, таких як машинне навчання, штучний інтелект, прогнозна аналітика та системи підтримки прийняття рішень.

Одним із найперспективніших підходів до вирішення задач прогнозування інтенсивності сонячної енергії є використання методів Data Mining — інтелектуального аналізу даних. Ці методи охоплюють різні техніки, включаючи класифікацію, регресійне прогнозування, виявлення закономірностей, кластеризацію та побудову моделей поведінки. Їхнє застосування дозволяє враховувати історичні та реальні дані, такі як хмарність, температура, рівень сонячного випромінювання, геолокація, характеристики сонячних панелей та інверторів, для побудови прогнозних моделей.

Наразі існує чимало досліджень, присвячених аналізу альтернативної енергетики, проте застосування Data Mining у сфері прогнозування сонячної генерації з урахуванням технічних, кліматичних і економічних факторів, а також інтеграція таких рішень у системи підтримки прийняття рішень (СППР),

все ще є актуальним і недостатньо вивченим напрямом, що має значний потенціал.

**Об'єктом дослідження** є процес прогнозування інтенсивності сонячної енергії на основі технічних і метеорологічних параметрів.

**Предметом дослідження** є методи, моделі та інформаційні технології інтелектуального прогнозування генерації сонячної енергії з використанням систем підтримки прийняття рішень.

**Метою дипломного проєкту** є розробка інтелектуальної системи прогнозування інтенсивності сонячної енергії з підтримкою прийняття рішень, що базується на технологіях машинного навчання, інтелектуального аналізу даних та обробки аналітичної інформації з використанням OLAP-підходів.

**Завданнями проєкту** є:

аналіз предметної області та актуальних підходів до прогнозування генерації сонячної енергії;

формування набору вхідних даних (метеоумови, параметри обладнання, геолокація);

побудова моделі прогнозування з використанням методів Data Mining;  
реалізація процесу трансформації та завантаження даних у сховище (ETL);

побудова OLAP-куба для багатовимірного аналізу;

розробка інтерфейсу для візуалізації результатів та підтримки прийняття рішень.

**Методи дослідження:** статистичний аналіз, машинне навчання, моделювання даних, побудова аналітичних кубів, технології Data Mining та OLAP.

**Наукова новизна** полягає у створенні комплексної моделі прогнозування інтенсивності сонячної енергії, яка поєднує алгоритми машинного навчання з багатовимірним аналізом у системі підтримки прийняття рішень.

**Актуальність дослідження** визначається зростаючою потребою в підвищенні ефективності систем на основі відновлюваних джерел енергії, зокрема у приватних домогосподарствах, де точність прогнозу сонячної генерації має безпосередній вплив на економічну доцільність інвестицій, оптимізацію споживання, зниження залежності від центрального електропостачання та зменшення викидів CO<sub>2</sub>.

**Апробація проєкту** здійснювалася шляхом реалізації програмного модуля на базі Python із використанням Jupyter Notebook, бібліотек машинного навчання (scikit-learn, xgboost, pandas, matplotlib), створення бази даних, сховища даних та побудови аналітичного OLAP-куба. Дані для тестування включають параметри метеостанцій, характеристики сонячних батарей, типи інверторів, рівень хмарності, сезонність, а також фактичну генерацію енергії за місяцями.

**Структура проєкту.** Дипломний проєкт складається зі вступу, 4 розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Записка охоплює ..... сторінки та містить 3 додатки. У проєкті використано 28 джерел інформації, зокрема наукові статті, технічну документацію та офіційні метеодані.

# 1 АНАЛІЗ ОБ'ЄКТА ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

## 1.1 Сонячна енергія як джерело енергозабезпечення

Сонячна енергія належить до відновлюваних джерел енергії та є одним із ключових елементів сучасного переходу до сталої енергетики. Вона практично невичерпна, екологічно чиста та доступна на більшості територій земної кулі. За даними Національного відновлюваного енергетичного агентства США (NREL), кількість сонячного випромінювання, що надходить на поверхню Землі за одну годину, перевищує річне світове споживання енергії [1].

В Україні потенціал сонячної енергії є достатньо високим. Згідно з дослідженнями, середня річна кількість сонячної радіації становить від 1070 до 1400 кВт·год/м<sup>2</sup>, залежно від регіону [2]. Найвищий потенціал спостерігається на півдні країни (Одеська, Херсонська, Миколаївська області), а також у Криму. Такі показники свідчать про доцільність широкого впровадження сонячних електростанцій (СЕС) як на промисловому, так і на побутовому рівнях.

Перевагами використання сонячної енергії є:

- екологічна безпека (відсутність викидів CO<sub>2</sub> під час експлуатації СЕС);
- відносна простота в обслуговуванні обладнання;
- довговічність фотомодулів (до 25–30 років служби);
- зниження залежності від імпортованих енергоносіїв.

За даними аналітичного ресурсу ProfBuild, станом на 2023 рік сумарна встановлена потужність сонячних електростанцій в Україні перевищила 6,2 ГВт, з яких понад 1,2 ГВт припадає на домашні СЕС. Більшість цих установок застосовуються в рамках “зеленого тарифу” або системи Net Billing, що стимулює розвиток приватної генерації[4].

Згідно з Львівською політехнікою, сонячна енергетика в Україні здатна забезпечити значну частину внутрішнього попиту на електроенергію. Потенціал дахів і фасадів житлового фонду дозволяє щороку генерувати понад 30 ТВт·год електроенергії, що відповідає приблизно 25–30% споживання електроенергії домогосподарствами країни [2].

Втім, існують і обмеження:

генерація сонячної енергії залежить від погодних умов та пори року;  
високі початкові витрати на придбання обладнання (сонячні панелі, інвертори, акумулятори);

потреба в накопичувачах енергії або резервних джерелах для стабільного енергозабезпечення вночі чи під час негоди.

У світовому масштабі сонячна енергія вже визнана одним із найдешевших джерел генерації. Міжнародне енергетичне агентство (IEA) у 2021 році визнало, що “сонячна енергія є найдешевшою формою виробництва електроенергії в історії людства” [3]. За прогнозами, саме фотогальваніка стане основною технологією електропостачання у світі в найближчі десятиліття.

Таким чином, сонячна енергія відіграє надзвичайно важливу роль у забезпеченні сталої, екологічної та незалежної енергосистеми. Її застосування в Україні є не лише економічно доцільним, але й стратегічно важливим для енергетичної безпеки держави.

## **1.2 Основні компоненти сонячної енергосистеми**

Сонячна енергосистема складається з низки технічних елементів, кожен з яких виконує свою критично важливу функцію. Основу системи формують сонячні панелі, які поглинають сонячне випромінювання і перетворюють його у постійний електричний струм. Далі цей струм проходить через інвертор, де відбувається його трансформація у змінний струм, придатний для використання в електромережі.

Крім панелей та інвертора, важливими є також акумуляторні батареї (у випадках автономного або гібридного енергопостачання), кабелі, контролери заряду, розподільчі щити, захист від перенапруги та заземлення. Кожен з компонентів впливає на стабільність, ефективність та безпечну експлуатацію всієї системи.

Особливу увагу приділяють також елементам моніторингу, які дозволяють у реальному часі оцінювати продуктивність системи та оперативно виявляти несправності.

Залежно від типу системи — мережева, автономна або гібридна — склад та функціональність елементів можуть дещо відрізнятися. Детальніше ключові компоненти розглядаються у наступних підпунктах.

Сонячна енергетична система - це складна інженерна споруда, що використовує сонячні панелі для генерації електроенергії. Основні компоненти цієї системи, такі як сонячні панелі, інвертори, акумулятори та контролери заряду, працюють разом, щоб забезпечити надійне та ефективне джерело енергії. Розуміння функцій цих компонентів допомагає вам вибрати та належним чином встановити сонячну систему для вашого будинку чи бізнесу, зменшуючи споживання електроенергії з мережі та сприяючи збереженню навколишнього середовища[5].

#### 1.2.1 Сонячні панелі: полі- та монокристалічні

Сонячні панелі (фотомодулі) є ключовим компонентом сонячної енергосистеми, що відповідає за перетворення сонячного випромінювання у постійний електричний струм. На сучасному ринку переважають два типи панелей: монокристалічні та полікристалічні, які відрізняються між собою за технологією виробництва, ефективністю, зовнішнім виглядом та вартістю.

Монокристалічні панелі (mono-Si) виготовляються з єдиного кристала кремнію, що забезпечує високу щільність розташування атомів і, відповідно, ефективніше перетворення енергії. Вони мають однорідну темно-чорну поверхню, вищий коефіцієнт корисної дії (ККД), який може досягати 22-24% у сучасних моделях [5]. Такі модулі характеризуються стабільною роботою

при зниженому освітленні, кращою температурною стабільністю і довшим терміном служби, тому є оптимальним вибором для обмежених площ встановлення.

Полікристалічні панелі (poly-Si) виготовляють шляхом охолодження розплавленого кремнію з утворенням множини кристалів, що мають хаотичне розташування. Вони мають блакитно-синюватий колір та нижчий ККД, зазвичай у межах 15–18% [5]. Основною перевагою полікристалічних панелей є нижча вартість, що робить їх доступнішими для великих сонячних ферм з невисокими вимогами до ефективності на одиницю площі.

Загальний термін експлуатації обох типів фотомодулів становить приблизно 25–30 років, при цьому більшість виробників надають гарантію не менше ніж на 25 років з обмеженням деградації потужності до 80% від початкового рівня [5].

На ринку представлено низку відомих виробників, які спеціалізуються на обох типах панелей. Серед монокристалічних панелей популярні такі бренди, як:

LONGi Solar (Китай) — виробляє панелі з технологією Half-Cut, PERC, а також HJT, потужністю до 550 Вт, з ККД понад 21,5% [6];

JA Solar (Китай) — один із лідерів постачання преміальних моно-модулів в Україну, моделі на основі технології MBV (Multi-Busbar) [7];

Trina Solar (Китай) — відомий модулями Vertex потужністю 540–600 Вт, сертифікованими згідно з стандартами TUV, IEC [8].

Серед виробників полікристалічних модулів слід відзначити:

Canadian Solar (Канада/Китай) — доступні полі-моделі серії CS6K-280P, широко використовувані у проектах приватної генерації [9];

Risen Energy (Китай) — постачає серії панелей з потужністю 280–310 Вт для економ-сегменту, активно використовується на українському ринку [10].

Хоча технологія полікристалічних панелей історично домінувала на ринку через дешевизну, останніми роками спостерігається значне зростання попиту саме на монокристалічні модулі. Це обумовлено збільшенням їх ККД,

компактністю та високою надійністю. В Україні частка встановлених моно-модулів в приватному секторі вже перевищує 70% [3,4].

Таблиця 1

Порівняльна таблиця характеристик

Параметр	Монокристалічні	Полікристалічні
Колір поверхні	Чорний	Синій
ККД	20–24%	15–18%
Поведінка при високій температурі	Краща	Гірша
Ціна	Вища	Нижча
Площа для тієї ж потужності	Менша	Більша
Придатність для обмежених площ	Висока	Низька

### 1.2.2 Інвертори: мережеві, автономні та гібридні

Інвертор є ключовий компонент сонячної енергосистеми, який перетворює постійний струм (DC), вироблений сонячними панелями, на змінний (AC), що використовується для живлення електроприладів або подається в загальну мережу. Інвертори також забезпечують захист, контроль роботи системи та оптимізацію генерації [11].

#### Типи інверторів

##### Мережеві(on-grid)

Працюють у складі централізованої електромережі. У разі перевищення власного споживання над генерацією — надлишок електроенергії може бути переданий у мережу. Приклад: Huawei SUN2000-8KTL-M2 - трифазний мережевий інвертор з ККД до 98,65%, підтримкою двох MPPT, системою захисту від дуги (AFCI), PID-відновленням і дистанційним моніторингом [12,23].

##### Автономні(off-grid)

Використовуються у віддалених місцях без доступу до загальної електромережі. Енергія накопичується в акумуляторах і споживається через інвертор. Приклад: PowMr 6.5 kW 48 V — інвертор з вбудованим MPPT-контролером 120 А, підтримкою зарядки від сонця, генератора та мережі [13,24].

##### Гібридні

Поєднують функціональність мережевих та автономних інверторів. Вони можуть одночасно працювати з мережею, сонцем і акумуляторами. Приклад: Huawei SUN2000-L1/SUN2000-M1 — інвертори з інтегрованою підтримкою батарей, функцією резервного живлення, інтелектуальним управлінням і підвищеним рівнем безпеки [11,12,22].

#### Мікроінвертори

Кожна сонячна панель підключається до власного інвертора. Це дозволяє уникнути впливу тіні або несправностей однієї панелі на всю систему. Приклад: Enphase IQ8 — один з найсучасніших мікроінверторів, що підтримує “grid-forming” (формування локальної мережі), дозволяє автономну роботу навіть без зовнішнього живлення [14].

#### Основні технічні параметри

ККД інверторів: мережеві (Huawei) — до 98,65%, автономні (PowMr) — до 96%, мікроінвертори (Enphase) — близько 96–97% [3,4,12-14]. З таблиці 1 видно, що ККД монокристалічних панелей більше за полікристалічні.

MPPT-контролери: забезпечують автоматичне відстеження точки максимальної потужності при змінному освітленні.

Функції безпеки: сучасні інвертори мають захист від перенапруги, перегріву, зворотної полярності, дуги (AFCI), PID-регенерацію.

Інтерфейси зв'язку: Bluetooth, Wi-Fi, RS485, підтримка мобільних застосунків для моніторингу та управління (наприклад, Huawei FusionSolar, Enphase Enlighten).

#### 1.2.3 Акумулятори: типи і характеристики

Акумуляторні батареї відіграють ключову роль у сонячних електросистемах, особливо у гібридних та автономних установках, забезпечуючи збереження надлишкової енергії для подальшого використання у періоди низької або відсутньої генерації [15].

Основні типи акумуляторів, що застосовуються у сонячних системах:

Свінцево-кислотні (SLA, AGM, Gel)

Найпоширеніші, дешеві, але з обмеженим терміном служби (3–5 років) і гіршими характеристиками енергетичної щільності.

Потребують регулярного обслуговування і мають обмеження по глибині розряду (не більше 50%) .

Застосовуються там, де бюджет обмежений, але потрібна надійність.

Літій-залізо-фосфатні ( $\text{LiFePO}_4$ )

Сучасна технологія з високою енергетичною щільністю, довгим терміном служби (10–15 років), високою безпекою і широким діапазоном робочих температур.

Мають більшу глибину розряду (до 90%), швидку зарядку та кращу ефективність [15].

Застосовуються у новітніх гібридних і автономних системах, включаючи домашні та промислові масштаби.

Літій-іонні (інші хімічні варіанти)

Застосовуються у компактних рішеннях, мобільних пристроях і деяких сонячних системах, але зазвичай дорожчі за  $\text{LiFePO}_4$ .

Технічні характеристики та переваги

Термін служби:  $\text{LiFePO}_4$  – до 5000 циклів заряд/розряд, SLA – 500–1000 циклів [2][3].

Глибина розряду:  $\text{LiFePO}_4$  – 80–90%, SLA – 40–50%.

Енергетична щільність:  $\text{LiFePO}_4$  в кілька разів перевищує SLA, що дозволяє економити місце і вагу.

Обслуговування:  $\text{LiFePO}_4$  майже безобслуговні, тоді як SLA потребують періодичного контролю рівня електроліту.

Виробники та популярні моделі

BYD: один із світових лідерів з виробництва  $\text{LiFePO}_4$  акумуляторів для сонячних систем [16].

Tesla Powerwall: відома система з літій-іонними батареями, що часто застосовується в домашніх СЕС [17].

Axioma Energy: український виробник акумуляторів LiFePO<sub>4</sub>, що пропонує рішення для приватних та комерційних систем [18].

Victron Energy: виробник гібридних інверторів і акумуляторних систем, включаючи літій-залізо-фосфатні батареї [19].

#### 1.2.4 Кабелі та захист від грози

Правильний вибір кабелів та систем захисту від перенапруг, зокрема грозових розрядів, є критично важливим для надійності та безпеки сонячних електростанцій. Від якості електромонтажних матеріалів залежить довговічність системи, її стійкість до зовнішніх впливів та забезпечення безперебійної роботи [20].

##### Кабелі для сонячних електростанцій

Для з'єднання сонячних панелей, інверторів, акумуляторів та розподільчих щитів застосовуються спеціалізовані сонячні кабелі, які відрізняються підвищеною стійкістю до ультрафіолету (УФ), вологи, перепадів температур та механічних навантажень [20].

##### Типи кабелів:

PV1-F — найпоширеніший тип сонячного кабелю з подвійною ізоляцією, стійкий до УФ та озону, здатний працювати у широкому температурному діапазоні [-40...+120 °C].

H1Z2Z2-K — кабель із підвищеною стійкістю до займання, застосовується для монтажу в будівлях із підвищеними вимогами пожежної безпеки.

Технічні вимоги: кабелі повинні мати відповідні сертифікати (наприклад, TÜV, IEC 62930) і мати перетин, розрахований на максимальні струми системи, з урахуванням втрат напруги.

##### Захист від грози та перенапруг

Гроза — одна з найпоширеніших причин виходу з ладу електрообладнання, зокрема сонячних станцій. Перенапруги можуть виникати внаслідок прямого удару блискавки або індукованих імпульсів.

##### Захисні заходи:

Грозозахист: встановлення блискавковідводів і систем заземлення для відведення струмів блискавки у землю[25].

Обмежувачі перенапруг: встановлюються на входах в систему, інвертори, щити, забезпечують швидке відключення або зниження напруги до безпечного рівня.

Заземлення: якісне заземлення — основний захід для запобігання накопиченню потенціалів та пошкоджень від електричних імпульсів[25].

Стандарти та норми:

Дотримання стандарту IEC 62305 щодо захисту від блискавки.

Використання SPD, сертифікованих за IEC 61643, із правильним типом (тип 1, 2 або 3) відповідно до розташування в системі.

Вибір відповідних сонячних кабелів і надійних засобів захисту від грози і перенапруг забезпечує довговічність та безпечну експлуатацію сонячної електростанції. Системний підхід до монтажу, із дотриманням норм і стандартів, дозволяє знизити ризики аварій та втрати обладнання[25].

### **1.3 Фактори, що впливають на інтенсивність генерації енергії**

Інтенсивність генерації електроенергії сонячними електростанціями залежить від низки фізичних, технічних та експлуатаційних факторів. Розуміння цих факторів дозволяє ефективніше проектувати та експлуатувати системи, підвищуючи загальний коефіцієнт корисної дії (ККД) і точність прогнозування вироблення енергії[26].

Серед ключових факторів слід виділити:

Інсоляція (рівень сонячної радіації). Чим вищий показник глобальної сонячної радіації, тим більше енергії може бути перетворено в електрику. В Україні цей показник коливається від 1070 до 1400 кВт·год/м<sup>2</sup> на рік залежно від регіону. Найкращі умови спостерігаються в південних областях та Криму.

Кліматичні умови. Тривалість сонячного дня, хмарність, вологість, опади, наявність пилу чи смогу — усі ці фактори впливають на ефективність роботи сонячних панелей. За результатами аналізу метеоданих, хмарність

може знижувати продуктивність СЕС на 20–50% у порівнянні з ясною погодою.

Температура навколишнього середовища. Збільшення температури знижує ефективність фотоелементів: зростання температури на 1 °С може зменшити продуктивність на 0,4–0,5%.

Кут нахилу та орієнтація панелей. Найефективнішим вважається кут, близький до географічної широти місцевості. Орієнтація на південь (у північній півкулі) забезпечує максимальне поглинання сонячного випромінювання протягом дня.

Тінь та забруднення. Навіть часткове затінення одного з модулів у масиві панелей може суттєво знизити генерацію. Крім того, пил, пісок, сніг і забруднення зменшують прозорість захисного скла і погіршують доступ сонячного світла.

Технічний стан і деградація обладнання. З роками ефективність панелей знижується. Середній рівень деградації фотоелементів становить близько 0,5% на рік.

Всі вищезазначені фактори враховуються при моделюванні сонячної генерації, розробці прогнозів і побудові алгоритмів для інтелектуальних систем керування[27].

#### **1.4 Методи прогнозування у сфері енергетики**

У процесі ефективного використання сонячної енергії важливо передбачити, скільки електроенергії буде вироблено у певний період. Це дає змогу не лише планувати споживання, а й забезпечувати стабільність у роботі енергетичних систем. Сьогодні застосовується кілька основних підходів до прогнозування, які розрізняються за складністю, точністю та джерелами вхідних даних.

Першу групу становлять статистичні методи, які використовують попередні дані про генерацію сонячної енергії, температуру, освітленість, хмарність тощо. Найпростішим прикладом є лінійна регресія, що встановлює

зв'язок між кількома показниками. Для більш складних випадків застосовуються методи аналізу часових рядів, наприклад, ARIMA, що враховує тренди, сезонність і циклічність.

Другою групою є фізико-математичні моделі, які базуються на законах фізики та враховують географічне положення, кут нахилу панелей, рівень сонячної радіації, погодні умови тощо. Для таких моделей використовуються метеорологічні прогнози, зокрема дані від ECMWF або GFS, а також специфікації самої фотоелектричної системи.

Третю, найбільш гнучку й сучасну групу становлять інтелектуальні методи, які працюють на основі машинного навчання й штучного інтелекту. Сюди входять моделі на основі дерев рішень, ансамблевих підходів (наприклад, Random Forest або Gradient Boosting), штучних нейронних мереж, а також рекурентних нейромереж (типу LSTM), які найкраще підходять для обробки часових рядів, особливо в умовах наявності великої кількості погодних та енергетичних даних. Існують також гібридні моделі, які поєднують статистичні й інтелектуальні підходи для підвищення точності прогнозування.

Усі основні методи прогнозування, що застосовуються у сфері сонячної енергетики, зведені та описані за ключовими параметрами у Таблиці 2 "Загальні характеристики методів прогнозування"[28]. У таблиці наведено типи моделей, підходи до роботи з даними, необхідність попередньої обробки інформації, а також коротка суть застосування кожного методу.

Таблиця 2

Загальні параметри методів прогнозування

Метод	Характеристика	Різновиди
<b>Експертна оцінка</b>	Прогнозування базується на суб'єктивних знаннях та інтуїції експерта. Застосовується для коротко-, середньо- та довгострокових прогнозів.	Індивідуальні та колективні експертні оцінки
<b>Екстраполяція</b>	Ґрунтується на статистичних даних про параметр і його тенденції. Використовується при незначній змінності даних. Для кожного об'єкта створюється окремий прогноз.	Метод ковзного середнього, Метод експоненційного згладжування

## Продовження таблиці 2

Метод	Характеристика	Різновиди
<b>Регресивний аналіз</b>	Виявляє кореляційні залежності між властивостями. Переважно застосовується для середньострокового прогнозування.	—
<b>Нейронні мережі</b>	Побудовані на основі сукупності нейронів та їх зв'язків. Навчаються на основі інформації про навколишнє середовище. Використовуються переважно для короткострокових прогнозів.	—

Для кращого розуміння ефективності кожного з підходів проведено порівняльний аналіз, результати якого представлені у Таблиці 3 "Аналіз методів прогнозування"[28]. Тут охарактеризовано рівень точності, швидкість обчислення, потребу в обсягах навчальних даних та адаптивність до змінних умов генерації. Цей аналіз дозволяє обґрунтовано обрати оптимальну модель для реалізації прогнозної системи в умовах конкретної сонячної електростанції.

