

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ  
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ  
СІКОРСЬКОГО»**

Навчально-науковий інститут атомної та теплової енергетики

Кафедра цифрових технологій в енергетиці

"На правах рукопису"

УДК \_\_\_\_\_

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри

\_\_\_\_\_ Наталія АУШЕВА

“ ” \_\_\_\_\_ 2025 р.

## **Магістерська дисертація**

на здобуття ступеня другого (магістерського) рівня вищої освіти  
за освітньою програмою “Цифрові технології в енергетиці”  
зі спеціальності 122 “Комп’ютерні науки”

на тему \_\_\_\_\_ Методи аналітики та прогнозування електроспоживання  
підприємствами \_\_\_\_\_

Виконала: студентка  2  курсу, групи ТР-42мп

Топалова Ольга Євгенівна

(прізвище, ім’я, по батькові)

\_\_\_\_\_ (підпис)

Науковий керівник доцент каф. цифрових технологій  
в енергетиці, доц., к.т.н. Олексій ШАЛДЕНКО

(науковий ступінь, вчене звання, ім’я ПРІЗВИЩЕ)

\_\_\_\_\_ (підпис)

Рецензент доцент каф. теплової та альтернативної  
енергетики, к.т.н. Артур РАЧИНСЬКИЙ

(посада, науковий ступінь, вчене звання, ім’я ПРІЗВИЩЕ)

\_\_\_\_\_ (підпис)

Н.контроль доцент каф. цифрових технологій  
в енергетиці, д.ф. Артем ГУРІН

(посада, ім’я ПРІЗВИЩЕ )

\_\_\_\_\_ (підпис)

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації  
немає запозичень з праць інших авторів без  
відповідних посилань.

Студентка \_\_\_\_\_

(підпис)

Київ - 2025

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ  
“КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ  
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО”**

НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ АТОМНОЇ ТА ТЕПЛОВОЇ ЕНЕРГЕТИКИ

Кафедра ЦИФРОВИХ ТЕХНОЛОГІЙ В ЕНЕРГЕТИЦІ

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

спеціальність 122 “Комп’ютерні науки”

Освітньо-наукова програма “Цифрові технології в енергетиці”

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри ЦТЕ

Наталія АУШЕВА

«\_\_» \_\_\_\_\_ 2025 р.

**ЗАВДАННЯ  
на магістерську дисертацію студенту**

Топаловій Ользі Євгенівні

(прізвище, ім’я, по батькові)

1. Тема роботи Методи аналітики та прогнозування  
електроспоживання підприємствами

керівник роботи Шалденко Олексій Вікторович, к.т.н., доцент

(прізвище, ім’я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від “03” листопада 2025 р. № 4779-с

2. Термін подання студентом дисертації 06.12.2025

3. Об’єкт дослідження : Методи прогнозування електроспоживання підприємств, що охоплює закономірності формування енергетичних навантажень, їхню часову динаміку та вплив зовнішніх і внутрішніх факторів на зміну показників споживання.

4. Вихідні дані: мова програмування Python, середовище розробки Visual Studio Code

5. Перелік завдань: Провести аналіз методів машинного навчання для прогнозування електроспоживання, включаючи моделі ARIMA, SARIMA та SARIMAX, обрати методи та засоби програмної реалізації системи

прогнозування, враховуючи їх сезонні коливання та зовнішні чинники

6. Орієнтований перелік ілюстративного матеріалу : схема клієнт-серверної архітектури, діаграма прецедентів, графік вихідного ряду споживання за три роки, інтерфейс розробленої системи, результати прогнозування, участь в конференції.

7. Орієнтований перелік публікацій : тези на 2 Міжнародній науково-практичній конференції «Progressive Approaches in Science and Engineering»

6. Дата видачі завдання «16» вересня 2024 р.