Таблиця 3

## Аналіз методів прогнозування

Метод прогнозування	Переваги	Недоліки
<b>Адаптивний метод</b>	1. Можливість обліку поточних змін характеристик вивчених процесів. 2. Відображення нової інформації у прогнозах з мінімальним відставанням. 3. Оновлення прогнозів при надходженні нових даних.	1. Велика кількість параметрів робить систему чутливою, що знижує точність прогнозів. 2. Умовний поділ моделей на адаптивні та неадаптивні.
<b>Регресивна модель</b>	1. Простота обчислювальних алгоритмів. 2. Наочність та легка інтерпретація результатів.	1. Низька точність прогнозів. 2. Суб'єктивність при виборі форми залежності. 3. Відсутність пояснювальної функції.
<b>Експериментальні методи</b>	1. Отримання нової інформації завдяки інтуїції та досвіду експерта. 2. Можливість оцінки за якісними ознаками при відсутності бази даних. 3. Швидке отримання результатів.	1. Залежність точності від кваліфікації експерта. 2. Потреба у фахівцях з високим рівнем підготовки. 3. Трудомісткий збір даних. 4. Суб'єктивність.

### 1.5 Огляд існуючих інтелектуальних систем прогнозування

Інтелектуальні системи прогнозування активно впроваджуються у сфері відновлюваної енергетики, зокрема для задач коротко- та середньострокового прогнозування виробітку сонячної електроенергії. Ці системи поєднують

машинне навчання, математичне моделювання, аналіз часових рядів, а також погодні дані з відкритих метеорологічних джерел.

На практиці прогнозні системи реалізуються у вигляді окремих програмних модулів або вбудованих у SCADA/EMS-системи рішень. Вони дозволяють враховувати як статистичні залежності, так і сезонні, погодні коливання, забезпечуючи адаптивність до змін навколишнього середовища.

На сьогодні найбільш відомими прикладами впроваджених систем прогнозування в енергетиці є:

IBM Renewable Energy Forecasting (IBM REF): комерційна система, що використовує глибоке навчання, моделі Neural Prophet та GFS-моделі погоди для прогнозування потужності фотоелектричних установок.

SolarAnywhere® Forecasting: платформа компанії Clean Power Research (США), яка базується на комбінації NWP-моделей (Numerical Weather Prediction) та машинного навчання. Прогнози надаються з точністю до 15 хвилин.

Inavitas (Туреччина): енергетична платформа, яка забезпечує прогнозування, моніторинг та оптимізацію роботи сонячних електростанцій із застосуванням алгоритмів класифікації, регресії та нейронних мереж.

Solcast API: хмарна система прогнозування, яка використовує супутникові знімки та моделі глибокого навчання. Забезпечує прогноз сонячного ресурсу в режимі реального часу для будь-якої локації у світі.

Open Source Forecasting Frameworks:

pvlib (Python): бібліотека для моделювання фотоелектричних систем, яка використовується в дослідницьких і освітніх проєктах. Дозволяє реалізовувати власні моделі прогнозування з урахуванням місцевих умов.

SolarForecastArima (R): модуль для ARIMA-прогнозування генерації на основі метеоархівів і даних з моніторингу.

В Україні поки що ці технології тільки набирають популярність. Деякі приватні компанії — наприклад, ATMOSFERA або Solar-Tech — розробляють власні системи прогнозування для домашніх СЕС. Водночас в університетах

ведуться дослідження щодо створення національного софту для прогнозування, адаптованого до кліматичних умов України.

Таким чином, існуючі інтелектуальні системи прогнозування демонструють високу ефективність у світі, а їх впровадження в Україні є перспективним напрямом розвитку енергетики.

Незважаючи на прогрес, більшість інтелектуальних систем досі мають обмеження, пов'язані з точністю прогнозу в умовах змінної хмарності, нестачею якісних навчальних даних або необхідністю адаптації до нових географічних умов. Саме тому важливо адаптувати або створювати власні рішення з урахуванням локальних особливостей об'єкта генерації, доступу до погодних API, а також специфіки споживання енергії.

### **1.6 Постановка задачі створення інтелектуальної системи**

Сучасна енергетика вимагає точного прогнозування генерації електроенергії з відновлюваних джерел, особливо з сонячних панелей. Це критично важливо як для промислових підприємств, так і для власників побутових СЕС. Прогнозування дозволяє ефективно керувати генерацією, планувати споживання, оптимізувати роботу акумуляторів та інверторів, а також мінімізувати залежність від зовнішнього живлення.

У межах дипломної роботи ставиться задача створити інтелектуальну систему прогнозування інтенсивності сонячної генерації, адаптовану під умови приватного домогосподарства з гібридною СЕС.

Архітектура типової гібридної сонячної енергосистеми

Система базується на таких основних компонентах:

Сонячні панелі (Risen, Trina, Jinko, Longi) джерело генерації постійного струму;

Гібридний інвертор (Huawei Sun2000, Аxioma ISMPPT, Victron, PowMr): перетворення енергії та керування потоками: споживання, заряд акумуляторів, віддача в мережу;

Акумуляторні батареї (LiFePO<sub>4</sub>, GEL): накопичення надлишкової енергії;

Контролер моніторингу: збір даних про напругу, струм, температуру, стан мережі;

Захисне обладнання (автоматика, грозозахист, кабельна інфраструктура);

Система збору, зберігання та обробки даних - програмна частина, яка фіксує параметри роботи системи.

Формалізація задачі та функції системи

Розроблювана система має реалізовувати такі ключові функції:

Збір та збереження даних про роботу станції: дата, час, температура, рівень інсоляції, хмарність; параметри СЕС: тип панелей, інвертора, акумуляторів; фактична генерація, заряд/розряд акумуляторів.

Обробка даних та візуалізація: первинний аналіз (EDA), побудова графіків, виявлення аномалій; зберігання у вигляді CSV або в локальній базі даних (SQLite).

Моделювання та прогнозування: побудова моделей (лінійна регресія, Random Forest, XGBoost); прогноз генерації на наступну добу або тиждень; побудова OLAP-куба для аналізу за різними параметрами.

Інтерфейс користувача: реалізація GUI засобами Tkinter; зручний вибір параметрів, фільтрація та вивід звітів.

Формування рекомендацій через СППР: автоматичні поради: коли краще вмикати потужні споживачі; сповіщення про недостатню генерацію; сценарії використання енергії залежно від прогнозу погоди.

Сценарії роботи системи

Система повинна підтримувати кілька типових сценаріїв використання:

Сценарій 1: Сонячна генерація перевищує споживання — система рекомендує заряджати акумулятори або перенаправити надлишок у мережу.

Сценарій 2: Очікується знижена генерація — СППР радить зменшити споживання або переключити частину навантаження на зовнішнє джерело.

Сценарій 3: Перевищено поріг розряду акумуляторів — попередження користувача, можливість резервного живлення.

Сценарій 4: Очікується висока генерація — рекомендація планувати використання енергоємних приладів (бойлер, пральна машина, заряд авто).

Технології реалізації

Система буде реалізована з використанням мови Python, зокрема таких бібліотек: pandas, numpy, matplotlib, seaborn аналітика; scikit-learn, xgboost машинне навчання; Tkinter графічний інтерфейс; CSV / SQLite сховище даних; plotly, seaborn, ttk для інтерактивної візуалізації.

Таким чином, створювана система повинна стати практичним інструментом для прогнозування виробітку сонячної електроенергії та ефективного керування споживанням у реальних умовах, забезпечуючи користувача як прогнозними значеннями, так і зручними інструкціями щодо дій на основі даних.

### **Висновки до розділу**

У першому розділі було проведено комплексний аналіз сучасного стану використання сонячної енергії як одного з основних джерел відновлюваної енергетики. Було доведено, що в Україні існує значний потенціал для ефективного впровадження сонячних електростанцій, зокрема на рівні домогосподарств, завдяки сприятливим кліматичним умовам та зростаючому попиту на енергонезалежність.

Розглянуто ключові компоненти сучасної сонячної енергосистеми, зокрема фотомодулі (полі- та монокристалічні), гібридні інвертори, акумуляторні батареї, а також інфраструктуру захисту та підключення. Показано, що вибір обладнання суттєво впливає на ефективність і стабільність роботи всієї системи. Особливу увагу приділено технологічним аспектам та практичним характеристикам сучасних виробників енергетичних компонентів.

У підпункті 1.3 окреслено природні та технічні фактори, що безпосередньо впливають на рівень генерації сонячної енергії: інтенсивність сонячної радіації, кут нахилу панелей, температура, хмарність, стан обладнання тощо.

Вивчено основні методи прогнозування генерації електроенергії з відновлюваних джерел, включаючи як класичні статистичні підходи, так і сучасні методи машинного навчання. У результаті було сформовано порівняльну характеристику цих методів (див. Таблиці 1 і 2), що дозволяє обґрунтовано обрати підхід до моделювання.

У рамках огляду існуючих інтелектуальних систем встановлено, що більшість з них сфокусовані на централізованих СЕС і не враховують специфіку побутових гібридних установок. Це підкреслює необхідність розробки нової адаптивної інтелектуальної системи прогнозування, інтегрованої з системою підтримки прийняття рішень, яка дозволить користувачеві приймати обґрунтовані рішення на основі точного прогнозу генерації.

Таким чином, у розділі 1 було обґрунтовано актуальність теми, вивчено технічну та аналітичну базу, а також сформульовано постановку задачі, що визначає подальшу структуру дослідження.

## 2 МОДЕЛЮВАННЯ СИСТЕМИ

### 2.1 Вибір вхідних параметрів для прогнозування

Для створення моделі прогнозування сонячної енергії обрано параметри, які мають найбільший вплив на рівень генерації. Вибір здійснено на основі аналізу предметної області (розділ 1) та статистичної оцінки взаємозв'язків між показниками.

До основних вхідних параметрів належать: місяць і рік вимірювань; місце розташування СЕС (місто, область); середня температура повітря (°C); рівень хмарності (%); швидкість вітру (м/с); відносна вологість (%); потужність сонячних панелей(Вт); тип і потужність сонячних панелей (Вт, монокристалічні або полікристалічні); фірма інвертора; наявність і ємність акумуляторів (кВт·год); фактична кількість згенерованої енергії (кВт·год) — вихідний параметр.

Для роботи алгоритмів машинного навчання дані нормалізуються, очищуються від пропусків і аномалій. Подальша обробка виконується під час етапів *ETL* та *EDA*, що будуть описані у наступних розділах.

### 2.2 Структурна схема сонячної енергосистеми

Структурна схема відображає взаємозв'язок між основними компонентами сонячної електростанції та системою прогнозування. Вона включає такі елементи: PV-панелі(перетворюють сонячну енергію у постійний електричний струм). Інвертор(конвертує постійний струм у змінний, контролює заряд акумуляторів). Акумулятор(накопичує енергію). Споживач (пристрої або будинок, що споживають енергію). Мережа (дозволяє віддавати або отримувати енергію). Система прогнозування та підтримки прийняття рішень (вносяться дані користувачем або прямо в джерело, або через excel, здійснює прогноз і формує рекомендації). Блок захисту (автомати для захисту від грози, від перенапруги)

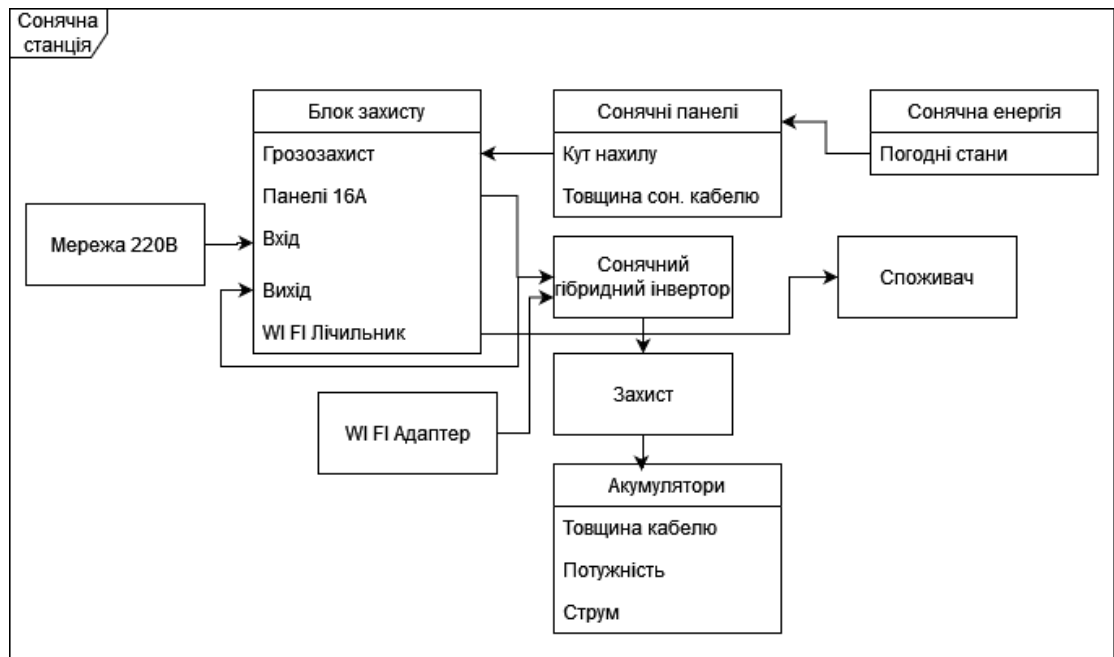


Рис. 2.1 Схеми сонячної станції

На рисунку подано структурну схему сонячної електростанції, яка демонструє взаємодію основних компонентів системи. Джерелом енергії є сонячні панелі, що перетворюють сонячне випромінювання в електричну енергію. Від панелей, струм подається на сонячний гібридний інвертор через блок захисту, який виконує функцію перетворення постійного струму у змінний та контролює процес заряджання акумуляторів. Акумулятор забезпечує накопичення надлишкової енергії та її використання у періоди низької генерації або відсутності мережі. Для захисту системи застосовано блок автоматів з грозозахистом, автоматами та Wi-Fi лічильником, який дозволяє здійснювати моніторинг параметрів у режимі реального часу. Передбачено також Wi-Fi адаптер для передачі даних до системи моніторингу. Уся система підключена до мережі 220 В, що дає можливість як подавати надлишкову енергію в мережу (у випадку із ЗТ), так і отримувати живлення при нестачі власної генерації. Додатково враховано вплив погодних умов, товщини кабелю та потужності елементів та фірми інвертора, що забезпечує всебічний підхід до оцінки ефективності роботи сонячної станції.

## 2.3 Побудова функціональної моделі системи

Побудова функціональної моделі дозволяє визначити логіку роботи інтелектуальної системи прогнозування, описати взаємодію користувачів із її основними компонентами та послідовність виконання процесів. Функціональне моделювання відображає не технічну реалізацію, а поведінку системи з точки зору користувача й основних сценаріїв використання.

У межах цього підрозділу розроблено три типи UML-діаграм:

Діаграму прецедентів – для визначення основних ролей користувачів (аналітик, адміністратор, користувач) і типових сценаріїв їхньої взаємодії із системою.

Діаграму послідовності – для відображення обміну даними між компонентами системи: джерелом даних, сховищем, моделлю прогнозування та модулем візуалізації.

Діаграму діяльності – для опису логічної послідовності етапів обробки даних: від завантаження до формування прогнозу та рекомендацій у системі підтримки прийняття рішень.

Ці діаграми забезпечать повне розуміння структури, логіки та взаємозв'язків між підсистемами, що є початком для подальшого етапу розробки архітектури системи у розділі 3.

### 2.3.1 Діаграма прецедентів

На рисунку 2.2 представлено діаграму прецедентів, що відображає основні сценарії взаємодії користувачів із інтелектуальною системою прогнозування ефективності сонячної енергії з системою підтримки прийняття рішень.

Система передбачає три ключові ролі: адміністратор, аналітик і користувач. Користувач відповідає за внесення даних, перевірку коректності даних, підключення джерел і сховища. Аналітик здійснює аналіз тенденцій, формує звіти, перевіряє якість даних і точність моделей прогнозування. Адміністратор має можливість переглядати результати, отримувати рекомендації та приймати рішення на їх основі.

Діаграма демонструє взаємозв'язок між підсистемами і моніторингом надходження даних, формуванням прогнозів, оновленням рекомендацій і модулем прийняття рішень. Така структура забезпечує повний цикл управління даними: від збору й перевірки до аналітики та прийняття рішень.

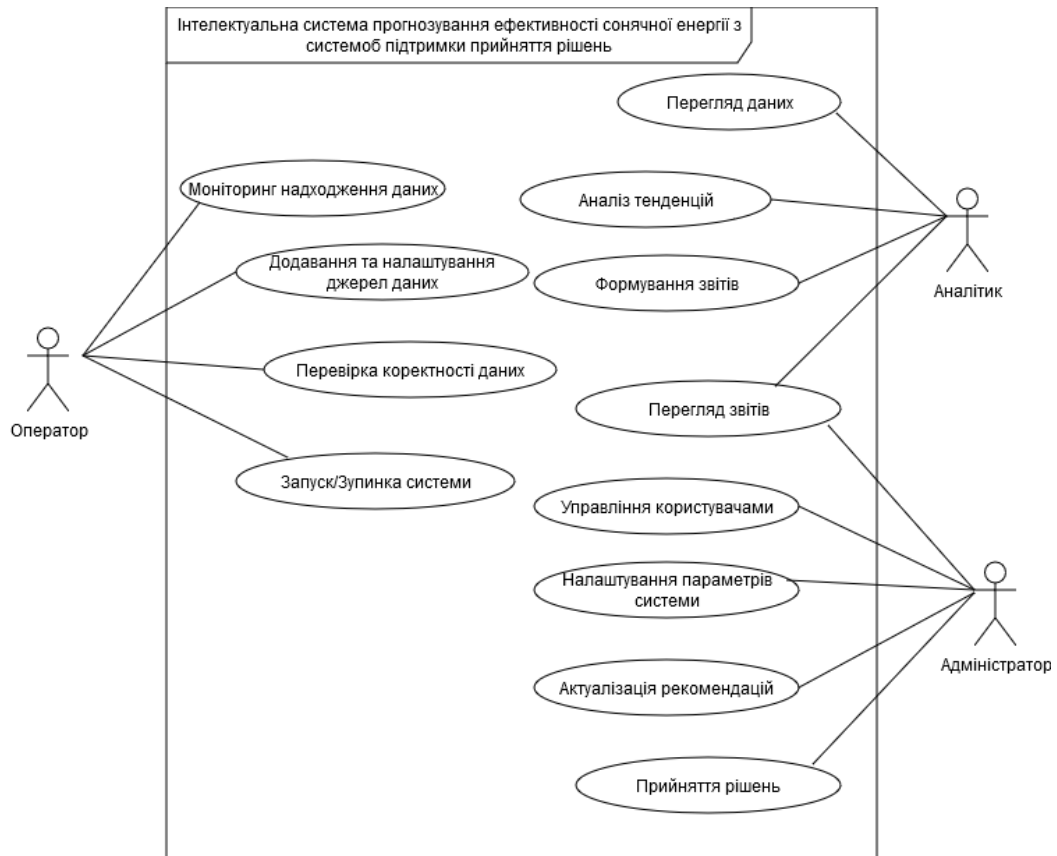


Рис. 2.2 Діаграма прецедентів

Детальний опис основних прецедентів подано у таблицях 2.1–2.3.

Таблиця 2.1

Моніторинг надходження даних	
Елемент	Опис
<b>ID</b>	ISPF001
<b>Назва прецеденту</b>	Моніторинг надходження даних
<b>Опис</b>	Оператор відстежує процес отримання даних у режимі реального часу, забезпечуючи їх своєчасне надходження.
<b>Передумова</b>	Оператор має доступ до системи моніторингу.
<b>Тригер</b>	Система починає отримувати дані з джерел.
<b>Основний сценарій</b>	1. Оператор відкриває панель моніторингу.2. Система відображає статус кожного джерела даних у реальному часі.3. Оператор спостерігає за надходженням даних і виявляє потенційні затримки.4. Система автоматично фіксує збої в отриманні даних.5. Оператор отримує сповіщення у разі проблем.

## Продовження таблиці 2.1

Елемент	Опис
<b>Альтернативний сценарій (A1)</b>	1. Оператор виявляє відсутність даних від певного джерела.2. Перевіряє підключення вручну.3. За потреби система пропонує альтернативне джерело.4. Оператор підтверджує вибір, і система перемикається на нове джерело.5. Потік даних відновлюється.

Наступний прецедент, представлений у таблиці 2.2, описує процес перевірки коректності даних, що надходять із різних джерел перед використанням у моделі прогнозування.

Таблиця 2.2

Перевірка коректності даних	
Елемент	Опис
<b>ID</b>	ISPF002
<b>Назва прецеденту</b>	Перевірка коректності даних
<b>Опис</b>	Система перевіряє отримані дані на коректність і дозволяє оператору вносити зміни або видаляти некоректні записи.
<b>Передумова</b>	Дані надходять із джерел та проходять початкову обробку.
<b>Тригер</b>	Система виявляє некоректні дані.
<b>Основний сценарій</b>	1. Система аналізує дані на відповідність допустимим значенням і форматам.2. Виявляє некоректні дані та сповіщає оператора.3. Оператор переглядає записи та обирає дію — корекцію або видалення.4. Система зберігає зміни.5. Дані оновлюються для подальшого прогнозування.
<b>Альтернативний сценарій (A1)</b>	1. Оператор перевіряє причини некоректності (помилки або технічні збої).2. За потреби запускає перезапуск джерела даних.3. Система повторно збирає інформацію та перевіряє її.4. У разі повторної помилки система повідомляє адміністратора.

У таблиці 2.3 наведено сценарій формування звітів, який відображає порядок дій користувача під час генерації аналітичних результатів на основі оброблених даних.

Таблиця 2.3

Формування звітів	
Елемент	Опис
<b>ID</b>	ISPF003
<b>Назва прецеденту</b>	Формування звітів
<b>Опис</b>	Система автоматично генерує звіти на основі історичних і прогнозних даних.
<b>Передумова</b>	Прогнозні та історичні дані готові до аналізу.
<b>Тригер</b>	Аналітик або адміністратор ініціює формування звіту.

## Продовження таблиці 2.3

Елемент	Опис
<b>Основний сценарій</b>	1. Користувач обирає опцію «Формування звіту».2. Система запитує параметри (період, формат, тип даних).3. Користувач задає параметри.4. Система збирає дані та створює звіт.5. Готовий звіт доступний для перегляду або завантаження.
<b>Альтернативний сценарій (A1)</b>	1. За обраний період дані відсутні або неповні.2. Система пропонує інші параметри.3. Користувач повторює запит.4. Система надсилає запит на оновлення.5. Після оновлення формує звіт і сповіщає користувача.

## 2.3.2 Діаграма послідовності

Діаграма відображає логіку послідовності операцій від моменту, коли користувач або аналітик ініціює запит прогнозу, до отримання кінцевого результату у вигляді звіту чи рекомендації. У взаємодії беруть участь такі об'єкти: користувач, система прогнозування, джерело даних, СППР. На рисунку 2.3 зображено діаграму послідовності процесу прогнозування інтенсивності сонячної енергії, яка відображає логіку взаємодії між користувачем, системою прогнозування, джерелами даних і системою підтримки прийняття рішень (СППР).

## Основний сценарій:

1. Користувач ініціює процес прогнозування інтенсивності сонячної енергії.
2. Система прогнозування звертається до Джерела даних для отримання актуальних даних (наприклад, рівень сонячної інтенсивності, температура, вологість, напрямок вітру).
3. Джерело даних надає відповідні параметри для прогнозу.
4. Система прогнозування обробляє отримані дані та використовує математичні моделі або алгоритми машинного навчання для прогнозування інтенсивності сонячної енергії.
5. Прогнозовані дані (інтенсивність сонячної енергії) передаються до СППР.
6. СППР аналізує прогноз і надає рекомендації для оптимізації використання сонячної енергії (наприклад, оптимальний час для заряджання батарей, чи підключення до мережі).
7. Користувач переглядає отриману інформацію та приймає рішення (наприклад, коригує налаштування системи, запускає або зупиняє процеси).

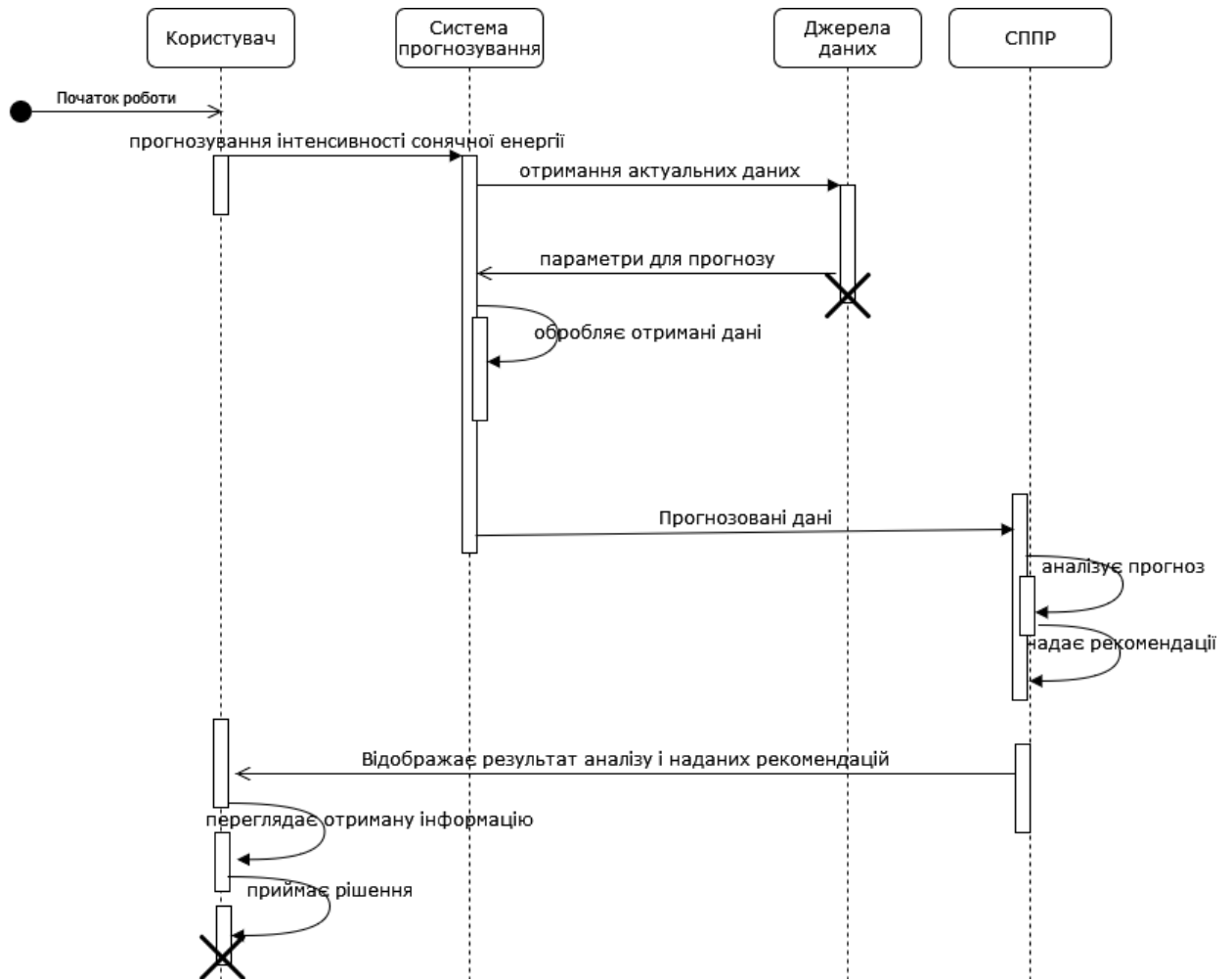


Рис. 2.3 Діаграма послідовностей для прогнозування інтенсивності сонячної енергії

### 2.3.3 Діаграма діяльності

Діаграми діяльності відображають послідовність виконання дій і логіку роботи системи в межах певних процесів. Вони демонструють, як здійснюється обмін інформацією між користувачем, джерелами даних і системними модулями під час виконання ключових функцій — аналізу, моніторингу, додавання або налаштування джерел даних. Такі діаграми дозволяють простежити залежність між подіями, умовними переходами та результатами виконання, що дає змогу оптимізувати роботу інтелектуальної системи прогнозування на етапі розробки.

На рисунку 2.4 подано діаграму діяльності процесу «Аналіз тенденцій», що демонструє послідовність дій аналітика під час роботи з історичними даними. Процес починається з отримання архівних даних із джерел та перевірки їх наявності за заданий період. Якщо дані відсутні, система

повідомляє користувача про помилку й пропонує змінити часовий проміжок. Після успішного збору даних виконується вибір показників для аналізу. У разі, якщо показники задано некоректно або неповно, система повертає користувача до етапу збору. Після цього здійснюється очищення, обробка та аналітичний розрахунок трендів. Завершальним етапом є формування висновків на основі виявлених тенденцій. Такий підхід забезпечує системність аналізу й підвищує достовірність отриманих результатів.

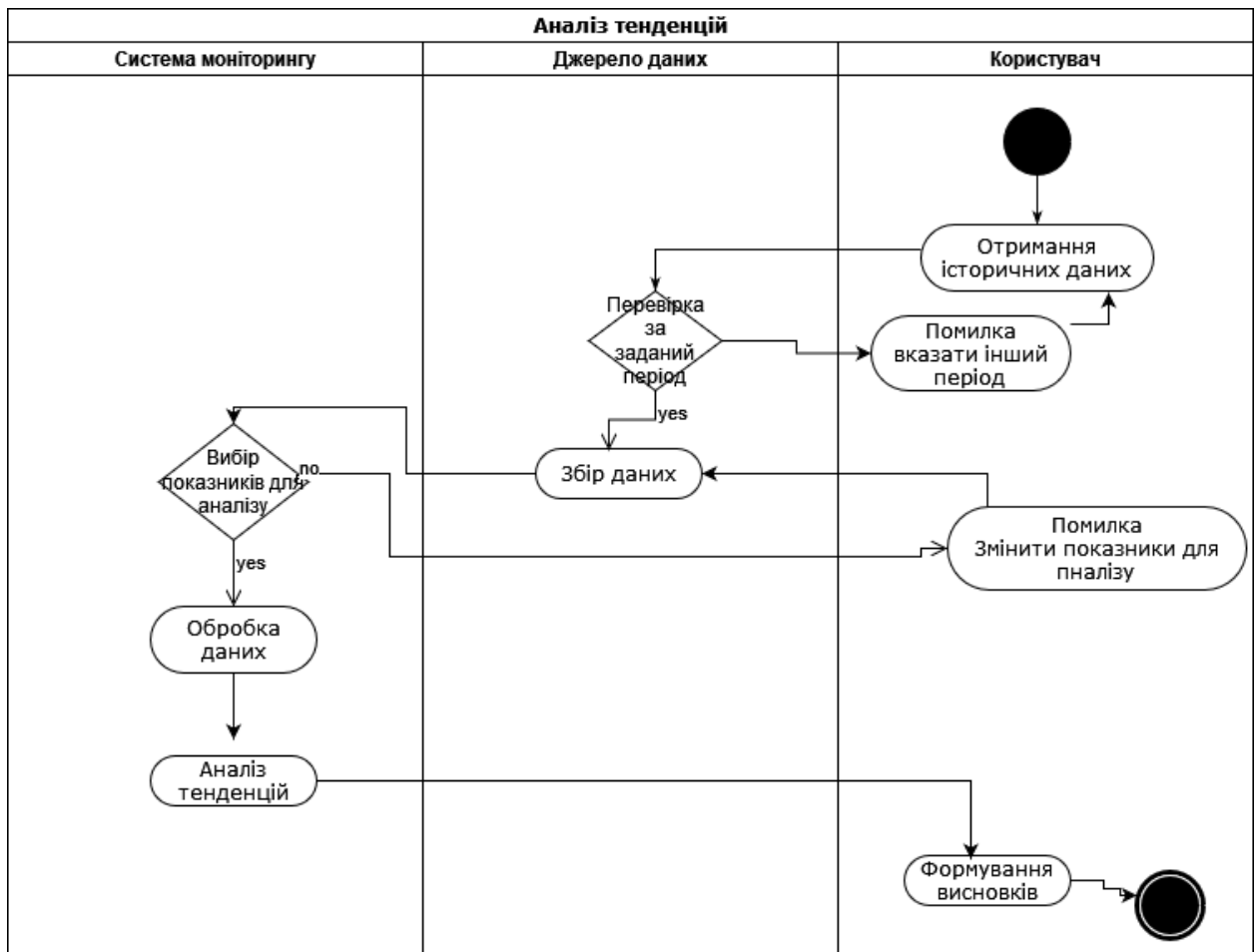


Рис. 2.4 Діаграма діяльності "Аналіз тенденцій"

На рисунку 2.5 зображено діаграму діяльності процесу «Додавання та налаштування джерел даних», яка описує дії оператора під час інтеграції нових джерел у систему. Процес починається з ініціювання додавання джерела та введення параметрів для його налаштування таких як тип даних, частота оновлення, формат і спосіб доступу. Далі система перевіряє правильність заданих параметрів. Якщо вони не відповідають вимогам, користувач отримує повідомлення про помилку й повертається до етапу редагування. У разі успішної перевірки система зберігає параметри, активує нове джерело та

надсилає повідомлення про його успішне додавання. Цей процес гарантує цілісність даних і стабільність роботи системи під час розширення її функціональності.

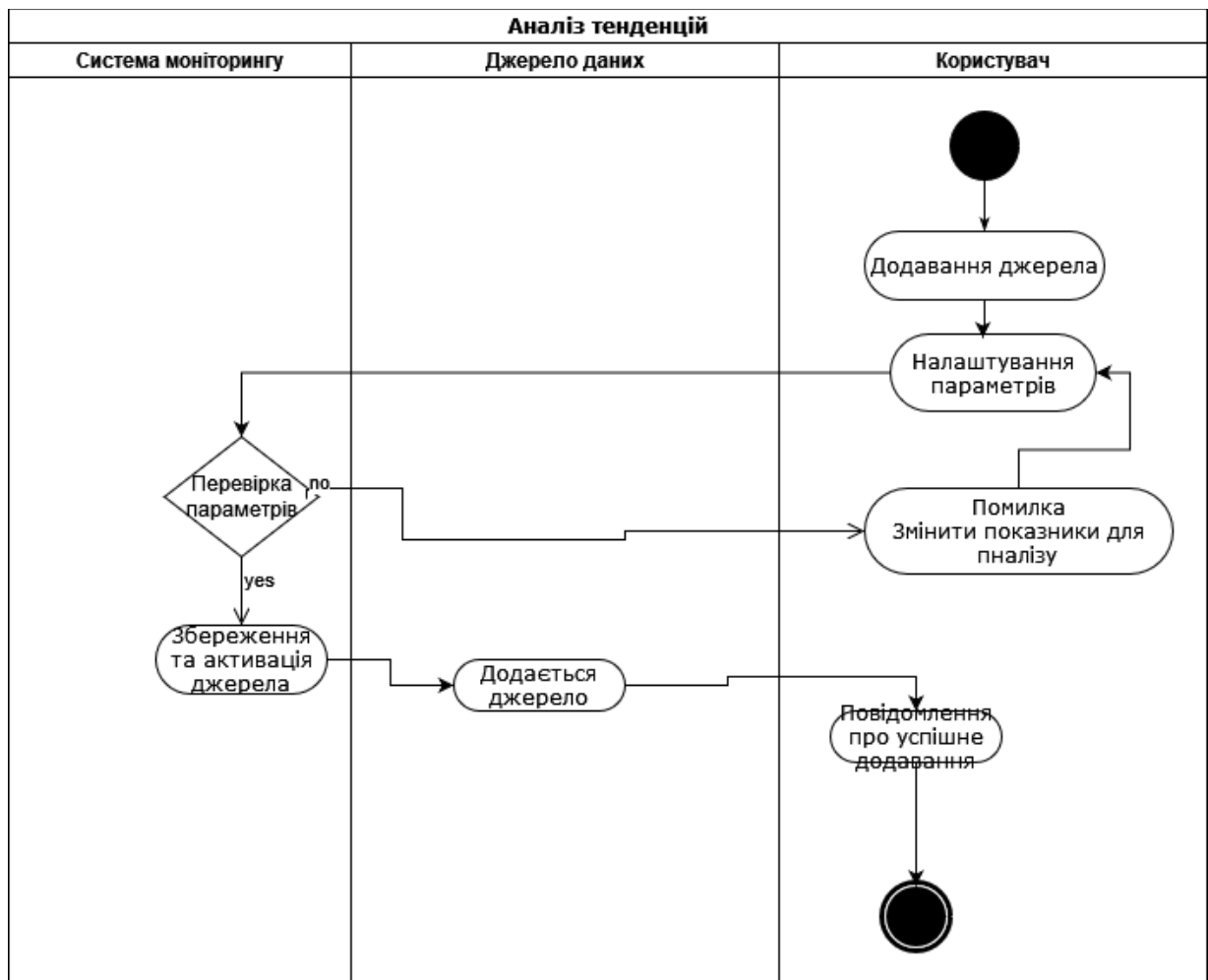


Рис. 2.5 Діаграма діяльності "Додавання та налаштування джерел даних"

#### 2.3.4 Діаграма класів

Діаграма класів відображає структуру інтелектуальної системи прогнозування інтенсивності сонячної енергії та системи підтримки прийняття рішень (рис. 2.6). Вона показує основні класи, їхні атрибути, методи та взаємозв'язки між компонентами програмного комплексу.

Клас SolarData відповідає за збір і збереження даних про сонячну енергію, включаючи параметри дати, часу, температуру, швидкість вітру, вологість і показники генерації. Клас взаємодіє з PredictionModel, передаючи підготовлені дані для подальшого аналізу, а також із UserInterface для відображення показників у графічному інтерфейсі.

Клас PredictionModel реалізує алгоритми прогнозування інтенсивності сонячної енергії. Він отримує дані від SolarData, виконує попередню обробку, тренування моделі та розрахунок прогнозних значень. Результати прогнозу передаються до DecisionSupportSystem для формування аналітичних рекомендацій також результати відображуються в UserInterface.

Клас DecisionSupportSystem (СППР) є основою для прийняття управлінських рішень. Він приймає прогнозовані дані з PredictionModel, аналізує результати та формує рекомендації для користувача. У діаграмі цей клас агрегує PredictionModel, що означає, що модель прогнозування є складовою частиною СППР, але може використовуватись окремо.

Клас UserInterface забезпечує взаємодію користувача із системою. Він відображає результати прогнозів, графіки, таблиці та рекомендації. Крім того, інтерфейс дозволяє вводити нові дані, обирати параметри аналізу й ініціювати запуск моделей прогнозування. UserInterface асоційований із DecisionSupportSystem для обміну результатами аналізу та з SolarData для відображення вхідних показників.

Клас User представляє користувача системи, який може виступати в ролі оператора, аналітика або адміністратора. Він взаємодіє з UserInterface, ініціює процеси прогнозування, переглядає результати та приймає рішення на основі сформованих рекомендацій.

Типи зв'язків, використані на діаграмі:

Асоціація (association) відображає логічний зв'язок або обмін даними між класами, наприклад між UserInterface і DecisionSupportSystem;

Агрегація (aggregation) показує відношення «ціле–частина», коли один клас включає інший, але кожен може існувати незалежно (DecisionSupportSystem агрегує PredictionModel).

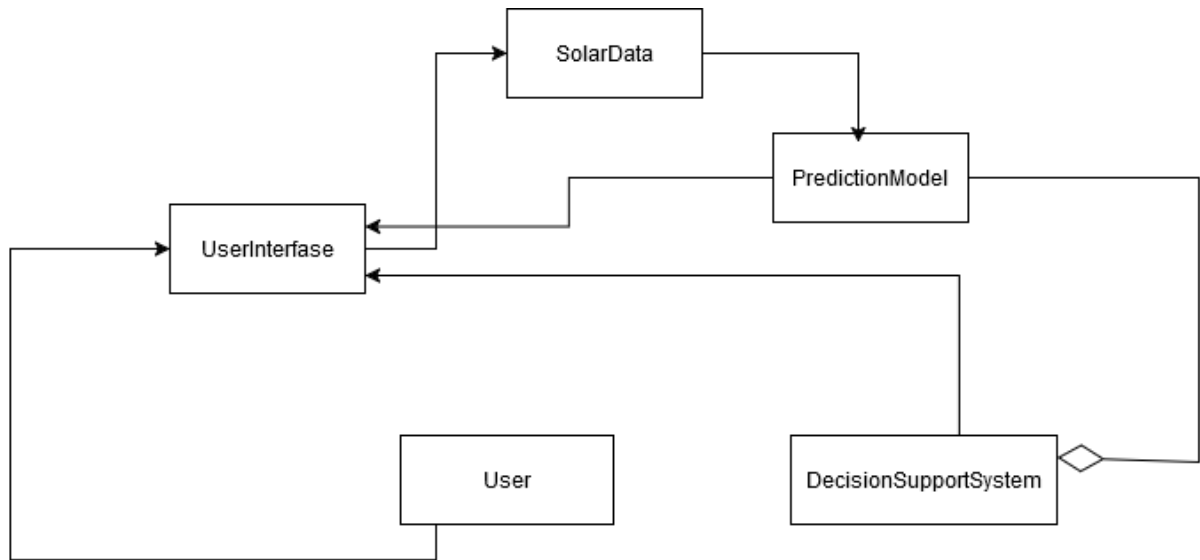


Рис. 2.6 Діаграма класів

## 2.4 Опис логічної структури даних

Основою вхідних даних для системи прогнозування інтенсивності сонячної енергії є таблиця у форматі Excel, яка містить сукупність метеорологічних і технічних параметрів сонячної електростанції. Ці дані використовуються для побудови моделей машинного навчання, аналізу сезонних закономірностей і формування прогнозів генерації енергії.

Кожен рядок таблиці відповідає одному місяцю спостереження, а стовпці є окремим параметрам, що впливають на інтенсивність вироблення сонячної енергії. Структура даних наведена нижче (табл. 2.4).

Таблиці 2.4

### Структура даних файлу Excel

№	Назва поля	Опис	Тип даних / одиниця
1	Рік	Рік проведення вимірювань	Integer
2	Місяць	Назва місяця спостереження	Text
3	Інтенсивність	Кількість отриманої сонячної енергії за місяць	Numeric, кВт·год
4	Температура	Середньомісячна температура повітря	Numeric, °C
5	Вітер	Середня швидкість вітру	Numeric, м/с
6	Хмарність	Середній рівень хмарності, що впливає на іррадіацію	Numeric, %
7	Тип панелей	Конструктивний тип сонячних панелей (моно/полікристалічні)	Text

## Продовження таблиці 2.4

№	Назва поля	Опис	Тип даних / одиниця
8	Фірма панелей	Виробник або бренд фотомодулів	Text
9	Потужність панелей (Вт)	Потужність однієї панелі	Numeric
10	Кількість панелей	Загальна кількість встановлених фотомодулів	Integer
11	Тип АКБ	Тип акумуляторних батарей (LiFePO <sub>4</sub> , AGM, тощо)	Text
12	Ємність АКБ (Вт·год)	Запас енергії в акумуляторній системі	Numeric
13	Інвертор	Модель або тип гібридного інвертора	Text
14	Потужність інвертора (Вт)	Номінальна потужність інвертора	Numeric
15	Локація	Місце розташування станції (населений пункт)	Text
16	Область	Регіон розташування станції	Text

Ці дані охоплюють як метеорологічні параметри (температура, швидкість вітру, хмарність), так і технічні характеристики станції (тип панелей, потужність, кількість, тип АКБ, інвертор). Таке поєднання дає змогу аналізувати вплив природних і технічних факторів на рівень генерації енергії.

Вихідна таблиця використовується на етапі:

- імпорту даних у джерело MSSQL через інтерфейс програми (вкладка «Імпорт з Excel»);
- ETL-процесів під час передачі у сховище (DWH);
- навчання моделей прогнозування у модулі аналітики.
- Дані стандартизуються перед обробкою: текстові значення переводяться в узгоджений формат, числові поля перевіряються на пропуски й аномалії.

## 2.5 Визначення вимог до моделі прогнозування

Побудова моделі прогнозування інтенсивності сонячної енергії вимагає чіткого визначення вимог до її функціональності, точності та адаптивності. Модель має забезпечувати достовірність результатів у реальних умовах експлуатації сонячних електростанцій, враховуючи як природні, так і технічні чинники. Основна мета полягає у створенні системи, здатної прогнозувати

показники генерації з урахуванням змін метеорологічних параметрів, конструктивних характеристик обладнання та сезонних коливань.

Передусім модель повинна працювати на основі перевірених та структурованих даних. Це передбачає наявність попереднього етапу збору, очищення та нормалізації даних із різних джерел. Важливо, щоб алгоритм мав механізми контролю якості інформації, адже похибки у вимірюваннях або неповні дані можуть суттєво вплинути на достовірність прогнозів. Крім того, модель має підтримувати можливість постійного оновлення навчальної вибірки при надходженні нових даних, що забезпечує її адаптацію до змін кліматичних умов або модернізації обладнання.

Високий рівень точності прогнозування досягається за рахунок оптимального підбору вхідних ознак, серед яких ключовими є температура, швидкість вітру, вологість, хмарність, типу, фірми та потужності сонячних панелей, фірми та потужності інвертора, ємність акумуляторів. На основі цих параметрів формується математична модель, здатна визначати тенденції та закономірності у динаміці вироблення енергії.

Важливою властивістю є пояснення результатів. Користувач повинен мати змогу розуміти, які саме фактори вплинули на прогнозований результат, та отримувати рекомендації для прийняття рішень. Це реалізується через інтеграцію моделі з системою підтримки прийняття рішень, яка забезпечує аналітичне представлення даних і формування пропозицій щодо оптимізації роботи сонячної станції.

Ще однією вимогою є забезпечення сумісності моделі з іншими компонентами програмної системи є базою даних, сховищем даних та графічним інтерфейсом користувача. Це дозволяє виконувати прогнозування у напівавтоматичному режимі, з мінімальним втручанням оператора. Крім того, модель має підтримувати обчислення показників якості, таких як середньоквадратична похибка (MSE) та коефіцієнт детермінації ( $R^2$ ), що забезпечує кількісну оцінку її ефективності.