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів підготовки магістерської дисертації	Термін виконання	Примітка
1	Аналіз методів дослідження за літературними джерелами	01.09.2025 – 26.10.2025	виконано
2	Вибір та налаштування засобів реалізації, методів та моделей	02.09.2025 – 26.10.2025	виконано
3	Програмна реалізація	20.09.2025 – 26.10.2025	виконано
4	Проведення обчислювальних експериментів	20.09.2025 – 26.10.2025	виконано
5	Аналіз результатів обчислювальних експериментів	20.09.2025 – 26.10.2025	виконано
6	Захист створеного програмного забезпечення	25.10.2025	виконано
7	Оформлення магістерської дисертації	26.10.2025 – 23.11.2025	виконано
8	Проходження нормоконтролю	24.11.2025– 28.11.2025	виконано

Студентка

\_\_\_\_\_ (підпис)

**Ольга ТОПАЛОВА**

\_\_\_\_\_ (ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник роботи

\_\_\_\_\_ (підпис)

**Олексій ШАЛДЕНКО**

\_\_\_\_\_ (ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

# РЕФЕРАТ

**Актуальність теми.** Актуальність зумовлена зростанням вартості енергоресурсів, необхідністю підвищення енергоефективності та переходом підприємств до цифрових платформ моніторингу й управління енергоспоживанням. Своєчасний прогноз навантаження дозволяє мінімізувати витрати, оптимізувати виробничі процеси та підвищувати стабільність енергетичних систем підприємства.

**Мета роботи** полягає у створенні програмної основи для виконання прогнозування електроспоживання підприємств на основі історичних даних та сучасних моделей часових рядів. Досягнення поставленої мети передбачає виконання низки завдань: формування й структурування набору історичних даних; проведення очищення та попередньої обробки часових рядів; аналіз і порівняння методів прогнозування; вибір найбільш придатного підходу для моделювання електроспоживання; розробка клієнт-серверного програмного інструменту, який забезпечує виконання прогнозних обчислень і візуалізацію результатів у інтерактивному форматі.

**Об'єктом дослідження** є процес електроспоживання промислових та комерційних підприємств як динамічна система із сезонними, тижневими та стохастичними компонентами.

**Предмет дослідження** — методи та алгоритми аналізу і прогнозування часових рядів електроспоживання, а також програмні засоби їх реалізації у веб-орієнтованих аналітичних системах.

У роботі застосовано методи математичної статистики, класичні моделі часових рядів (ARIMA, SARIMA, SARIMAX), методи очищення та нормалізації даних, алгоритми перевірки якості прогнозування (MAE, RMSE, MAPE), а також підходи до розробки веб-застосунків, зокрема клієнт-серверну архітектуру на основі FastAPI, React та PostgreSQL.

**Наукова новизна** отриманих результатів полягає у поєднанні методів

прогнозування з веб-орієнтованим інструментом, який дозволяє моделювати різні сценарії споживання та враховувати зовнішні фактори (зміна тарифів, графіки роботи) при аналізі енергетичних профілів. Запропонований підхід демонструє можливість інтеграції прогнозних моделей безпосередньо в інформаційні системи підприємства.

**Практична цінність** роботи полягає у створенні діючого прототипу веб-застосунку, який забезпечує аналіз історичних даних, інтерактивну візуалізацію, моделювання тарифних сценаріїв та отримання прогнозів електроспоживання. Розроблена система може бути використана підприємствами для оптимізації енергетичних витрат, планування бюджетів та ухвалення управлінських рішень.

**Апробація результатів дисертації:** були представлені у вигляді тез на 2 Міжнародній науково-практичній конференції «Progressive Approaches in Science and Engineering» .

Дисертація складається з вступу, п'яти розділів та висновків. Повний обсяг дисертації складає 86 сторінок, в тому числі 70 сторінок основного тексту, 17 таблиць, 14 рисунків, 3 сторінки списку використаних джерел у кількості 30 найменувань.