Таким чином, модель прогнозування повинна бути точною, стійкою, адаптивною та інтегрованою в загальну архітектуру інтелектуальної системи. Вона має забезпечувати безперервний процес аналізу та оновлення прогнозів, слугуючи надійним інструментом для прийняття рішень щодо ефективного використання сонячної енергії.

### **Висновки до розділу**

У другому розділі було проведено моделювання інтелектуальної системи прогнозування інтенсивності сонячної енергії, яке охопило як функціональний, так і об'єктно-орієнтований підходи до побудови структури системи. Розглянуто принципи формування вхідних даних, які визначають точність прогнозу, а також побудовано структурну схему сонячної енергосистеми, що відображає логіку взаємодії між її компонентами сонячними панелями, інверторами, акумуляторними батареями, системою збору даних та модулем прогнозування.

У процесі функціонального моделювання створено набір UML-діаграм, які наочно демонструють основні сценарії роботи системи. Діаграма прецедентів описує типові ролі користувачів і їхні дії в межах системи, діаграма послідовності деталізує обмін повідомленнями між компонентами, а діаграма діяльності розкриває логіку виконання процесів під час збору, обробки та аналізу даних. Крім того, діаграма класів дала змогу систематизувати структуру об'єктів і їх взаємозв'язки, що є підґрунтям для подальшого етапу програмного проєктування.

У ході аналізу структури даних сформовано логічну модель вхідних параметрів, на основі якої побудовано таблицю вихідних даних у форматі Excel. Такий формат забезпечує універсальність імпорту до системи, можливість автоматичної перевірки коректності та подальшу інтеграцію з базою даних. Розроблена структура передбачає поєднання метеорологічних характеристик із технічними параметрами станції, що створює умови для

комплексного аналізу впливу природних і технологічних факторів на генерацію енергії.

Особливу увагу приділено формуванню вимог до моделі прогнозування. Визначено, що модель повинна бути адаптивною, стійкою до похибок і шумів у даних, здатною до самооновлення при надходженні нової інформації. Також підкреслено важливість інтерпретованості результатів і забезпечення зрозумілої взаємодії з користувачем через модуль підтримки прийняття рішень.

Таким чином, у розділі закладено методологічну та концептуальну основу системи прогнозування. Результати моделювання створюють цілісне уявлення про архітектуру, логіку та функціонування майбутньої системи, визначають вимоги до алгоритмів машинного навчання та інформаційних потоків, що будуть реалізовані в наступному розділі. Отримані результати є базою для розробки програмних компонентів, побудови бази та сховища даних, інтеграції аналітичних моделей і створення інтерфейсу користувача.

## 3 РОЗРОБКА СИСТЕМИ

### 3.1 Архітектура інтелектуальної системи прогнозування

Архітектура інтелектуальної системи прогнозування інтенсивності сонячної енергії побудована за модульним принципом, що забезпечує масштабованість, гнучкість і можливість подальшого розширення функціоналу. Система поєднує аналітичні, обчислювальні та користувацькі компоненти, які взаємодіють через єдине інформаційне середовище. Такий підхід дозволяє забезпечити наскрізний потік даних від первинного збору інформації до отримання прогнозу та формування рекомендацій для прийняття рішень.

Архітектура складається з чотирьох взаємопов'язаних підсистем: джерела даних, сховища даних, аналітичного модуля прогнозування та підсистеми підтримки прийняття рішень(СППР).

Джерело даних відповідає за надходження інформації, це можуть бути файли Excel, або дані, внесені вручну користувачем через інтерфейс програми. На цьому етапі здійснюється перевірка коректності даних, їхнє очищення та збереження в оперативній базі даних SolarSystem.

Сховище даних (SolarDWH) призначене для агрегації, узагальнення та збереження історичних даних, що проходять через процес ETL(Extract, Transform, Load). Тут дані структуруються у форматі зіркової схеми з вимірними таблицями (DimDate, DimLocation, DimSolarStation) та фактологічною таблицею FactSolarData, що дозволяє виконувати багатовимірний аналіз.

Модуль прогнозування (Prediction Module) реалізує методи машинного навчання для аналізу динаміки сонячної генерації та формування прогнозів. До складу входять моделі лінійної регресії, ансамблеві методи(Bagging, Boosting) і додаткові алгоритми, такі як наївний Баєс або 1-Rule, які використовуються для експериментального порівняння точності.

Система підтримки прийняття рішень(СППР) інтегрує результати прогнозів, метрики точності та аналітичні індикатори, надаючи користувачеві рекомендації щодо оптимізації роботи станції. Вона поєднана з OLAP-кубом, що забезпечує багатовимірний перегляд даних і можливість побудови звітів.

Важливою складовою архітектури є графічний інтерфейс користувача (GUI), реалізований засобами бібліотеки Tkinter у середовищі Python. Через нього користувач взаємодіє із системою, здійснює імпорт даних, ініціює аналітичні розрахунки, переглядає графіки та звіти. Програмна структура побудована на принципі ролей: Користувач, Аналітик, Адміністратор, Дослідження.

Топологічна схема системи (рис. 3.1) демонструє взаємодію всіх компонентів. Вона відображає шлях даних від моменту введення до формування прогнозу та прийняття рішення. Інформаційні потоки між модулями забезпечуються за допомогою підключення через `pyodbc` до серверів Microsoft SQL Server, а обробка даних і візуалізація за допомогою бібліотек `pandas`, `matplotlib`, `seaborn` і `scikit-learn`.

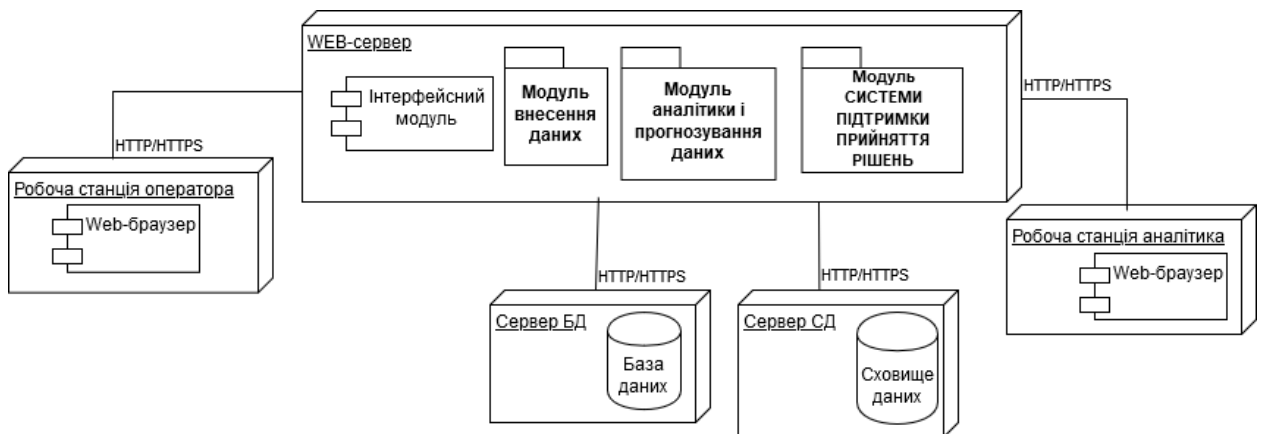


Рис. 3.1 Топологічна схема архітектури інтелектуальної системи

Загалом архітектура системи орієнтована на інтеграцію трьох рівнів: даних, аналітики та рішень. Такий підхід забезпечує цілісність і надійність функціонування всієї системи, мінімізує втручання користувача у процес прогнозування та створює передумови для подальшого розвитку, зокрема інтеграції з хмарними сервісами або IoT-платформами для моніторингу сонячних станцій у реальному часі.

### 3.2 Розробка бази даних та сховища даних

Для реалізації інтелектуальної системи прогнозування інтенсивності сонячної енергії спроектовано дворівневу структуру зберігання інформації, яка включає операційну базу даних (джерело) та сховище даних (Data Warehouse). Такий підхід забезпечує відокремлення поточних транзакційних процесів від аналітичних обчислень, що підвищує швидкість системи й оптимізує виконання запитів.

Операційна база даних SolarSystem призначена для збору та зберігання первинних даних, отриманих із зовнішніх джерел або введених користувачем через інтерфейс програми. Її структура наведена на рис. 3.2.

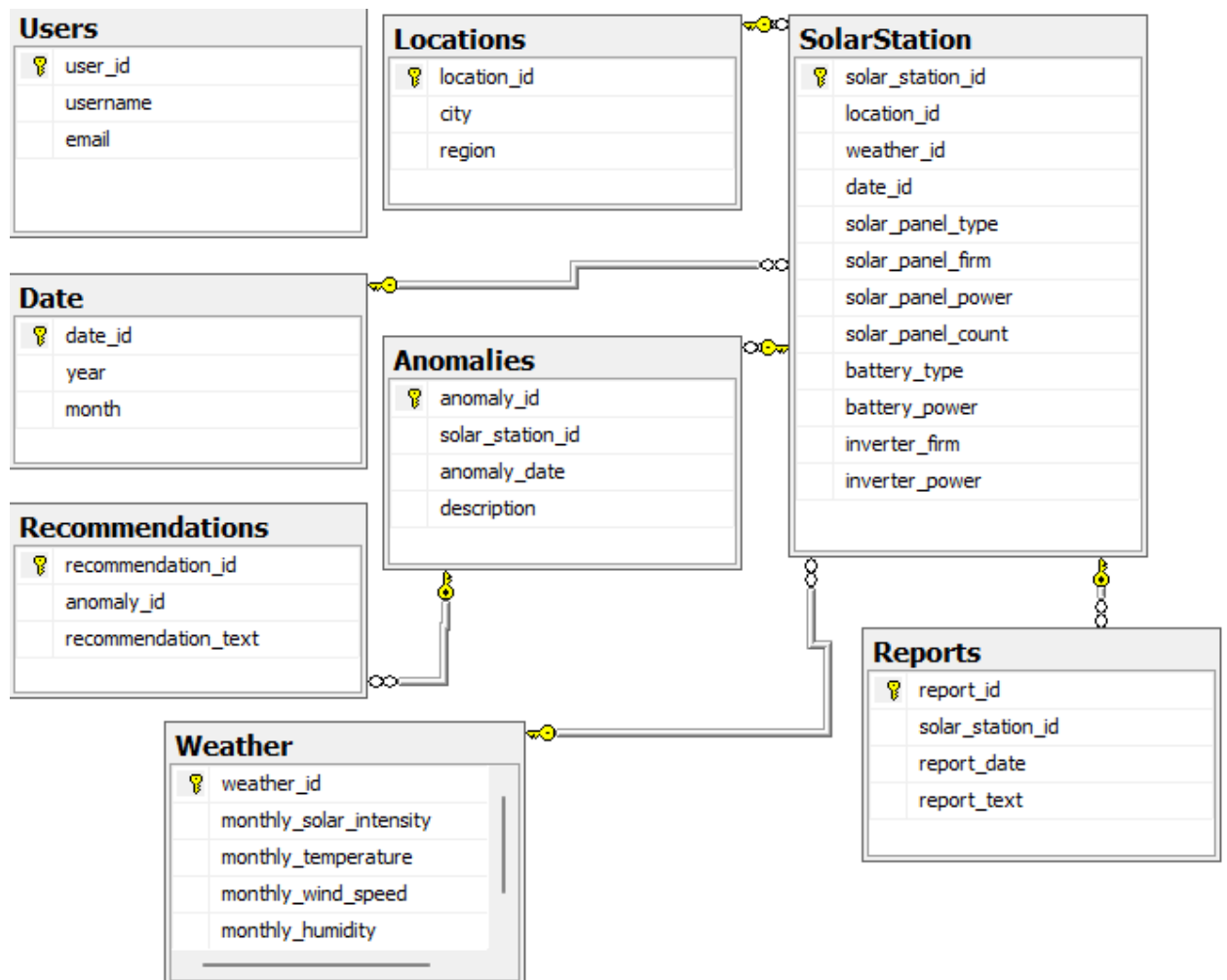


Рис. 3.2. Логічна структура операційної бази даних SolarSystem

База містить низку взаємопов'язаних таблиць:

Users реєструє користувачів системи, зберігає їхні ідентифікатори, імена та електронні адреси.

Locations містить географічну інформацію (місто, регіон), що використовується для просторової аналітики.

Weather зберігає метеорологічні показники: середньомісячну температуру, швидкість вітру, вологість і сонячну інтенсивність.

Date реалізує календарний вимір (рік, місяць), що дозволяє групувати показники за періодами.

SolarStation головна таблиця, у якій фіксуються технічні параметри станції: тип панелей, їхня кількість, потужність, фірма-виробник, тип і ємність акумуляторів, потужність інвертора.

Reports містить аналітичні звіти, сформовані користувачем або системою автоматично.

Anomalies описує випадки відхилень у роботі станцій, фіксує дату, опис і тип аномалії.

Recommendations пов'язана з таблицею Anomalies та зберігає текстові поради або рішення, згенеровані системою підтримки прийняття рішень.

База даних побудована за нормалізованою структурою, що мінімізує дублювання даних і підтримує логічні зв'язки між сутностями. Вона є основним джерелом для подальшого формування сховища даних.

На наступному рівні формується сховище даних SolarDWH, яке містить агреговану та історичну інформацію для виконання аналітичних запитів. Його структура подана на рис. 3.3.

Сховище побудовано за принципом зірки, де в центрі розташована таблиця фактів FactSolarData, а навколо таблиці вимірів DimDate, DimLocations і DimSolarStation. Така модель забезпечує високу швидкість агрегації даних, зручність у побудові звітів і підтримку OLAP-аналізу.

Опис таблиць сховища:

DimDate зберігає часові параметри: date\_id, month, year. Цей вимір дає змогу виконувати аналіз динаміки вироблення енергії за місяцями або роками.

DimLocations містить просторові характеристики: location\_id, location,

region. На основі цього виміру формується аналітика за географічними зонами.

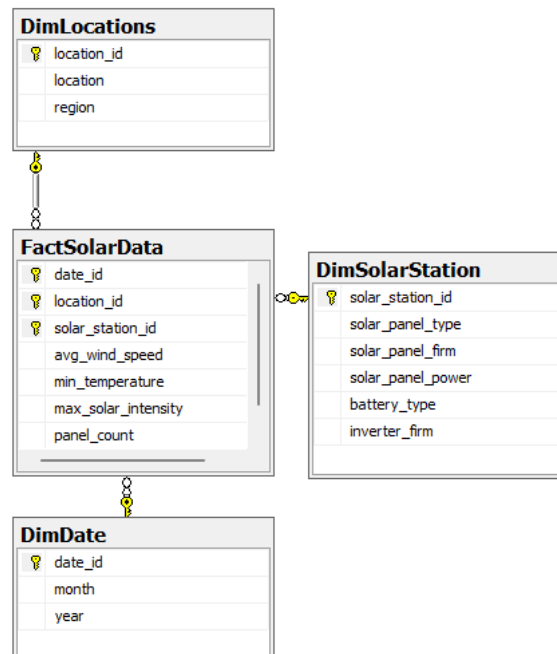


Рис. 3.3 Структура сховища даних SolarDWH

DimSolarStation описує технічні параметри станцій: `solar_panel_type`, `solar_panel_firm`, `solar_panel_power`, `battery_type`, `inverter_firm`. Ці дані використовуються для порівняння ефективності обладнання різних типів і виробників.

FactSolarData центральна таблиця, що містить числові показники генерації енергії та метеорологічні характеристики. Основні поля: `date_id` зв'язок із DimDate, `location_id` зв'язок із DimLocations, `solar_station_id` зв'язок із DimSolarStation, `avg_wind_speed` середня швидкість вітру, `min_temperature` мінімальна температура за період, `max_solar_intensity` максимальна сонячна інтенсивність, `panel_count` кількість сонячних панелей.

Між SolarSystem і SolarDWH реалізовано процес ETL (Extract Transform Load).

На етапі Extract система вибирає необхідні записи з джерела,

На етапі Transform виконує перетворення, перевірку повноти, форматування й обчислення похідних параметрів,

На етапі Load завантажує узгоджені дані до сховища.

Це забезпечує цілісність інформації, синхронізацію між джерелом і сховищем та можливість формування історичних звітів без втрати точності. Створена структура дозволяє швидко отримувати аналітичну інформацію для навчання моделей прогнозування та для подальшої візуалізації результатів у підсистемі підтримки прийняття рішень.

### **3.3 Побудова OLAP-куба**

На основі створеного сховища даних SolarDWH було реалізовано аналітичну багатовимірну модель у середовищі Microsoft Visual Studio з використанням платформи SQL Server Analysis Services (SSAS). Метою побудови OLAP-куба є забезпечення швидкого доступу до агрегованої інформації, виконання гнучкого аналітичного аналізу та формування звітів для системи підтримки прийняття рішень.

Аналітичний OLAP-куб будується на структурі сховища даних SolarDWH, яке організоване у вигляді багатовимірної моделі. У процесі моделювання центральним елементом було визначено таблицю фактів FactSolarData, що містить основні числові показники метеорологічних умов та параметрів генерації. Доступ до цих даних забезпечується через три вимірні таблиці, пов'язані з нею: DimDate, DimLocations та DimSolarStation (рис. 3.4).

Це поєднання утворює багатовимірний простір, у межах якого користувач може досліджувати дані за різними аспектами — часовими інтервалами, географічними зонами та технічними характеристиками станції. Така модель створює основу для формування OLAP-куба, що надалі використовується для швидких запитів та гнучких аналітичних операцій.

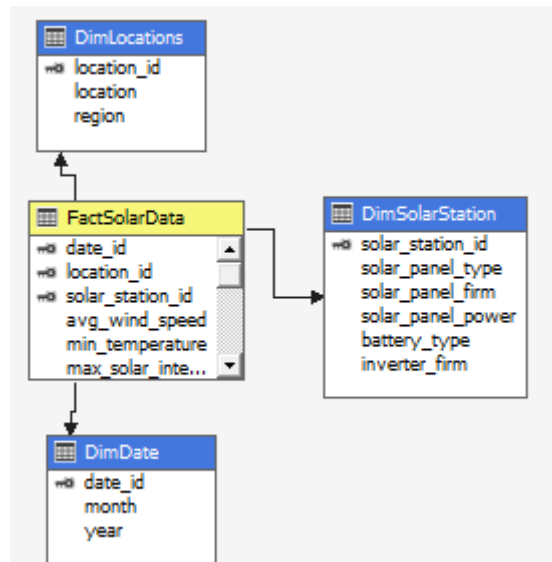


Рис. 3.4 OLAP-куба

### Побудова OLAP-куба у Visual Studio

Розробка куба здійснювалася в середовищі Visual Studio за допомогою шаблону Analysis Services Multidimensional and Data Mining Project. Процес створення складався з кількох етапів:

**Створення Data Source:** підключення до бази даних SolarDWH через Microsoft SQL Server, де було визначено джерело даних для аналітичних обчислень.

**Формування Data Source View:** вибір необхідних таблиць (FactSolarData, DimDate, DimLocations, DimSolarStation) та побудова логічних зв'язків між ними відповідно до зіркової схеми.

**Побудова кубу (Cube Structure):** визначення фактів і вимірів. У кубі SolarCube як Measures (показники) використано агреговані дані з таблиці FactSolarData:

- Max Solar Intensity: максимальна інтенсивність сонячної енергії;
- Min Temperature: мінімальна температура за період;
- Avg Wind Speed: середня швидкість вітру;
- Panel Count: кількість встановлених сонячних панелей.
- Створення Dimensions (вимірів) на основі таблиць вимірів:
- DimDate (рік, місяць) ієрархія часу;
- DimLocation (місто, регіон) місце розташування;

DimStation (тип панелей, виробник, тип АКБ, інвертор) технічні характеристики обладнання.

Визначення ієрархій і зв'язків для зручності аналізу створено вкладені рівні, наприклад: Рік → Місяць або Область → Місто.

Розгортання (Deployment) — куб було розгорнуто на сервері SQL Server Analysis Services, після чого проведено обчислення (Process Full), щоб сформувати агреговані значення у всіх комбінаціях вимірів.

#### Функціональні можливості OLAP-куба

Розроблений куб SolarCube дозволяє виконувати:

аналіз динаміки інтенсивності сонячного випромінювання за роками й місяцями; порівняння генерації між різними регіонами або типами сонячних панелей; виявлення залежності між погодними параметрами (температура, вітер, хмарність) та ефективністю генерації; обчислення середніх, мінімальних і максимальних значень за вибраними фільтрами; формування зрізів даних для системи підтримки прийняття рішень, зокрема рекомендацій щодо оптимальних періодів експлуатації чи технічного обслуговування.

Побудований OLAP-куб став ключовим елементом аналітичної підсистеми, що об'єднує процеси збору, узагальнення та інтерпретації даних. Його використання дозволяє користувачам безпосередньо взаємодіяти з великими обсягами інформації, швидко формувати звіти та виявляти приховані закономірності у виробленні сонячної енергії.

### **3.4 Розробка моделей машинного навчання**

Процес побудови та навчання моделей машинного навчання, які використовуються для прогнозування інтенсивності сонячної енергії. Реалізація виконана у програмному модулі, що входить до інтерфейсу аналітика та представлена у вкладці Навчання моделі. Функціональність дозволяє завантажувати дані, виконувати попередню підготовку, навчати декілька моделей і порівнювати їх точність на основі кількох метрик.

Перед навчанням моделі користувач завантажує файл формату Excel або CSV, після чого у графічному інтерфейсі відображається попередній перегляд таблиці. Це забезпечує можливість перевірки структури набору даних і вибору необхідних стовпців. На етапі підготовки даних користувач визначає цільову змінну та набір вхідних ознак. Додатково можна налаштувати розмір тестової вибірки та активувати масштабування за допомогою StandardScaler. Під час валідації перевіряється, щоб цільова змінна не входила до списку ознак, а також щоб для навчання використовувалися лише числові стовпці.

Однією з функцій є автоматичне створення шести різних наборів даних. Для цього використовується випадкова вибірка частини вихідного датасету з різними початковими станами генератора випадкових чисел. Це дозволяє перевірити стабільність алгоритмів на різних підмножинах даних, що покращує об'єктивність оцінювання моделей.

Після підготовки параметрів виконується навчання моделей. У програмі реалізовано підтримку трьох типів моделей: Linear Regression, Random Forest і Gradient Boosting. Для кожного з шести наборів даних проводиться розділення на тренувальну і тестову вибірки. У разі ввімкнення опції масштабування вхідні ознаки нормалізуються. Моделі навчаються на тренувальних даних і проходять оцінювання на тестових. Обчислюються такі метрики: MSE, R2 і середнє значення кросвалідною валідацією CV MSE на основі п'яти складок. Результати записуються у файл results.csv і одночасно з'являються в окремій таблиці у вкладці інтерфейсу.

Отримані результати можна візуалізувати у вигляді діаграм. Для цього використовуються групові boxplot-графіки, які дозволяють порівняти похибки моделей на різних наборах даних. Додана можливість автоматичного формування текстового опису результатів, який включає статистичне порівняння моделей та визначення найкращої.

Система також містить механізм збереження найкращої моделі. Для цього обирається запис із мінімальним значенням MSE, визначається набір даних, на основі якого була досягнута ця точність, і модель проходить

повторне навчання з коректним набором числових ознак. Якщо користувач під час підготовки застосовував масштабування, то разом з моделлю зберігається і об'єкт масштабувальника. Усі параметри, список ознак і сама модель записуються у файл `best_model.pkl` у форматі `joblib`.

Розроблений модуль дозволяє аналітику проводити експериментальне моделювання, порівнювати якість алгоритмів, зберігати найуспішніші моделі та використовувати їх для подальших прогнозів у системі підтримки прийняття рішень.

### 3.4.1 Лінійна регресія

Лінійна регресія є базовою моделлю, яка використовується для прогнозування величини інтенсивності сонячної енергії на основі вибраного набору ознак. Цей метод передбачає побудову лінійної залежності між цільовою змінною та вхідними параметрами, що є основою для подальшого порівняння з більш складними моделями ансамблевого типу.

У реалізованій системі лінійна регресія використовується як одна з трьох основних моделей у вкладці навчання. Алгоритм отримує числові вхідні дані, що були попередньо відібрані користувачем. Після очищення даних від пропусків виконується розділення на тренувальну і тестову вибірки, розмір яких визначається параметрами інтерфейсу. За необхідності виконується масштабування ознак, що дозволяє підвищити якість навчання у випадку значної різниці в діапазонах значень.

Під час навчання модель обчислює коефіцієнти регресії, які відображають ступінь впливу кожної ознаки на прогнозований показник. Після цього здійснюється прогнозування для тестової частини вибірки. Для оцінки якості моделі обчислюються три основні метрики: середньоквадратична помилка  $MSE$ , коефіцієнт детермінації  $R^2$  та значення  $CV\ MSE$ . Ці метрики дозволяють визначити відхилення прогнозу від фактичних значень, а також оцінити здатність моделі узагальнювати дані на нових спостереженнях.

Лінійна регресія слугує початковою точкою для порівняння результатів. Її поведінка є добре інтерпретованою, а швидкість навчання дозволяє використовувати її як орієнтир у процесі вибору оптимальної моделі машинного навчання. У випадках, коли зв'язок між ознаками та цільовою змінною є близьким до лінійного, цей метод забезпечує стабільні результати та може бути рекомендований для використання у швидких прогнозах або в ситуаціях з обмеженим обсягом даних.

#### 3.4.2 Моделі ансамблевого навчання

У системі прогнозування додатково реалізовано два ансамблеві методи машинного навчання: Random Forest та Gradient Boosting. Ці алгоритми використовуються для підвищення точності прогнозування завдяки поєднанню результатів кількох базових моделей, що зменшує ризик переобучення та підвищує стійкість моделі до шумів у даних.

Random Forest є класичним представником методів типу bagging. Він формує сукупність незалежних дерев рішень, кожне з яких навчається на випадковій підмножині даних та ознак. Під час прогнозування модель використовує середнє значення результатів усіх дерев. Такий підхід робить метод стійким до коливань у даних і забезпечує добру узагальнювальну здатність у випадках, коли зв'язок між ознаками та цільовою змінною є нелінійним. У реалізованій програмі модель створюється з використанням ста дерев, а параметр `random_state` забезпечує відтворюваність результатів. Random Forest показує стабільні значення MSE та R2 на різних наборах даних, що дозволяє коректно оцінити його ефективність.

Gradient Boosting належить до моделей типу boosting. Метод будує послідовність слабких моделей, кожна з яких намагається виправити помилки попередньої. У результаті формується композиція, що поступово зменшує похибку прогнозування. Такий підхід часто забезпечує високу точність, особливо для даних зі складними нелінійними залежностями. У реалізації використовується стандартна конфігурація з кількістю оцінювачів, рівною ста.

Метод здатний демонструвати вищі показники  $R^2$ , однак потребує ретельнішої підготовки даних і більшого обсягу часу на навчання.

Для обох моделей у програмі виконується однакова послідовність операцій. Після підготовки набору ознак та цільової змінної проводиться розділення на тренувальну і тестову вибірки. За потреби вхідні дані масштабуються. Моделі навчаються на тренувальних даних, після чого здійснюється прогнозування значень для тестової частини вибірки. Для оцінки точності обчислюються показники MSE,  $R^2$  та CV MSE, які заносяться у таблицю результатів та до файла results.csv.

Використання ансамблевих моделей розширює можливості системи прогнозування, оскільки дозволяє порівнювати поведінку методів з різними принципами роботи. Це підвищує надійність вибору фінальної моделі для наступного розгортання у системі підтримки прийняття рішень.

### 3.4.3 Порівняння моделей та вибір найкращої

Після навчання моделей виконується етап порівняння їх ефективності з метою вибору найбільш придатного алгоритму для подальшого використання у системі прогнозування. У реалізованому модулі цей процес здійснюється автоматично на основі єдиного підходу до оцінювання трьох моделей: Linear Regression, Random Forest і Gradient Boosting.

Для кожної моделі обчислюються три метрики якості. Серед них середньоквадратична помилка MSE, яка характеризує середнє відхилення прогнозів від фактичних значень. Коефіцієнт детермінації  $R^2$  відображає ступінь відповідності моделі реальним даним та дозволяє оцінити частку пояснених варіацій. Метрика CV MSE визначається методом кросвалідної валідації і показує стабільність поведінки моделі на різних підмножинах навчальних даних. Сукупне використання цих показників дає змогу оцінити точність, надійність та узагальнювальну здатність алгоритмів.

Порівняння здійснюється на шести різних наборах даних, які формуються автоматично із використанням випадкової вибірки. Це дозволяє уникнути залежності від конкретної комбінації записів та забезпечує більш

об'єктивну оцінку. Результати для кожного набору та моделі зберігаються до таблиці та експортуються у файл `results.csv`, що створює можливість подальшого аналізу на окремому етапі дослідження.

На основі отриманих значень автоматично визначається найкраща модель. До уваги береться насамперед значення середньоквадратичної помилки, оскільки вона є ключовим критерієм при прогнозуванні кількісних величин. Модель з найменшим значенням MSE вважається оптимальною. Після цього система повторно навчає її на повному наборі відповідних ознак. Якщо під час підготовки було обрано масштабування даних, разом з моделлю зберігається і налаштований масштабувальник. Фінальний результат зберігається у вигляді файлу `best_model.pkl`, який може бути використаний у модулі підтримки прийняття рішень для подальших прогнозів.

Такий підхід до порівняння моделей дає змогу стандартизувати процес вибору найкращого алгоритму та забезпечує його повну відтворюваність. Використання декількох метрик і декількох підмножин даних гарантує об'єктивність оцінювання, а автоматизація процесу робить модуль ефективним інструментом для аналітика.

### **3.5 Розробка інтерфейсу користувача на основі бібліотеки Tkinter**

Інтерфейс користувача є ключовим компонентом системи, оскільки забезпечує взаємодію користувача з програмою та надає доступ до всіх функціональних модулів. Для реалізації інтерфейсу було використано стандартну бібліотеку Python Tkinter, що дозволяє створювати кросплатформні графічні інтерфейси без встановлення додаткових залежностей. Архітектура інтерфейсу побудована за принципом багатовіконного застосунку з підтримкою декількох ролей, що забезпечує гнучкий розподіл прав доступу відповідно до функціональних обов'язків користувачів.

Після запуску програми відкривається головне вікно, у якому користувач може обрати одну з трьох ролей: «Користувач», «Аналітик» або

«Адміністратор» (дод. А.1). Кожна роль активує окремий набір вкладок і функцій, що підвищує зручність роботи та запобігає доступу до інструментів, які не відповідають компетенції користувача.

У межах ролі «Користувач» реалізовано два способи внесення інформації: завантаження існуючих Excel-файлів та ручне введення даних. Після вибору файлу користувач може відобразити його структуру, перевірити коректність даних, оцінити унікальність записів та виконати імпорт у базу MSSQL. Вкладка імпорту забезпечує зручний попередній перегляд таблиці та інструменти валідації (дод. А.2). Функція ручного введення(дод. А.3), містить окремі поля для року, місяців, температури, швидкості вітру, вологості та характеристик сонячної електростанції. Активність полів керується чекбоксами, що спрощує роботу з неповними наборами даних. Після заповнення інформація проходить обробку та валідацію, а потім передається у базу даних через SQL-запити. Доступні також інструменти для перегляду логів та редагування даних таблиць, що дозволяє підтримувати актуальність інформації в системі.

Середовище ролі «Аналітик» включає всі необхідні інструменти для роботи з даними: виконання ETL-підготовки, формування фактів у сховищі, навчання моделей машинного навчання, перегляд результатів, побудову графіків та виконання прогнозування. Особливу увагу приділено модулю навчання, де можна вибрати цільову змінну, набір ознак, режим масштабування даних та тип моделі (лінійна регресія, Random Forest або Gradient Boosting). Система автоматично формує шість наборів даних, виконує тренування моделей та обчислює метрики MSE,  $R^2$  і CV MSE. Результати відображаються в компактній таблиці, після чого користувач може зберегти найкращу модель у форматі .pkl разом зі scaler та структурою ознак для подальшого використання (дод. А.4). Окремі вкладки забезпечують перегляд графіків, автоматичне пояснення результатів та виконання прогнозу на основі збереженої моделі (дод. Б.1).

Роль «Адміністратор» містить модулі для конфігурування системи, управління правилами, редагування рекомендацій та роботи з системою підтримки прийняття рішень. Додатково реалізовано спеціальний модуль «Поради з побудови СЕС», який працює в режимі діалогової взаємодії та формує рекомендовану конфігурацію сонячної електростанції залежно від введених параметрів: потужності, місця встановлення, бюджету й типу обладнання (дод. Б.2). Модуль підтримує нечіткі запити, різні комбінації формулювань та може працювати навіть із незначними орфографічними помилками.

Кожен елемент графічного інтерфейсу побудований на основі компонентів Tkinter, зокрема LabelFrame, Notebook, Treeview, Combobox, Scrollbar та Button. Обробку подій реалізовано через колбек-функції, що відповідають за валідацію введених даних, взаємодію зі сховищем MSSQL, імпорт файлів, тренування моделей, формування прогнозів та побудову графіків. Усі функціональні частини зосереджені у відповідних класах, що забезпечує модульність, зручність розширення та спрощення супроводу.

Розроблений інтерфейс характеризується логічною структурою, стабільністю роботи та оптимальним розподілом функціональних можливостей між ролями. Завдяки інтеграції з моделями машинного навчання та обробкою реальних даних система виступає не лише інструментом введення інформації, а повноцінною аналітичною платформою для дослідження, прогнозування та підтримки прийняття рішень у галузі сонячної енергетики.

### **3.6 Алгоритм підтримки прийняття рішень**

Алгоритм підтримки прийняття рішень є завершальним компонентом системи і забезпечує аналіз прогнозних даних, формування рекомендацій та вибір оптимальних параметрів роботи сонячної енергосистеми. Його робота інтегрована з модулем прогнозування, базою даних та окремим інтерфейсним модулем, доступним у ролі «Адміністратор». Основна мета алгоритму полягає у перетворенні числових показників, історичних даних та характеристик

обладнання на інформативні висновки, що полегшують прийняття технічних та експлуатаційних рішень.

Алгоритм використовує декілька джерел даних. По-перше, це результати прогнозування інтенсивності сонячної енергії, сформовані моделлю машинного навчання, збереженою у форматі .pkl. По-друге, системні характеристики станції, які користувач вносить під час введення даних, а також наявні записи у таблицях Date, Locations, Weather та SolarStation. По-третє, аналітичні методи, доступні у вкладці «Дослідження», зокрема асоціативні правила та кластеризація, що можуть виявляти приховані залежності між характеристиками станції та рівнем генерації.

Робота алгоритму починається з аналізу поточного стану системи. Він зчитує місяць, рік та характеристики станції, після чого отримує прогноз генерації на основі історичного профілю та вибраних ознак. Далі виконується порівняння прогнозного значення з середніми показниками для аналогічних станцій у вибраному регіоні. Така перевірка дозволяє виявити потенційні відхилення та спрогнозувати ризики недогенерації.

На наступному етапі алгоритм застосовує набір правил, що визначає тип рекомендацій. Якщо очікувана інтенсивність нижча за середній рівень для даного місяця, користувач отримує поради щодо оптимізації виробітку. До таких рекомендацій можуть належати очищення поверхні панелей, коригування кута нахилу або перевірка стану акумуляторів. Якщо прогноз високий, система пропонує варіанти раціонального використання надлишкової енергії, наприклад перенесення енергомістких процесів на періоди пікової генерації.

Окремий сценарій роботи алгоритму стосується рекомендацій щодо конфігурації станції. Функція реалізована у модулі «Поради з побудови СЕС», де користувач вводить місто, орієнтовну потужність чи бюджет, а система на основі параметрів регіону, середньорічної інтенсивності та характеристик типових панелей формує набір обладнання. Механізм підтримує нечіткі

запити, що забезпечує гнучкість введення. Наприклад, запит «СЕС 5 Київ» або «5 кВт Київ» буде розпізнаний однаково (дод. Б.2).

Алгоритм включає декілька етапів обробки запитів. Спочатку система виконує нормалізацію тексту, усуваючи можливі помилки та відмінкові форми. Потім із запиту виділяється ключова інформація: місто, потужність, тип панелей, ознаки бюджету. Після цього обирається конфігурація із базової бібліотеки, яка містить типові набори обладнання з відповідними характеристиками. Комбінація коригується з урахуванням кліматичних умов регіону та особливостей експлуатації.

Завершальним етапом роботи алгоритму є формування підсумкової поради. Вона містить характеристику очікуваної генерації, пояснення ключових факторів впливу та перелік конкретних дій, які бажано виконати. Рекомендації подаються у структурованому вигляді та відображаються у відповідній вкладці інтерфейсу. За потреби користувач може зберегти результат у таблицю Recommendations, а адміністратор має можливість редагувати або доповнювати набір правил.

У підсумку алгоритм підтримки прийняття рішень об'єднує прогностичні моделі, системні параметри, базу знань та додаткові аналітичні методи. Він забезпечує автоматизоване отримання рекомендацій, зменшує ймовірність технічних помилок та сприяє ефективнішому плануванню експлуатації сонячної енергосистеми.

### **Висновки до розділу**

У цьому розділі було розроблено повний комплекс компонентів програмної системи прогнозування інтенсивності сонячної енергії, починаючи з проєктування бази даних і закінчуючи побудовою інтерфейсу користувача та інтеграцією алгоритму підтримки прийняття рішень. Реалізовано структуру оперативного джерела даних та сховища SolarDWH, що забезпечує стабільне зберігання, обробку і подальший аналіз інформації. Побудовано багатовимірний куб у Visual Studio, який надає можливість виконувати

аналітичні запити, формувати агрегати, порівнювати показники за роками, місяцями, локаціями та характеристиками обладнання.

У межах програмної частини створено кросплатформний інтерфейс на базі бібліотеки Tkinter з підтримкою трьох ролей, кожна з яких має власний набір функцій. Реалізовано інструменти для завантаження Excel-файлів, ручного введення інформації, валідації даних та імпорту в MSSQL. Побудовано модуль для ETL-обробки, формування фактів, роботи з аналітичними методами, тренування моделей, перегляду графіків та виконання прогнозування. Забезпечено можливість вибору цільової змінної, ознак, методу масштабування, типу моделі, а також генерацію порівняльних звітів із метриками якості.

Окрему увагу приділено алгоритму підтримки прийняття рішень, який об'єднує прогнозні дані, статистичні показники, системні параметри та правила визначення рекомендацій. Реалізовано модуль рекомендацій для адміністраторів та механізм порад із побудови сонячних електростанцій. Алгоритм підтримує нечіткі запити, автоматичне розпізнавання параметрів та формування конфігурацій обладнання відповідно до особливостей регіону.

Результатом роботи стало створення повноцінної аналітичної системи, яка поєднує базу даних, DWH, куб, інтерфейс, алгоритми обробки, прогнозування та рекомендаційні механізми. Розроблений програмний комплекс забезпечує можливість збирання, аналізу та інтелектуального використання даних сонячної енергетики, що є необхідним для вирішення практичних задач моніторингу, планування та підвищення ефективності роботи сонячних електростанцій.

## 4 РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ СИСТЕМИ

### 4.1 Апаратне та програмне забезпечення системи

Функціонування розробленої системи прогнозування інтенсивності сонячної енергії та підтримки прийняття рішень спирається на поєднання сучасних апаратних ресурсів та програмних інструментів. Їх коректна взаємодія забезпечує стабільну роботу всіх модулів, включаючи імпорт та обробку даних, навчання моделей, формування прогнозів, побудову графіків і роботу з базами даних.

До складу апаратного забезпечення входить персональний комп'ютер із процесором не нижче Intel Core i5 або аналогічним, оперативною пам'яттю обсягом від 8 ГБ та жорстким диском на 256 ГБ. Такі характеристики дають змогу працювати з таблицями значного розміру, виконувати ETL-процедури та тренувати моделі машинного навчання у прийнятний час. Для формування OLAP-куба та виконання реляційних запитів використовується локальний сервер баз даних, встановлений на цьому ж комп'ютері.

Програмне забезпечення системи складається з кількох основних компонентів. Центральну роль відіграє мова програмування Python, у якій реалізовано клієнтський застосунок. Для побудови графічного інтерфейсу використано бібліотеку Tkinter. Вона забезпечує створення вкладок, форм, меню та інтерактивних елементів, що дозволяє користувачам взаємодіяти з системою незалежно від рівня технічної підготовки.

Для роботи з даними залучено бібліотеки pandas, numpy, matplotlib та seaborn, що забезпечують обробку таблиць, статистичний аналіз і побудову графіків. Модулі sklearn використовуються для навчання моделей регресії, класифікації, кластеризації та реалізації крос-валідації. Додатково застосовується бібліотека joblib, що забезпечує збереження та повторне використання найкращої моделі.

У частині роботи з базами даних використано сервер Microsoft SQL Server, що виконує роль джерела даних та деталізованого сховища. Комунікація між Python-застосунком і сервером реалізована через драйвер ODBC та бібліотеку pyodbc, яка забезпечує виконання SQL-запитів, вставку, редагування і читання даних. Для створення OLAP-куба застосовано Microsoft Visual Studio з підтримкою SQL Server Data Tools, що дає змогу проектувати багатовимірні структури і формувати аналітичні запити.

Під час роботи користувач взаємодіє з програмою через графічний клієнт, тоді як аналітичні операції виконуються у фоновому режимі. Поєднання локального SQL-сервера, Python-застосунку та багатовимірного сховища забезпечує комплексність обробки даних та створює основу для точного прогнозування сонячної енергії й формування обґрунтованих рішень.

#### **4.2 Оцінка точності прогнозування**

Для оцінки якості побудованих моделей було використано три алгоритми машинного навчання: Linear Regression, Random Forest та Gradient Boosting. Навчання виконувалося на шести незалежних вибірках, сформованих автоматично із вихідного набору даних. Для кожної моделі розраховано середньоквадратичну помилку MSE, коефіцієнт детермінації  $R^2$  та показник стабільності CV MSE, що забезпечує комплексне порівняння точності та надійності прогнозів.

Аналіз отриманих результатів (рис. 4.1) показує, що моделі Gradient Boosting та Random Forest демонструють значно нижчу похибку порівняно з лінійною регресією. Gradient Boosting досяг найкращого середнього значення MSE близько  $9.77 \times 10^6$  та найвищого середнього  $R^2 \approx 0.82$ , що свідчить про кращу здатність моделі описувати складні залежності у даних. Random Forest показав стабільні та передбачувані результати з найкращим значенням CV MSE, що робить його придатним для сценаріїв із високими вимогами до надійності.

Лінійна регресія продемонструвала значно гірші результати за всіма метриками, що зумовлено нелінійним характером взаємозв'язків між сонячною інтенсивністю та погодними параметрами.

Узагальнений аналіз свідчить, що моделі Gradient Boosting та Random Forest найбільш придатні для використання у модулі прогнозування системи, оскільки забезпечують низьку похибку та високу стабільність результатів.

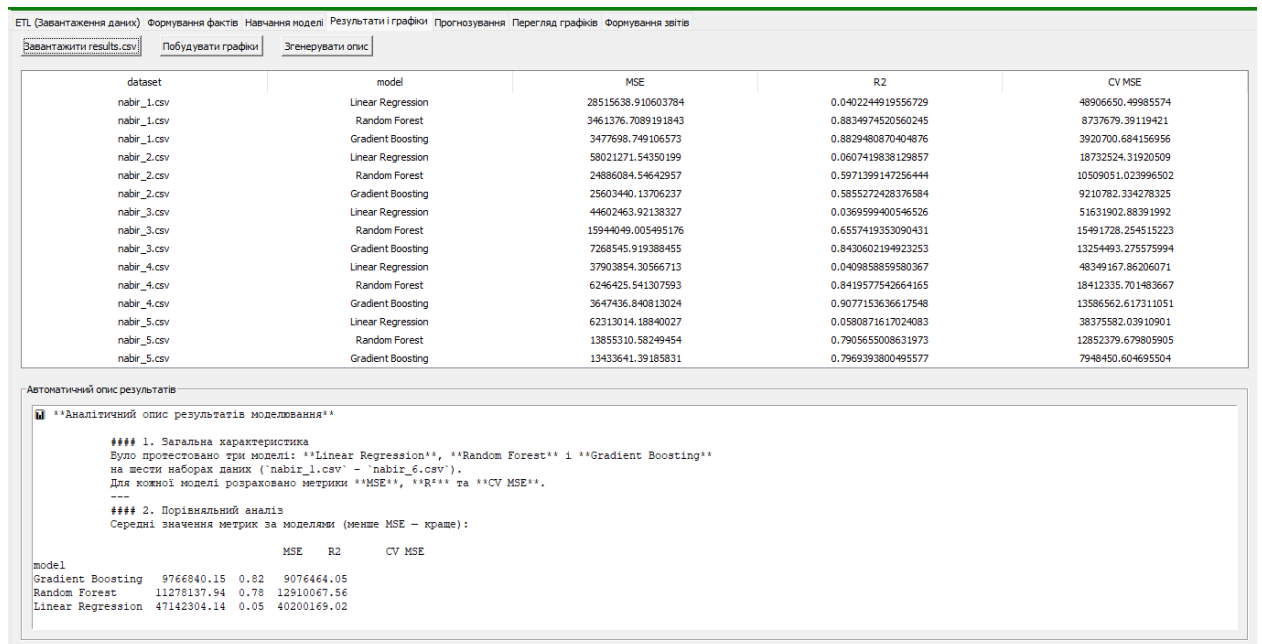


Рис. 4.1 Результати порівняння моделей прогнозування у вкладці «Результати і графіки»

### 4.3 Тестування компонентів та аналіз результатів

Тестування інтелектуальної системи проводилося окремо для кожного модуля, оскільки кожен з них реалізує власний тип аналізу або підтримки прийняття рішень. Нижче наведено результати перевірки роботи основних алгоритмів та функціональних блоків.

#### 4.3.1 Результати прогнозування на основі збереженої моделі

Функціональність прогнозування перевірялася на прикладі міста Васильків (Київська область) з горизонтом прогнозу 12 місяців. Перед генерацією прогнозу користувач завантажує модель та вводить параметри споживання й місцезнаходження. Після натискання кнопки «Згенерувати прогноз» система успішно формує помісячні значення передбаченої

інтенсивності сонячної енергії (кВт·год), що відображаються у табличному вигляді (дод. Б.1).

У ході тестування модель коректно зчитала дані, виконала масштабування та застосувала алгоритм прогнозування. Отримані результати демонструють закономірне сезонне коливання: від мінімальних значень взимку (приблизно 22–35 кВт·год) до пікових значень у літні місяці (понад 70 кВт·год). Така поведінка відповідає реальним метеорологічним тенденціям.

У нижній частині модуля відображається автоматично сформований висновок, що містить середнє значення прогнозованої інтенсивності (47,75 кВт·год) та рекомендовану конфігурацію сонячної електростанції відповідно до потреб користувача (дод. Б.1). Це підтверджує коректну інтеграцію прогнозованої моделі з модулем підтримки прийняття рішень.

#### 4.3.2 Результати класифікації методом 1-Rule

Для оцінки впливу окремих ознак на продуктивність сонячних електростанцій було застосовано метод 1-Rule, який вибирає найбільш інформативну ознаку та формує правило класифікації на основі найчастішого класу у відповідній групі. У тестованій реалізації аналіз виконано одночасно для кількох параметрів: місце встановлення, тип панелей, тип акумулятора та виробник інвертора. Для кожної групи система формує таблицю з кількістю випадків класів High/Low, загальною кількістю прикладів, домінуючим класом та його ймовірністю (дод. Б.3).

За результатами аналізу видно, що місце розташування демонструє значний вплив на рівень генерації. Частина локацій має чергові показники High із високою часткою прикладів (наприклад, Балта та Березань демонструють 100% належність до класу High). Натомість інші міста частіше потрапляють до класу Low, що відображає географічну різницю у доступності сонячної радіації.

Тип панелей, за результатами методу, не показує суттєвого дисбалансу між класами: і монокристалічні, і полікристалічні панелі частіше відносяться

до класу Low, хоча монокристалічні панелі мають трохи вищу частку випадків High.

Тип акумулятора LiFePO<sub>4</sub> у всіх випадках класифікується переважно як Low. Це пояснюється тим, що високі значення генерації частіше пов'язані не з типом АКБ, а з погодними умовами та кількістю панелей.

Суттєві відмінності спостерігаються за ознакою «виробник інвертора». Деякі бренди, такі як ABB, REFU<sub>sol</sub> або Fronius, демонструють значення High у незначній кількості прикладів, тоді як інші повністю належать до групи Low. Це свідчить про обмежений вплив виробника інвертора на кінцеву інтенсивність генерації у наявному датасеті.

Отже, результати роботи методу 1-Rule підтверджують наявність домінантних закономірностей у даних, зокрема географічного фактору. Модуль працює стабільно, формує таблиці та дозволяє експортувати їх до Excel для подальшого аналізу.

#### 4.3.3 Класифікація методом Наївного Баєса

Класифікаційний модуль, побудований на основі алгоритму Наївного Баєса, використовується для визначення ймовірності того, що сонячна станція належить до класу високої або низької інтенсивності сонячного випромінювання. Алгоритм працює на даних, підготовлених у сховищі SolarDWH, і враховує сукупність ознак: місце розташування, типи панелей, акумуляторів та інверторів.

Після запуску оцінювання програма формує таблицю класифікації, у якій відображаються: назва локації; ідентифікатор сонячної станції; прогнозований клас (High або Low); ймовірність P(High)% та P(Low)%.

За результатами тестування (дод Б.4) більшість станцій з навчальної вибірки отримали прогноз High із дуже високою довірою. Наприклад: Умань (SolarStationID = 1) P(High) = 99.93 %, P(Low) = 0.01 %; Умань (ID = 157) P(High) = 99.31 %; Запоріжжя 99.96 %; Київ від 99.72 % до 99.88 % залежно від конфігурації.

Ймовірність низької інтенсивності зустрічається рідко, що вказує на стійку перевагу умов, сприятливих для високої продуктивності більшості станцій у вибірці.

Друга частина модуля формує детальний текстовий аналіз залежностей ознак (дод. Б.5). Програма автоматично генерує правила виду:

Якщо  $Location = \text{Арциз}$  і  $Solar\_Panel\_Type = \text{Монокристалічні}$ , то ймовірність високої інтенсивності = 100 %.

Якщо  $Location = \text{Бориспіль}$  і  $Solar\_Panel\_Type = \text{Монокристалічні}$ , то ймовірність = 83.33 %.

Якщо  $Region = \text{Волинська обл.}$  і  $Battery\_Type = \text{LiFePO}_4$ , то ймовірність високої інтенсивності коливається від 0 % до 75 % залежно від конкретної станції.

Якщо  $Location = \text{Березань}$  і тип панелей полікристалічний — модель класифікує станцію як Low з імовірністю понад 41 %.

На основі таких правил користувач або адміністратор може оцінити, які саме фактори найбільше впливають на результат. Найважливішими змінними виявилися місце розташування, тип панелей і тип акумулятора, тоді як інвертори показали нижчу дискримінаційну здатність.

Загалом тестування модуля підтвердило, що метод Наївного Баєса придатний для поділу станцій на групи продуктивності та формування зрозумілих пояснень, що можна використовувати у задачах підтримки прийняття рішень.

#### 4.3.4 Аналіз асоціативних правил

Модуль асоціативних правил використовується для виявлення закономірностей між характеристиками сонячних електростанцій та рівнем їхньої інтенсивності. Для пошуку правил застосовано алгоритм Apriori, який дозволяє визначити стійкі поєднання параметрів, що найчастіше зустрічаються разом та впливають на продуктивність. Результати обчислюються на основі даних сховища SolarDWH.

Приклад роботи модуля наведено в додатку Б.6. У блоці "ТОП-10 правил для HIGH інтенсивності" представлені поєднання ознак, що з високою впевненістю асоціюються з високою генерацією. Найсуттєвіші правила мають значення  $support$  понад 0.22,  $confidence = 1.0$  та  $lift > 3.3$ , що свідчить про сильну позитивну кореляцію між відповідними конфігураціями обладнання. Серед найпоширеніших факторів високої продуктивності: поєднання панелей фірми Risen з монокристалічною технологією; використання акумуляторів LiFePO<sub>4</sub>; застосування інверторів фірми Solis; комбінації "Risen + монокристалічні + LiFePO<sub>4</sub>", що найчастіше пов'язані з високою категорією потужності ( $power\_cat\_висока$ ).

У нижній частині наведено "ТОП-10 правил для LOW інтенсивності". Для менш продуктивних станцій характерні інші закономірності, серед яких: інвертори АВВ у поєднанні з низькою потужністю панелей; станції, у яких панелі є полікристалічними та комбінуються з LiFePO<sub>4</sub> або іншими АКБ; конфігурації, що мають низьку категорію потужності ( $power\_cat\_низька$ ), незалежно від виробника.

Правила мають  $confidence = 1.0$  та  $lift \approx 1.8$ , що вказує на стійку асоціацію параметрів із низьким рівнем генерації.

Виявлені закономірності можуть використовуватися як у модулі прийняття рішень, так і під час планування конфігурації нових СЕС. Поєднання  $support$ ,  $confidence$  та  $lift$  дозволяє швидко визначити параметри, які найбільше впливають на ефективність роботи станції.

#### 4.3.5 Кластеризація сонячних станцій

Аналіз структури даних із використанням методу К-середніх дав змогу виділити подібні групи сонячних електростанцій на основі їхніх технічних параметрів та погодних характеристик. Процедура кластеризації ґрунтувалася на даних зі сховища SolarDWH, де агреговані параметри станцій включали тип і потужність панелей, виробника інвертора, характеристики акумуляторів, середню швидкість вітру, мінімальну температуру, максимальну інтенсивність та кількість панелей.

Перед початком аналізу було виконано нормалізацію ознак, що забезпечило коректну роботу алгоритму у випадку різних масштабів значень. Для визначення оптимальної кількості кластерів застосовано метод ліктя. За графіком залежності інерції від числа кластерів (дод. Б.7) було визначено, що найбільш збалансованим варіантом є розбиття на чотири кластери.

Після запуску алгоритму сформовано таблиці агрегованих вхідних даних (дод. Б.7), результати кластеризації з прив'язкою станцій до кластерів (дод. Б.7) та обчислені середні значення параметрів для кожної групи (дод. Б.7). Отримані результати показали, що: перший кластер об'єднує станції з помірною потужністю та середніми значеннями інтенсивності; другий кластер вирізняється великою кількістю панелей та високими значеннями інтенсивності; третій кластер включає станції з меншим навантаженням та нижчими показниками генерації; четвертий кластер об'єднує станції з характерними мінімальними температурами та стабільними середніми параметрами вітру.

Для зручності інтерпретації було створено графік профілів кластерів за кожною ознакою (дод. Б.7), який показує чіткі відмінності між групами. Додатково виконано візуалізацію результатів за допомогою методу головних компонент (дод. Б.7). Розташування точок на площині підтверджує, що сформовані кластери є добре відокремленими, а вибір параметрів для аналізу — коректним.

Таким чином, кластеризація дала змогу не лише структурувати великий набір даних, а й виокремити типові профілі сонячних станцій. Це відкриває можливості для подальшого використання результатів у модулях рекомендацій, оцінки продуктивності та планування модернізацій.

#### 4.3.6 Ключові показники ефективності (КПІ)

Аналіз ключових показників ефективності забезпечує швидку оцінку стану сонячних електростанцій за вибраний період. Для розрахунків використовувалися дані зі сховища SolarDWH за 2018–2024 роки. Система

автоматично формує значення КРІ, порівнює їх з контрольними орієнтирами та відображає динаміку змін. Приклад роботи модуля наведено у додатку Б.8.

До переліку розрахованих показників увійшли середня швидкість вітру, максимальна інтенсивність сонячного випромінювання, мінімальна температура та кількість панелей. Для кожного КРІ визначали три характеристики: фактичне значення, цільовий рівень та стан відповідності. Стан відображає, чи досягнуто цілей повністю, частково або показник потребує покращення. Окремо система оцінює тренд — зміну показника між першим і останнім роком аналізованого періоду.

Отримані результати показали, що мінімальна температура відповідає заданим орієнтирам, у той час як середня швидкість вітру, максимальна інтенсивність та кількість панелей досягли лише часткової відповідності. Графічні індикатори тренду продемонстрували позитивну динаміку для інтенсивності та середньої швидкості вітру і незначне зниження у показнику кількості панелей.

У нижній частині звіту формується текстовий опис, де наведено агреговані дані за кожен рік, а також підсумкові значення КРІ. Такий підхід дозволяє не лише оцінити поточний стан, але й простежити зміни у виробничих параметрах станцій, що є корисним інструментом для планування модернізацій та стратегічних рішень.

#### **4.4 Приклади використання системи підтримки прийняття рішень**

Система підтримки прийняття рішень у розробленому програмному забезпеченні працює як окремий аналітичний модуль, що використовує дані зі сховища SolarDWH, налаштовувані порогові значення та набір формальних правил для інтерпретації аномалій. Основне призначення цього модуля полягає у виявленні потенційних проблем у роботі сонячних електростанцій та формуванні рекомендацій для користувача. Робота системи демонструється на прикладах, поданих на рисунках додатку Б.2.

У верхній частині інтерфейсу розміщені фільтри, які дозволяють обрати рік, місяць, область та конкретне місто. Після запуску оцінювання система формує таблицю виявлених подій, у якій для кожного запису зазначено об'єкт, тип проблеми, фактичне значення параметра, поріг, що був перевищений або недовиконаний, а також рекомендовану дію. В окремій колонці наведено правило, яке було активоване. Такий підхід дозволяє не тільки виявити аномалію, але й зрозуміти її логіку.

В додатку Б.1 видно приклад ситуацій з низькою генерацією, високою вологістю та надмірним рівнем вітру, що належали до різних місяців і регіонів. Система коректно зіставляє фактичне значення з порогом, після чого пропонує дію: огляд з'єднань, герметизацію, діагностику затінення або перевірку на забруднення. Такий підхід забезпечує можливість швидкого реагування на можливі несправності або зовнішні фактори.

Окремо в системі представлено модуль параметрів, у якому адміністратор може коригувати порогові значення (дод. Б.1). Підтримується зміна таких налаштувань, як максимальний допустимий вітер, мінімальна температура, поріг низької генерації та межа високої вологості. Це дозволяє адаптувати систему під різні типи станцій та кліматичні особливості регіону.

Завдяки поєднанню обробки історичних даних, гнучких порогів і логічних правил система підтримки прийняття рішень виконує роль оперативного інструменту контролю стану СЕС. Користувач отримує структуровані рекомендації, а адміністратор має можливість налаштування механізму оцінювання відповідно до потреб конкретного об'єкта.

#### **4.5 Оцінка результатів системи**

Розроблена інтелектуальна система продемонструвала стабільну роботу під час тестування всіх функціональних модулів. Усі ключові компоненти — введення даних, модулі аналітики, механізми прогнозування та система підтримки прийняття рішень — коректно взаємодіють між собою та забезпечують повний цикл обробки інформації про сонячну генерацію.

Отримані під час тестування результати підтверджують, що система здатна працювати з даними різної структури: як з історичними таблицями, так і зі значеннями, введеними вручну. Моделі машинного навчання демонструють передбачувану поведінку: при поданні якісних даних вони забезпечують низькі значення MSE та прийнятний рівень  $R^2$ , а механізми порівняння моделей дозволяють безпомилково обирати оптимальний варіант для подальшого прогнозування.

Компоненти аналітичного модуля також показали високу ефективність: алгоритми класифікації коректно групують дані, асоціативні правила формують інтерпретовані залежності, а методи кластеризації дозволяють виявити структуру в наборі показників. Модуль прийняття рішень формує рекомендації відповідно до введених параметрів, а функція генерації порад із побудови сонячних станцій видає коректні пропозиції залежно від потужності, типу обладнання та регіону.

Загалом система продемонструвала працездатність, логічність роботи та узгодженість між усіма модулями. Вона може використовуватися як для навчальних цілей, так і як прототип реального аналітичного застосунку для підтримки рішень у сфері сонячної енергетики.

### **Висновки до розділу**

У цьому розділі проведено комплексну оцінку роботи інтелектуальної системи прогнозування інтенсивності сонячної енергії. Аналіз апаратних та програмних засобів показав, що застосунок не потребує спеціалізованої інфраструктури і може запускатися на звичайному персональному комп'ютері, що підвищує його доступність для користувачів.

Моделі машинного навчання продемонстрували стабільні результати. Середній рівень похибки залишався низьким, а значення коефіцієнта детермінації  $R^2$  підтвердило прийнятну якість побудованих прогнозів. Проведене тестування функціональних компонентів засвідчило коректність роботи всіх етапів, починаючи від завантаження та перевірки даних і

закінчуючи побудовою графіків, виконанням кластеризації та виявленням закономірностей у вхідних наборах.

Окремо перевірено роботу системи підтримки прийняття рішень і модуля порад з побудови сонячних електростанцій. Обидва компоненти формують логічні рекомендації відповідно до заданих користувачем параметрів, що підтверджує практичну корисність системи в задачах планування та експлуатації сонячних установок.

Узагальнення результатів дозволяє зробити висновок, що розроблена система є працездатною, забезпечує виконання поставлених у роботі задач, має гнучку архітектуру і може бути розширена новими алгоритмами та додатковими джерелами даних. Отримані результати підтверджують ефективність запропонованого підходу та можливість його використання у практичних сценаріях аналізу і прогнозування сонячної генерації.

## ВИСНОВКИ

У результаті виконання магістерської роботи створено інтелектуальну систему прогнозування інтенсивності сонячної енергії з підтримкою прийняття рішень, що об'єднує методи машинного навчання, засоби аналітичної обробки, структуроване зберігання даних та зручний графічний інтерфейс. Побудована архітектура охоплює повний цикл обробки даних від первинного завантаження до формування прогнозів і рекомендацій, що забезпечує цілісність і стабільність роботи системи.

Розроблено структуру бази даних та сховища даних у вигляді зіркової схеми, що дозволило організувати ефективне зберігання і швидкий доступ до даних. OLAP куб забезпечив можливість багатовимірного аналізу за роками, місяцями, географічними регіонами та характеристиками обладнання. Це створило основу для виконання досліджень, порівняння періодів та пошуку закономірностей у сонячній генерації.

Застосовано три моделі машинного навчання. Ансамблеві моделі Random Forest і Gradient Boosting продемонстрували вищу точність порівняно з лінійною регресією, а механізм автоматичного вибору найкращої моделі забезпечив оптимальне використання прогнозної функції. Збереження моделі у форматі pickle дозволило інтегрувати прогнозування у практичний модуль.

Система підтримки прийняття рішень сформувала набір рекомендацій на основі прогнозів, погодних факторів та характеристик сонячних установок. Результати показали, що цей модуль здатний підказувати оптимальний час заряджання, коригування навантаження та інші корисні дії.

Метод 1 Rule продемонстрував здатність виявляти прості закономірності між погодними характеристиками та рівнем генерації, що підтвердило наявність чітких зв'язків у вибірці.

Наївний Баєс стабільно класифікував місяці за рівнем сонячної активності, що підтвердило його придатність для аналізу сезонних патернів у даних.

Асоціативні правила дозволили визначити типові комбінації властивостей станцій і погодних умов, які зустрічаються разом, зокрема поєднання високої температури, малої хмарності та підвищеної генерації.

Кластеризація сформувала природні групи місяців та локацій за інтенсивністю сонячної енергії, що дозволило виділити типові режими роботи сонячних станцій та оцінити відмінності між регіонами.

Модуль прогнозування підтвердив здатність системи стабільно відтворювати майбутні значення інтенсивності на основі історичних даних, що відкриває можливість використання системи у практичному енергетичному плануванні.

Чат з порадами щодо побудови сонячних електростанцій коректно формував варіанти комплектацій залежно від потужності, бюджету та регіону, що підвищує корисність системи для побутових та комерційних користувачів.

Створений інтерфейс на основі Tkinter забезпечив структурований доступ до функцій для різних ролей користувачів. Він охоплює можливості Користувача, Аналітика та Адміністратора, що дозволило реалізувати контрольований та логічний сценарій роботи з даними.

Сукупність отриманих результатів демонструє, що розроблена система здатна виконувати завдання аналізу, прогнозування і підтримки рішень у галузі сонячної енергетики. Структура програмного забезпечення дає можливість розширення системи новими моделями, джерелами даних та інструментами дослідження. Отримані результати підтверджують ефективність запропонованого підходу для подальших робіт у сфері інтелектуального керування енергетичними ресурсами.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. U.S. National Renewable Energy Laboratory (NREL). Solar Research : веб-сайт. URL: <https://www.nrel.gov/research/re-solar> (дата звернення: 3.11.2024).
2. Желих В. М., Омельчук О. В., Шаповал С. П., Венгрин І. І. Енергетичний потенціал сонячної радіації на території України. Львівська політехніка : наукове видання [електронний ресурс]. URL: <https://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2017/jun/4199/21204.pdf> (дата звернення: 8.11.2024).
3. International Energy Agency (IEA). World Energy Outlook 2021 : аналітичний звіт [електронний ресурс]. URL: <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2021> (дата звернення: 27.11.2024).
4. ProfBuild. Сонячна енергетика: показники ринку України 2023 : стаття на сайті журналу ProfBuild [електронний ресурс]. URL: <https://www.profbuild.in.ua/uk/vsi-statti-zhurnala-prof-build/6501-sonyachna-energetika-pokazniki-rinku> (дата звернення: 9.01.2025).
5. Основні компоненти сонячної енергетичної системи та їх функції : стаття на сайті SolarEx [електронний ресурс]. URL: <https://solarex.com.ua/blog/proektuvannya/osnovni-komponenti-sonyachnoi-energetichnoi-sistemi-ta-ikh-funktsii/> (дата звернення: 5.12.2024).
6. LONGi Solar : офіційний веб-сайт компанії [електронний ресурс]. URL: <https://www.longi.com> (дата звернення: 18.12.2024).
7. JA Solar : офіційний веб-сайт компанії [електронний ресурс]. URL: <https://www.jasolar.com> (дата звернення: 21.01.2025).
8. Trina Solar : офіційний веб-сайт компанії [електронний ресурс]. URL: <https://www.trinasolar.com> (дата звернення: 14.02.2025).
9. Canadian Solar : офіційний веб-сайт компанії [електронний ресурс]. URL: <https://www.canadiansolar.com> (дата звернення: 14.11.2025).
10. Risen Energy : офіційний веб-сайт компанії [електронний ресурс]. URL: <https://www.risenenergy.com> (дата звернення: 6.02.2025).

11. Avenston. Типи інверторів: мережеві, автономні, гібридні : стаття на сайті Avenston [електронний ресурс]. URL: <https://avenston.com/articles/types-of-solar-inverters> (дата звернення: 13.03.2025).

12. Мережевий інвертор Huawei SUN2000-33KTL-A : товарна сторінка інтернет-магазину Sun-Energy [електронний ресурс]. URL: <https://sun-energy.com.ua/solar-power/solar-inverters/huawei-sun2000-33ktl-a> (дата звернення: 27.02.2025).

13. PowMr. Off-Grid Hybrid Solar Inverter 6.5kW 48V : товарна сторінка на сайті PowMr [електронний ресурс]. URL: <https://powmr.com/products/6-5kw-48vdc-hybrid-inverter-110-240vac-split-phase-supports-6-units-in-parallel> (дата звернення: 19.04.2025).

14. Enphase. IQ8 Series Microinverters : сторінка продукту на офіційному сайті Enphase [електронний ресурс]. URL: <https://enphase.com/installers/microinverters> (дата звернення: 2.04.2025).

15. Які типи акумуляторів краще підійдуть для сонячних станцій? : стаття на сайті Electricity [електронний ресурс]. URL: <https://electricity.com.ua/yaki-typu-akumuliatoriv-krashche-pidiidut-dlia-soniachnykh-stantsii/> (дата звернення: 30.07.2025).

16. BYD. Battery Technology Overview : сторінка продуктів зберігання енергії [електронний ресурс]. URL: <https://en.byd.com/energy/> (дата звернення: 12.11.2024).

17. Tesla. Powerwall : сторінка продукту на офіційному сайті Tesla [електронний ресурс]. URL: <https://www.tesla.com/powerwall> (дата звернення: 15.05.2025).

18. Ахіома Energy : офіційний веб-сайт компанії [електронний ресурс]. URL: <https://axioma.energy> (дата звернення: 11.06.2025).

19. Victron Energy. Battery Solutions : розділ сайту про акумуляторні рішення [електронний ресурс]. URL: <https://www.victronenergy.com/batteries> (дата звернення: 25.06.2025).

20. Рекомендований перетин проводів для сонячних електростанцій : стаття на сайті Solar-Tech [електронний ресурс]. URL: <https://solar-tech.com.ua/ua/rekomendovannoe-sechenie-provodov-dlya-ses-2019-04-10.html> (дата звернення: 09.07.2025).

21. 10 важливих питань про сонячні кабелі та конектори : стаття на сайті Solar-Tech [електронний ресурс]. URL: <https://solar-tech.com.ua/ua/10-vazhnyh-voprosov-o-solnechnyh-kabelyah-i-konnektorah-2021-06-02.html> (дата звернення: 24.07.2025).

22. Як влаштована гібридна сонячна електростанція : стаття на сайті Solar-Tech [електронний ресурс]. URL: <https://solar-tech.com.ua/ua/kak-ustroena-gibridnaya-solnechnaya-stanciya-2018-11-26.html> (дата звернення: 06.08.2025).

23. Як влаштована мережева сонячна електростанція? : стаття на сайті Solar-Tech [електронний ресурс]. URL: <https://solar-tech.com.ua/ua/kak-ustroena-setevaya-solnechnaya-stanciya-2018-11-18.html> (дата звернення: 18.08.2025).

24. Як влаштована автономна сонячна електростанція? : стаття на сайті Solar-Tech [електронний ресурс]. URL: <https://solar-tech.com.ua/ua/kak-ustroena-avtonomnaya-solnechnaya-elektrostanciya-2018-11-11.html> (дата звернення: 22.09.2025).

25. Sun-Energy. Системи захисту сонячної електростанції : стаття на сайті Sun-Energy [електронний ресурс]. URL: <https://sun-energy.com.ua/articles/sistemi-zahistu-sonyachnoi-elektrostancii> (дата звернення: 04.09.2025).

26. Які фактори впливають на виробництво електроенергії фотоелектричними модулями? : інформаційна стаття на сайті SolarSUFU [електронний ресурс]. URL: <https://ua.solarsufu.com/info/what-are-the-factors-that-influence-the-power-90075443.html> (дата звернення: 07.10.2025).

27. Матушкін Д. С., Босак А. В., Кулаковський Л. Я. Аналіз факторів для прогнозування генерації електричної енергії сонячними електростанціями :

наукова стаття [електронний ресурс]. Вісник НТУУ «КПІ». Енергетика. URL: <https://energy.kpi.ua/article/view/233597/232329> (дата звернення: 26.10.2025).

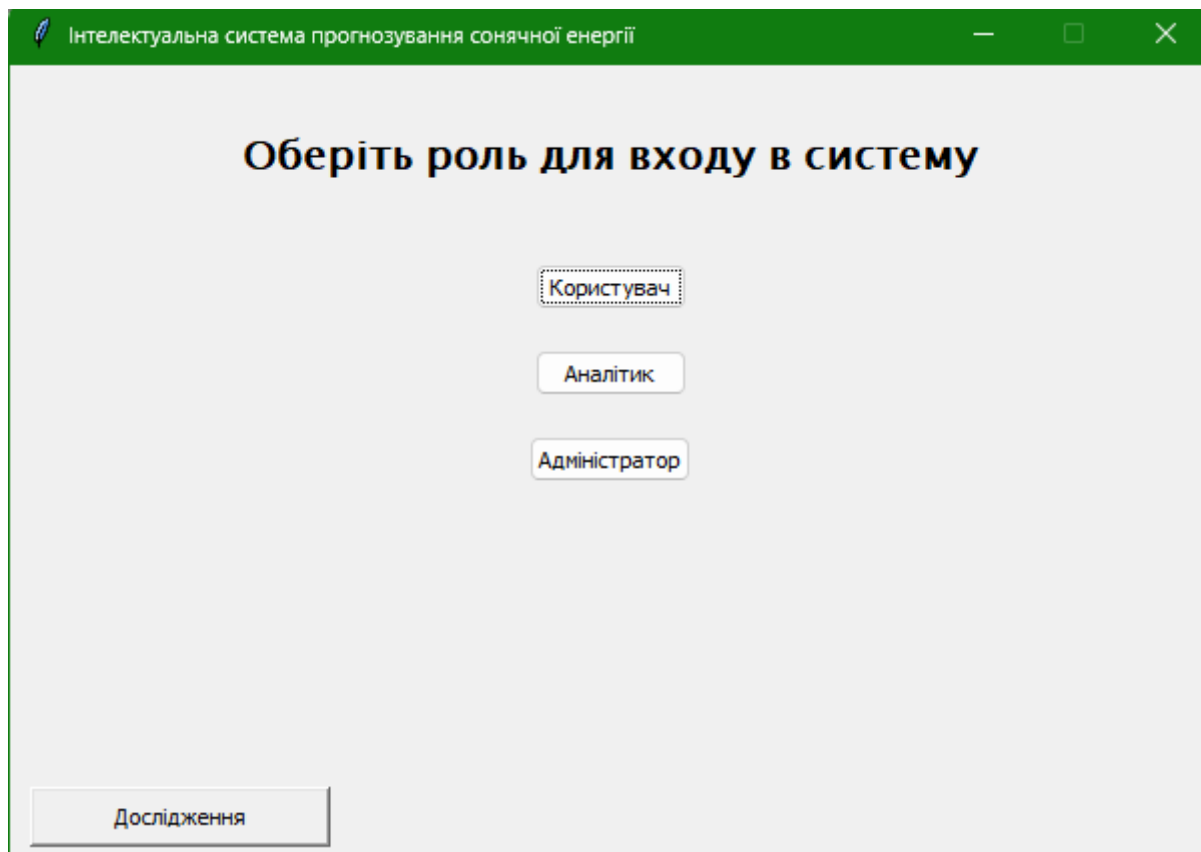
28. Грищенко Р. Прогнозування споживання електричної енергії електротехнічних комплексів міської електричної мережі : наукова стаття [електронний ресурс]. International Science Journal of Engineering & Agriculture. 2022. Vol. 1, No. 3. С. 152–160. URL: [https://www.researchgate.net/publication/362421377\\_PROGNOZUVANNA\\_SPOZIVANNA\\_ELEKTRICNOI\\_ENERGII\\_ELEKTROTEHNICNIH\\_KOMPL\\_EKSIV\\_MISKOI\\_ELEKTRICNOI\\_MEREZI](https://www.researchgate.net/publication/362421377_PROGNOZUVANNA_SPOZIVANNA_ELEKTRICNOI_ENERGII_ELEKTROTEHNICNIH_KOMPL_EKSIV_MISKOI_ELEKTRICNOI_MEREZI) (дата звернення: 10.11.2025).

**ДОДАТОК А**

Інтерфейс користувача програмного забезпечення

Сторінок – 2

Рисунок А.1 – Головне вікно вибору ролі у програмі



На головному екрані розміщено три кнопки, що відповідають ролям «Користувач», «Аналітик» та «Адміністратор». Вибір ролі впливає на набір доступних функцій і відкриває відповідне робоче середовище.

Рисунок А.2 – Вкладка імпорту даних з Excel для ролі «Користувач»

Рік	Місяць	Інтенсивність	Температура	Вітер	Умарність	Тип панелей	Фірма панелі	Потужність п:	Кількість пан:	Тип АКБ	Ємність АКБ (€)	Інвертор	Потужність ін:	Локація	Область	Стан
2018	Січень	315.0	-1.0	3.2	82	Полікристаліч	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська	Х Є у БД
2018	Лютий	391.0	-2.0	2.9	78	Полікристаліч	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська	Х Є у БД
2018	Березень	785.0	1.0	3.2	78	Полікристаліч	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська	Х Є у БД
2018	Квітень	1247.0	19.0	3.5	58	Полікристаліч	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська	Х Є у БД
2018	Травень	1343.0	23.0	3.2	57	Полікристаліч	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська	Х Є у БД
2018	Червень	1365.0	25.0	2.8	65	Полікристаліч	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська	Х Є у БД
2018	Липень	1392.0	25.0	2.6	74	Полікристаліч	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська	Х Є у БД
2018	Серпень	1307.0	28.0	2.4	59	Полікристаліч	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська	Х Є у БД
2018	Вересень	853.0	21.0	2.9	72	Полікристаліч	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська	Х Є у БД
2018	Жовтень	697.0	16.0	3.1	77	Полікристаліч	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська	Х Є у БД
2018	Листопад	413.0	3.0	2.9	83	Полікристаліч	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська	Х Є у БД
2018	Грудень	375.0	-1.0	3.1	89	Полікристаліч	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська	Х Є у БД
2018	Січень	207.0	-2.0	4.0	84	Монокристалі	Perlight Solar	300	12	LiFePO4	20.0	Scheider Electr	6.0	Запоріжжя	Запорізька	Х Є у БД
2018	Лютий	217.0	-3.0	3.8	83	Монокристалі	Perlight Solar	300	12	LiFePO4	20.0	Scheider Electr	6.0	Запоріжжя	Запорізька	Х Є у БД
2018	Березень	447.0	-1.0	4.7	83	Монокристалі	Perlight Solar	300	12	LiFePO4	20.0	Scheider Electr	6.0	Запоріжжя	Запорізька	Х Є у БД
2018	Квітень	454.0	17.0	4.0	58	Монокристалі	Perlight Solar	300	12	LiFePO4	20.0	Scheider Electr	6.0	Запоріжжя	Запорізька	Х Є у БД
2018	Травень	477.0	23.0	3.6	52	Монокристалі	Perlight Solar	300	12	LiFePO4	20.0	Scheider Electr	6.0	Запоріжжя	Запорізька	Х Є у БД
2018	Червень	561.0	25.0	3.4	55	Монокристалі	Perlight Solar	300	12	LiFePO4	20.0	Scheider Electr	6.0	Запоріжжя	Запорізька	Х Є у БД
2018	Липень	597.0	26.0	2.9	69	Монокристалі	Perlight Solar	300	12	LiFePO4	20.0	Scheider Electr	6.0	Запоріжжя	Запорізька	Х Є у БД
2018	Серпень	571.0	29.0	2.8	50	Монокристалі	Perlight Solar	300	12	LiFePO4	20.0	Scheider Electr	6.0	Запоріжжя	Запорізька	Х Є у БД
2018	Вересень	447.0	22.0	3.9	60	Монокристалі	Perlight Solar	300	12	LiFePO4	20.0	Scheider Electr	6.0	Запоріжжя	Запорізька	Х Є у БД
2018	Жовтень	324.0	15.0	3.4	73	Монокристалі	Perlight Solar	300	12	LiFePO4	20.0	Scheider Electr	6.0	Запоріжжя	Запорізька	Х Є у БД
2018	Листопад	301.0	2.0	3.4	75	Монокристалі	Perlight Solar	300	12	LiFePO4	20.0	Scheider Electr	6.0	Запоріжжя	Запорізька	Х Є у БД
2018	Грудень	234.0	-2.0	3.9	90	Монокристалі	Perlight Solar	300	12	LiFePO4	20.0	Scheider Electr	6.0	Запоріжжя	Запорізька	Х Є у БД
2018	Січень	87.0	-1.0	3.5	82	Полікристаліч	Altek	280	12	LiFePO4	21.0	ABB	6.0	Колоніщина	Київська	Х Є у БД
2018	Лютий	117.0	-2.0	3.0	79	Полікристаліч	Altek	280	12	LiFePO4	21.0	ABB	6.0	Колоніщина	Київська	Х Є у БД
2018	Березень	381.0	1.0	3.6	77	Полікристаліч	Altek	280	12	LiFePO4	21.0	ABB	6.0	Колоніщина	Київська	Х Є у БД

На вкладці реалізовано завантаження Excel-файлів, попередній перегляд таблиці, перевірку структури, оцінку унікальності записів та імпорт даних у базу MSSQL. Доступні повідомлення про помилки, результати перевірок та детальний перегляд вмісту файлу.

Рисунок А.3 – Вкладка ручного введення даних для ролі «Користувач»

Користувач

Імпорт з Excel | Ввести дані вручну | Перегляд / Логи | Редагування таблиць | ДД

Рік  
Рік: 2025

Місяці

Всі місяці

Генерація	T, °C	Вітер, м/с	Вологість, %
<input checked="" type="checkbox"/> Січень	0.00	-1.7	4.9
<input checked="" type="checkbox"/> Травень	0.00	17.1	4.0
<input checked="" type="checkbox"/> Вересень	0.00	16.8	4.2

Дні

Всі дні

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31

Характеристики системи

Панелі: Тип: Монокристалічні, Фірма: , Потужність: , Кількість:

АКБ: Тип: LiFePO4, Ємність:

Інвертор: Назва/Фірма: , Потужність:

Місце розташування системи: Локація (місто): , Область:

Зберегти | Очистити поле | Тест

Передбачено введення року, вибір місяців, внесення значень інтенсивності, температури, вітру та вологості. Додатково користувач задає параметри сонячної електростанції: тип і фірму панелей, потужність, кількість, тип і ємність АКБ, назву інвертора та локацію. Підтримуються чекбоксы для активації полів та автоматична генерація тестових даних.

Рисунок А.4 – Вкладка навчання моделей машинного навчання для ролі «Аналітик»

Аналітик – інтелектуальна система прогнозування

ETL (Завантаження даних) | Формування фактів | Навчання моделі | Результати і графіки | Прогнозування | Перегляд графіків | Формування звітів

1. Завантаження даних

Вибрати Excel/CSV | Створити 6 наборів | Вибрано: дан\_сонячні\_станції.xlsx

Рік	Місяць	Інтенсивність	Температура	Вітер	Хмарність	Тип панелей	Фірма панелей	Потужність пп	Кількість панелі	Тип АКБ	Ємність АКБ (В)	Інвертор	Потужність інв	Локація	Область
2018	Січень	315.0	-1.0	3.2	82	Полікристалічні	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська
2018	Лютий	391.0	-2.0	2.9	78	Полікристалічні	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська
2018	Березень	785.0	1.0	3.2	78	Полікристалічні	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська
2018	Квітень	1247.0	19.0	3.5	58	Полікристалічні	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська
2018	Травень	1343.0	23.0	3.2	57	Полікристалічні	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська
2018	Червень	1365.0	25.0	2.8	65	Полікристалічні	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська
2018	Листопад	1392.0	25.0	2.6	74	Полікристалічні	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська
2018	Серпень	1307.0	28.0	2.4	59	Полікристалічні	Perlight Solar	250	40	LiFePO4	10.0	REFUSol	10.0	Умань	Черкаська

2. Підготовка даних

Цільова змінна (target): Інтенсивність

Ознаки (features): Тип АКБ, Ємність АКБ (В), Інвертор, Потужність інвертора (Вт), Локація, Область

Розмір тестової вибірки, %: 20 | Масштабувати дані (StandardScaler) | Застосувати підготовку

3. Навчання моделей

Оберть моделі:  Linear Regression |  Random Forest |  Gradient Boosting | Навчити моделі | Зберегти найкращу модель

4. Результати

Набір	Модель	MSE	R <sup>2</sup>	CV MSE
nabr_1.csv	Linear Regression	28515638.910604	0.040224	48906650.499856
nabr_1.csv	Random Forest	3461376.708919	0.883497	8737679.391194
nabr_1.csv	Gradient Boosting	3477698.749107	0.882948	3920700.684157

Інтерфейс надає можливість обрати набір ознак, цільову змінну, режим масштабування та тип моделі. Реалізовано тренування шести варіантів моделі, обчислення MSE, R<sup>2</sup> і CV MSE, а також відображення результатів у таблиці. Доступна функція збереження найкращої моделі у форматі .pkl.

**ДОДАТОК Б**

Результати роботи аналітичних модулів системи

Сторінок – 7

## Рисунок Б.1 — Вікно прогнозування, отримані значення інтенсивності та рекомендації щодо конфігурації СЕС.

Аналітик – Інтелектуальна система прогнозування

ETP (Завантаження даних) Формування фактів Навчання моделі Результати і графіки Прогнозування Перегляд графіків Формування звітів

1. Вхідні параметри

Місто: Київ Область (якщо міста немає): Київська

Планова потужність споживання (кВт): 2 Горизонт прогнозу (місяць): 12

Завантажити модель Отримати дані Згенерувати прогноз Дані завантажено (2018–2024)

2. Результати прогнозування

Місяць	Прогнозована інтенсивність (кВт·год)
Січень	97.05
Лютий	108.45
Березень	163.7
Квітень	225.28
Травень	285.94
Червень	334.26
Липень	348.39
Серпень	347.31
Вересень	295.43
Жовтень	228.36
Листопад	174.01

3. Коротка конфігурація та висновок

- Середня прогнозована інтенсивність: 226.76 кВт·год.
- Планова потужність користувача: 2.00 кВт.
- \*\*Рекомендована конфігурація СЕС:\*\***
  - Панелі: Risen – 370 Вт × 6 шт
  - АКБ: LiFePO4 – 16 Вт·год
  - Інвертор: ABB – 2.0 кВт

На рисунку наведено приклад прогнозу для горизонту 12 місяців. Система відображає помісячні значення прогнозованої інтенсивності (у кВт·год), обчислює середню продуктивність та автоматично формує короткий висновок із пропозицією щодо рекомендованої конфігурації сонячної електростанції (тип панелей, потужність, характеристики АКБ та інвертора).

## Рисунок Б.2 – Модуль «Поради з побудови СЕС» для ролі «Адміністратор»

Адміністратор – Інтелектуальна система прогнозування

Прийняття рішень Параметри системи Рекомендації Поради з побудови СЕС

Вот: Вітаю! Я допоможу підібрати комплектацию сонячної електростанції. Напишіть потужність (наприклад: 'СЕС 5 кВт у Львові, бюджет середній').

Вн: СЕС 5 Васильків

Вот: Будь ласка, вкажіть потужність системи (наприклад: '5 кВт').

Вн: 5

Вот: Будь ласка, вкажіть потужність системи (наприклад: '5 кВт').

Вн: 5 кВт

Вот: Система: 24 В (5.0 кВт)  
 Панелі: 11 × 450 Вт = ~5.0 кВт  
 Інвертор: AXIOMA Energy ISMPPT, 24 В, потужність = 5.0 кВт.  
 Кабелі: Кабель 4 мм², автомат 16А, запобіжник 80А.  
 АКБ: 2 × LiFePO4 24 В (= 10.2 кВт·год запасу)  
 Обов'язково: прозоважист, автомат на панелі 16А, автомат на вихід з інвертора 220В, автомат на вхід інвертора 220В. На плюсову клему АКБ – запобіжник 100А і вивихач.  
 Орієнтація панелей – південь, кут 30–35°, без затінення.

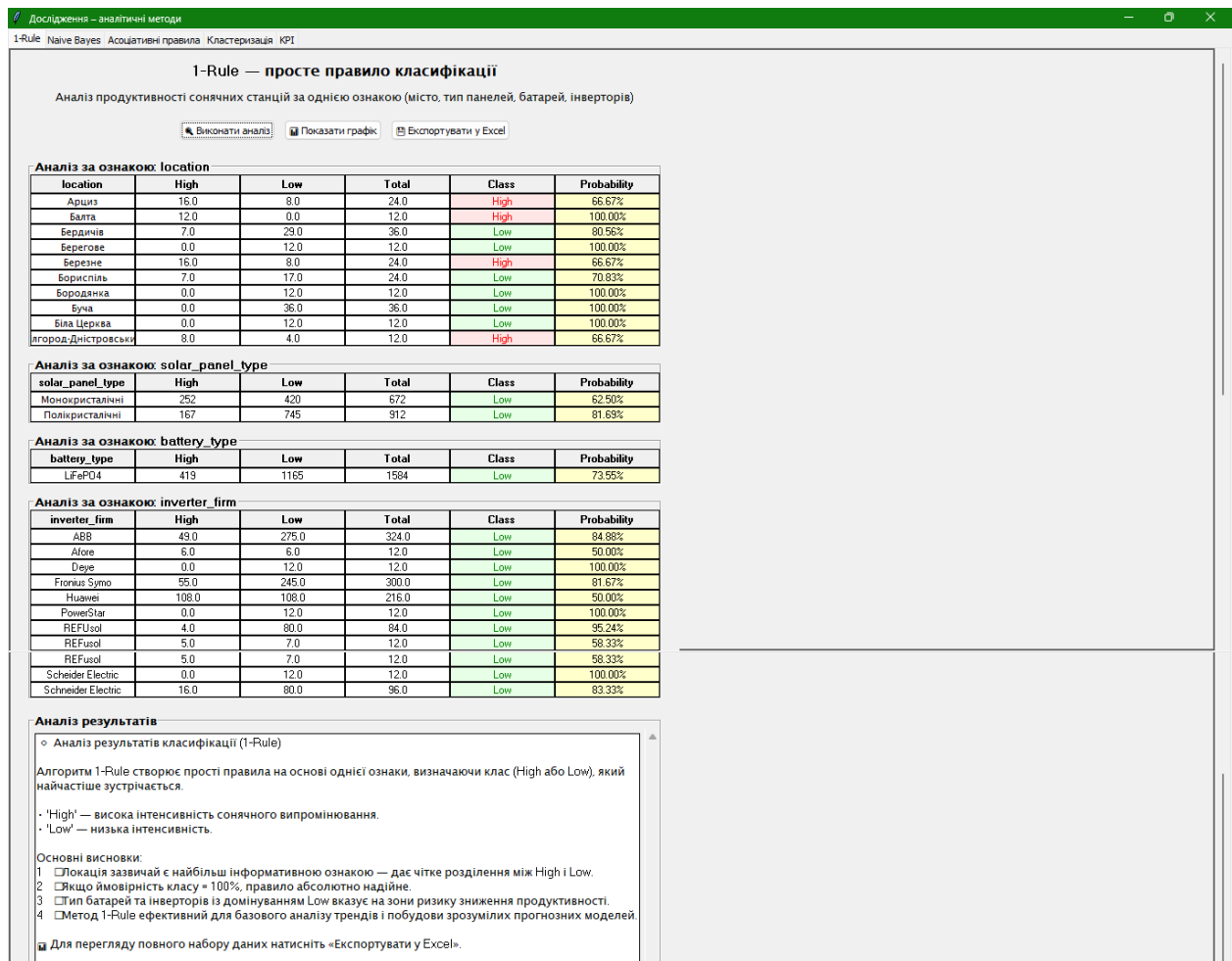
Порядок підключення: спочатку панелі до інвертора (автомат вижженої), далі АКБ через запобіжник і вивихач, потім мережа 220В при вижженому автоматі.

Отримати пораду

Модуль працює як діалоговий помічник: користувач вводить назву міста, бажану потужність або бюджет, а система формує рекомендовану конфігурацію сонячної електростанції. Підтримуються нечіткі запити, різні варіанти формулювань і введення з помилками, що робить модуль адаптивним для різних сценаріїв використання.

### Б.3. Класифікація методом 1-Rule

**Рисунок Б.3 — Таблиця частот за ознаками (локація, тип панелей, тип батареї, тип інвертора) у модулі 1-Rule.**



На рисунку Б.3 показано роботу механізму простого частотного правила, що визначає клас «High» або «Low» на основі найінформативнішої окремої ознаки. Таблиці містять кількість станцій із високою та низькою інтенсивністю для кожної категорії, а також частку основного класу. Модуль дозволяє швидко ідентифікувати фактори, що мають найбільший вплив на продуктивність.

### Б.4. Класифікація методом Наївного Баєса

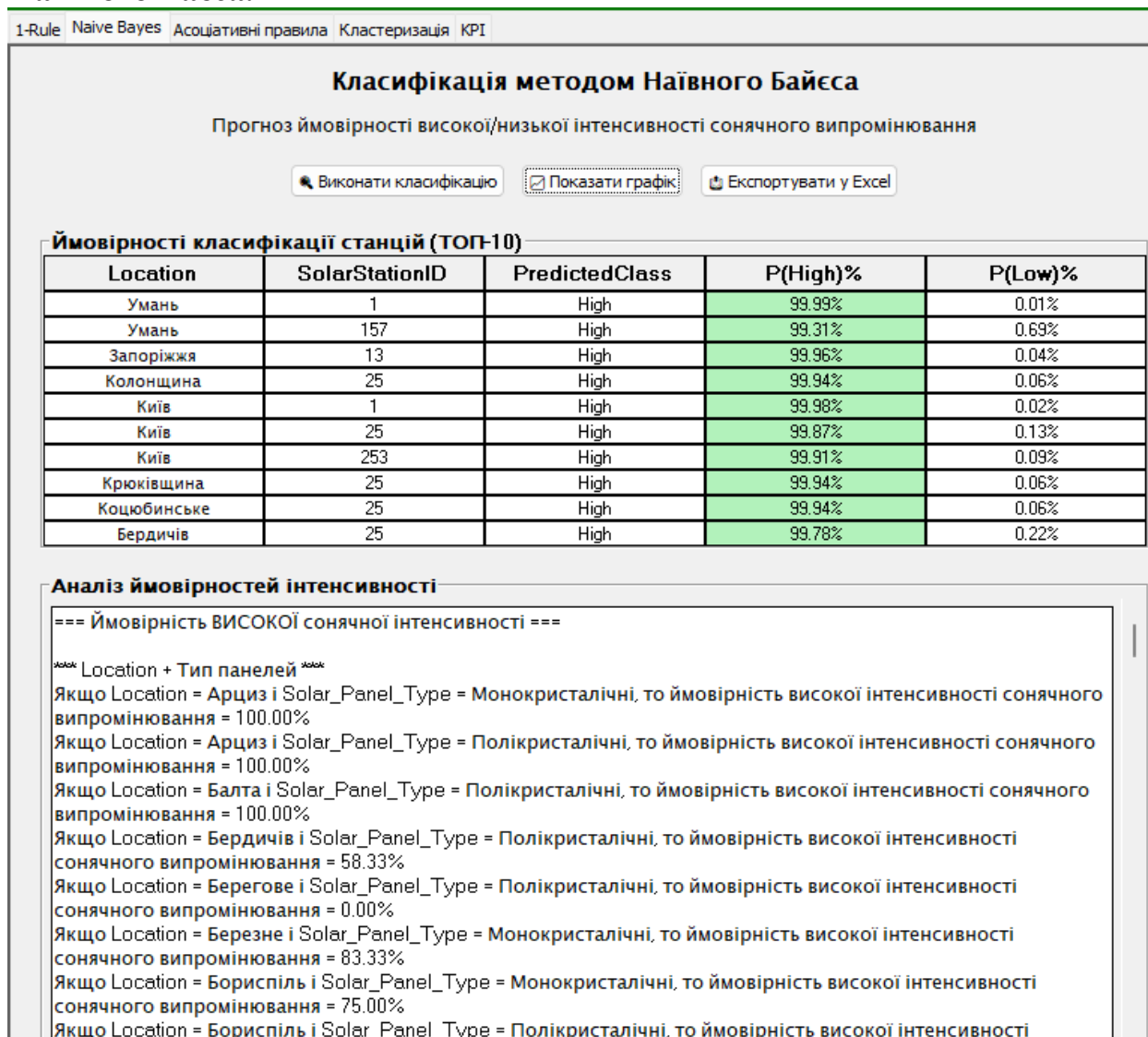
На рисунку Б.4 наведено прогнозовані класи продуктивності разом із ймовірностями  $P(\text{High})\%$  та  $P(\text{Low})\%$ . Більшість станцій демонструють дуже високу ймовірність класу High (від 99.3 % до 99.9 %), що вказує на домінування сприятливих умов сонячного випромінювання у вибірці.

Рисунок Б.5 містить автоматично згенеровані правила ймовірностей, серед яких:

- для локації Арциз і монокристалічних панелей ймовірність High = 100 %;
- для окремих регіонів (наприклад, Волинська область) ймовірність змінюється залежно від типу АКБ;

- для частини локацій із полікристалічними панелями модель прогнозує підвищений ризик низької інтенсивності.

**Рисунок Б.4 — Результати класифікації станцій (ТОП-10) методом Наївного Байєса.**



**Рисунок Б.5 — Аналітичний текстовий аналіз ймовірностей високої та низької інтенсивності.**

### Аналіз ймовірностей інтенсивності

Якщо Location = Черніїв і Solar\_Panel\_Type = Полікристалічні, то ймовірність високої інтенсивності сонячного випромінювання = 12.50%

==== Location + Тип акумулятора ====

Якщо Region = Івано-Франківська обл. і Battery\_Type = LiFePO4, то ймовірність високої інтенсивності сонячного випромінювання = 100.00%

Якщо Region = Волинська і Battery\_Type = LiFePO4, то ймовірність високої інтенсивності сонячного випромінювання = 75.00%

Якщо Region = Волинська і Battery\_Type = LiFePO4, то ймовірність високої інтенсивності сонячного випромінювання = 0.00%

Якщо Region = Вінницька і Battery\_Type = LiFePO4, то ймовірність високої інтенсивності сонячного випромінювання = 79.17%

Якщо Region = Донецька і Battery\_Type = LiFePO4, то ймовірність високої інтенсивності сонячного випромінювання = 83.33%

Якщо Region = Житомирська і Battery\_Type = LiFePO4, то ймовірність високої інтенсивності сонячного випромінювання = 60.00%

Якщо Region = Житомирська область і Battery\_Type = LiFePO4, то ймовірність високої інтенсивності сонячного випромінювання = 75.00%

Якщо Region = Закарпатська і Battery\_Type = LiFePO4, то ймовірність високої інтенсивності сонячного випромінювання = 47.00%

### Аналіз ймовірностей інтенсивності

=== Ймовірність НИЗЬКОЇ сонячної інтенсивності ===

==== Location + Тип панелей ====

Якщо Location = Арциз і Solar\_Panel\_Type = Монокристалічні, то ймовірність низької інтенсивності сонячного випромінювання = 0.00%

Якщо Location = Арциз і Solar\_Panel\_Type = Полікристалічні, то ймовірність низької інтенсивності сонячного випромінювання = 0.00%

Якщо Location = Балта і Solar\_Panel\_Type = Полікристалічні, то ймовірність низької інтенсивності сонячного випромінювання = 0.00%

Якщо Location = Бердичів і Solar\_Panel\_Type = Полікристалічні, то ймовірність низької інтенсивності сонячного випромінювання = 41.67%

Якщо Location = Берегове і Solar\_Panel\_Type = Полікристалічні, то ймовірність низької інтенсивності сонячного випромінювання = 100.00%

Якщо Location = Березне і Solar\_Panel\_Type = Монокристалічні, то ймовірність низької інтенсивності сонячного випромінювання = 16.67%

Якщо Location = Бориспіль і Solar\_Panel\_Type = Монокристалічні, то ймовірність низької інтенсивності сонячного випромінювання = 25.00%

## Б.6. Аналіз асоціативних правил

Рисунок Б.6 — Приклади знайдених асоціативних закономірностей між характеристиками СЕС.

1-Rule Naive Bayes Асоціативні правила Кластеризація KPI

**Асоціативні правила між параметрами сонячних станцій**  
Пошук закономірностей у даних сховища SolarDWH (метод Apriori)

Виконати аналіз   
 Граф зв'язків   
 Експортувати у Excel

ТОП-10 правил для HIGH інтенсивності					
antecedents	consequents	support	confidence	lift	
solar_panel_firm_Risen, solar_panel_type_Монокристалічні	battery_type_LiFePO4, power_cat_Висока, inverter_firm_Sols	0.227	1.0	3.385	
solar_panel_firm_Risen, battery_type_LiFePO4, solar_panel_type_Монокристалічні	power_cat_Висока, inverter_firm_Sols	0.227	1.0	3.385	
solar_panel_firm_Risen, solar_panel_type_Монокристалічні	power_cat_Висока, inverter_firm_Sols	0.227	1.0	3.385	
battery_type_LiFePO4, solar_panel_type_Монокристалічні, inverter_firm_Sols	solar_panel_firm_Risen, power_cat_Висока	0.227	0.732	3.22	
solar_panel_type_Монокристалічні, inverter_firm_Sols	solar_panel_firm_Risen, battery_type_LiFePO4, power_cat_Висока	0.227	0.732	3.22	
solar_panel_type_Монокристалічні, inverter_firm_Sols	solar_panel_firm_Risen, power_cat_Висока	0.227	0.732	3.22	
inverter_firm_Sols	solar_panel_type_Монокристалічні, solar_panel_firm_Risen, power_cat_Висока	0.227	0.732	3.22	
inverter_firm_Sols	solar_panel_firm_Risen, power_cat_Висока	0.227	0.732	3.22	

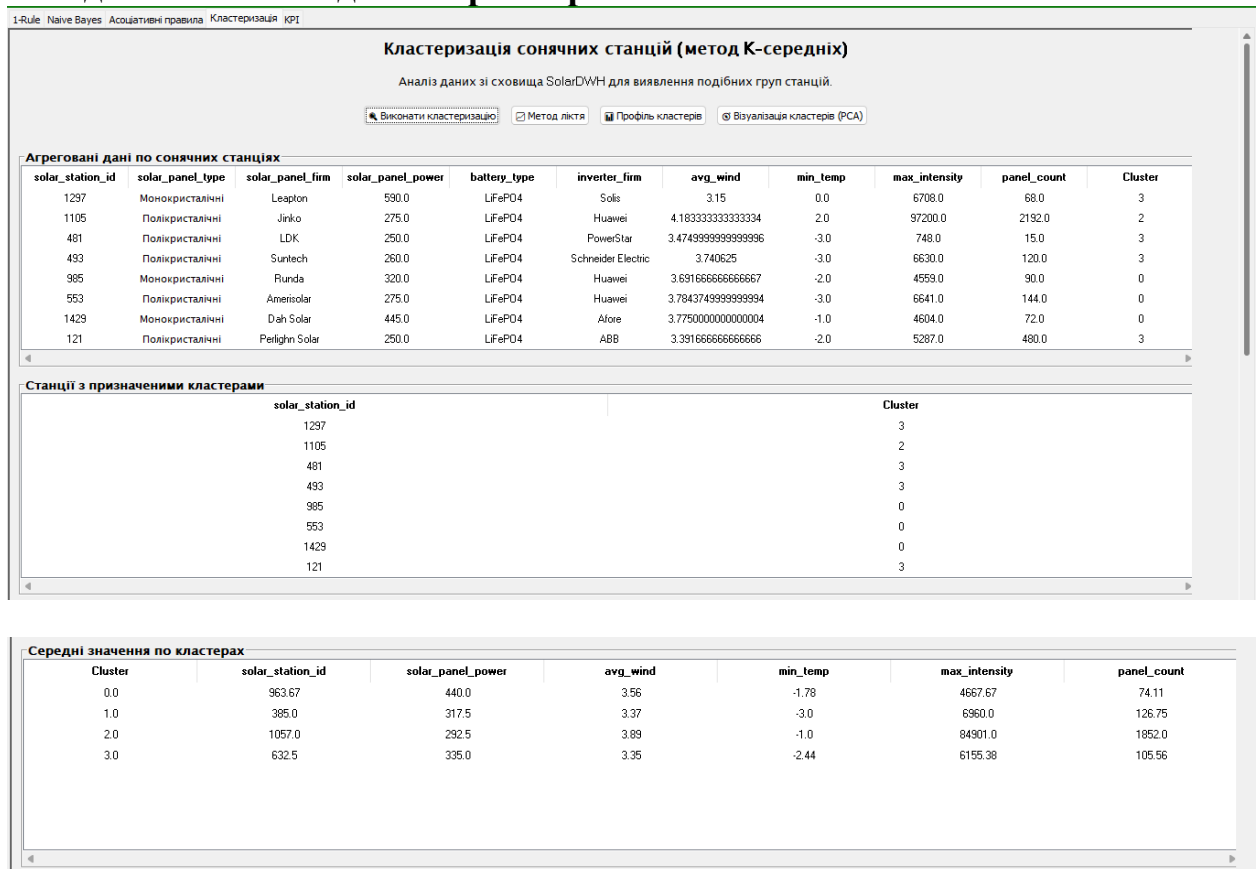
ТОП-10 правил для LOW інтенсивності					
antecedents	consequents	support	confidence	lift	
inverter_firm_ABB	solar_panel_type_Полікристалічні, power_cat_Низька	0.205	1.0	1.808	
battery_type_LiFePO4, inverter_firm_ABB	solar_panel_type_Полікристалічні, power_cat_Низька	0.205	1.0	1.808	
inverter_firm_ABB	solar_panel_type_Полікристалічні, power_cat_Низька, battery_type_LiFePO4	0.205	1.0	1.808	
solar_panel_type_Полікристалічні, battery_type_LiFePO4, inverter_firm_ABB	power_cat_Низька	0.205	1.0	1.784	
solar_panel_type_Полікристалічні, inverter_firm_ABB	power_cat_Низька	0.205	1.0	1.784	
battery_type_LiFePO4, inverter_firm_ABB	power_cat_Низька	0.205	1.0	1.784	
inverter_firm_ABB	power_cat_Низька, battery_type_LiFePO4	0.205	1.0	1.784	
solar_panel_type_Полікристалічні, inverter_firm_ABB	power_cat_Низька, battery_type_LiFePO4	0.205	1.0	1.784	

Модуль формує правила вигляду «Якщо ... → То ...» із мінімальною підтримкою та довірою. Отримані правила допомагають виявити приховані залежності між вибором обладнання та рівнем продуктивності (наприклад,

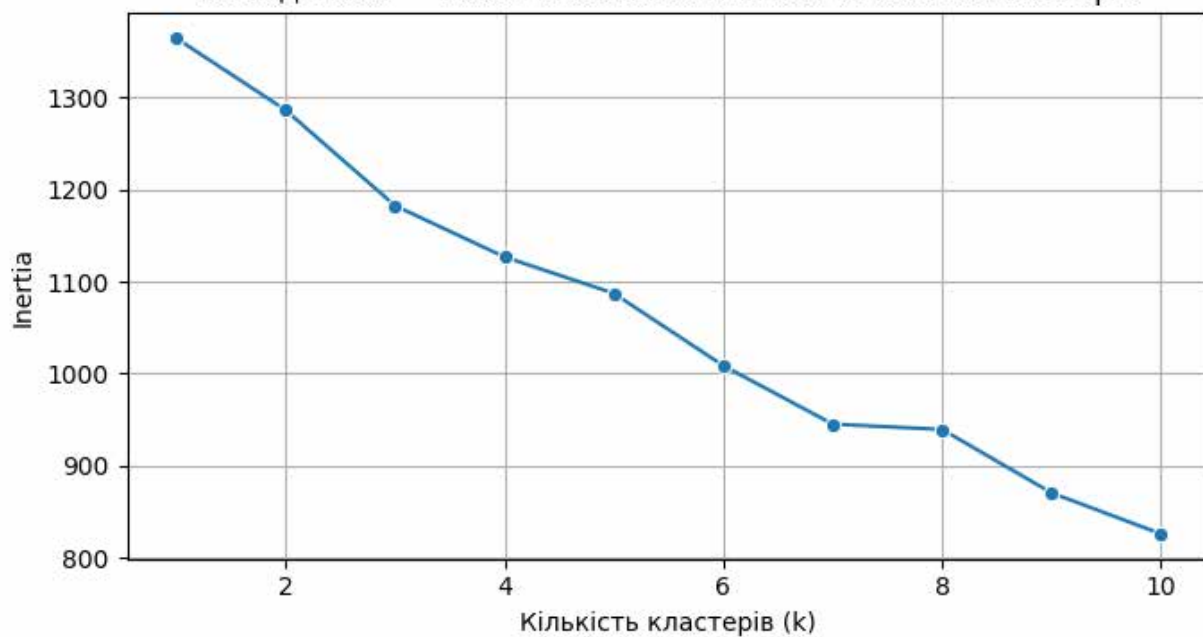
комбінації типу панелей і регіону, які частіше асоціюються з високою генерацією).

## Б.7. Кластеризація сонячних станцій

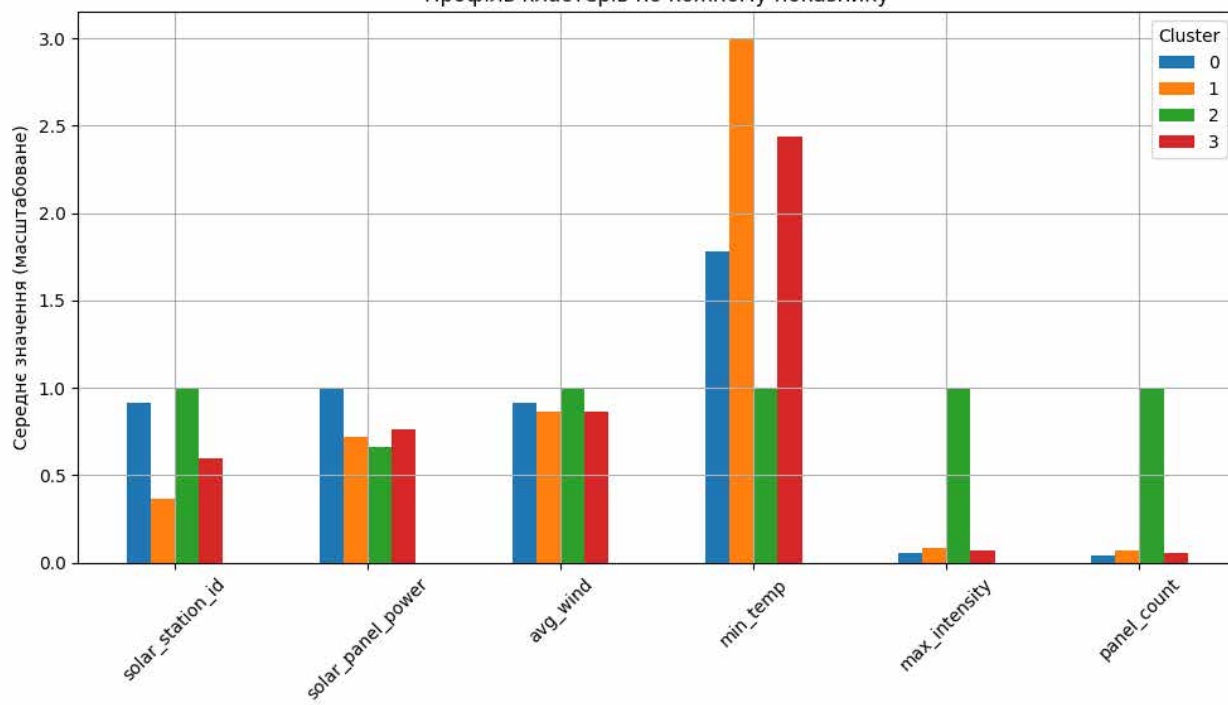
### Рисунок Б.7 — Візуалізація кластерів станцій за ознаками обладнання та погодних параметрів.

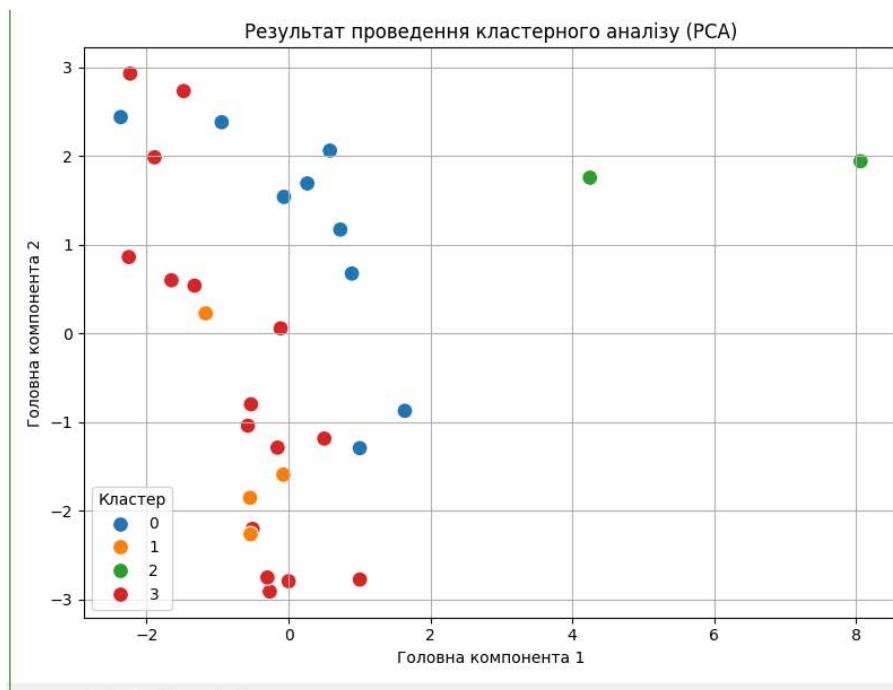


## Метод ліктя — визначення оптимальної кількості кластерів



## Профіль кластерів по кожному показнику

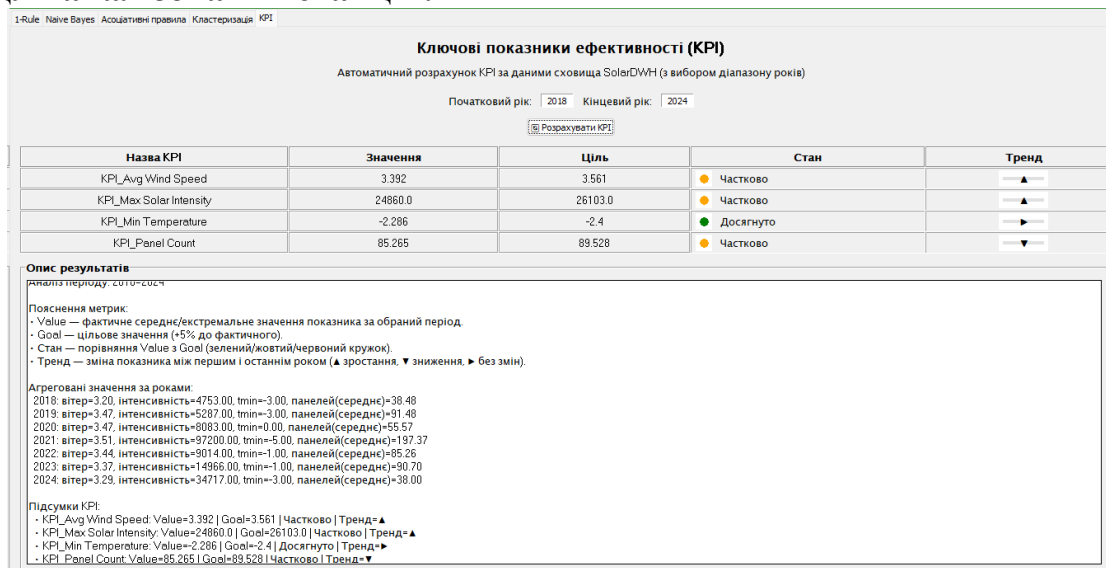




Система використовує алгоритм k-means для сегментації станцій за подібністю характеристик. На рисунку показано згруповані кластери, які дозволяють виділити типові конфігурації СЕС та виявити нетипові або аномальні об'єкти.

## Б.8. КРІ-аналіз роботи СЕС

Рисунок Б.8 — Обчислення ключових показників ефективності (КРІ) для аналізованих станцій.



До КРІ входять середня швидкість вітру, максимальна сонячна інтенсивність, мінімальна температура та кількість сонячних панелей, що дозволяють швидко оцінити загальну ефективність обладнання.