**Ключові слова:** електроспоживання, прогнозування, часові ряди, SARIMAX, аналітика даних, енергоефективність, веб-застосунок.

# ABSTRACT

**Relevance of the topic.** The relevance of the research is driven by the rising cost of energy resources, the need to improve energy efficiency, and the transition of enterprises to digital platforms for monitoring and managing energy consumption. Timely load forecasting helps minimize costs, optimize production processes, and enhance the stability of an enterprise's energy systems.

**The aim of the study** is to develop a software foundation for forecasting the electricity consumption of enterprises based on historical data and modern time series models. Achieving this aim involves completing several tasks: forming and structuring a historical dataset; performing cleaning and preprocessing of time series; analyzing and comparing forecasting methods; selecting the most suitable approach for modeling electricity consumption; and developing a client–server software tool that performs forecasting calculations and visualizes the results in an interactive format.

**The object of the study** is the electricity consumption process of industrial and commercial enterprises, considered as a dynamic system with seasonal, weekly, and stochastic components.

**The subject of the study** includes the methods and algorithms for analyzing and forecasting electricity consumption time series, as well as the software tools used to implement them in web-oriented analytical systems.

The study employs methods of mathematical statistics, classical time series models (ARIMA, SARIMA, SARIMAX), data cleaning and normalization techniques, forecasting quality evaluation metrics (MAE, RMSE, MAPE), as well as web-application development approaches, specifically a client–server architecture based on FastAPI, React, and PostgreSQL.

**The scientific novelty** of the obtained results lies in combining forecasting methods with a web-oriented tool that enables modeling of various consumption scenarios and the inclusion of external factors (tariff changes, work schedules) in the analysis of energy profiles. The proposed approach demonstrates the feasibility of

integrating forecasting models directly into the enterprise's information systems.

**The practical value** of the work consists in developing a functioning prototype of a web application that provides historical data analysis, interactive visualization, tariff scenario modeling, and electricity consumption forecasting. The developed system can be used by enterprises to optimize energy costs, plan budgets, and support managerial decision-making.

**Approbation of the dissertation results:**

The dissertation consists of an introduction, five chapters, and conclusions. The total volume of the dissertation is 86 pages, including 70 pages of the main text, 17 tables, 14 figures, and 3 pages of the list of references containing 30 sources.

**Keywords:** electricity consumption, forecasting, time series, SARIMAX, data analytics, energy efficiency, web application.

# ЗМІСТ

ВСТУП.....	10
1 ЗАДАЧА ПРОГНОЗУВАННЯ ТА АНАЛІТИКИ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ПІДПРИЄМСТВАМИ.....	13
1.1 Постановка задачі прогнозування електроспоживання.....	13
1.2 Визначення вхідних і вихідних даних системи.....	15
1.3 Огляд існуючих методів у сфері прогнозування енергоспоживання.....	16
1.3.1 Класичні статистичні методи прогнозування.....	16
1.3.2 Методи прогнозування на основі часових рядів.....	18
1.3.3 Методи машинного навчання.....	18
1.4 Порівняння існуючих рішень у сфері аналітики та прогнозування енергоспоживання.....	20
Висновки до розділу 1.....	23
2 ЗАСОБИ РОЗРОБКИ І ПРОГНОЗНИХ МЕТОДІВ У ВЕБ-ЗАСТОСУНКУ АНАЛІТИКИ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ.....	25
2.1 Середовище розробки.....	25
2.2 Основні засоби розробки системи.....	26
2.3 Математичні методи та алгоритми прогнозування.....	27
2.4 Архітектура програмного забезпечення.....	30
Висновки до розділу 2.....	31
3 РОЗРОБКА СИСТЕМИ АНАЛІТИКИ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ.....	33
3.1 Функціональні можливості системи.....	33
3.2 Архітектура системи.....	35
3.3 База даних.....	39
3.4 Навчання моделі SARIMAX.....	42
3.5 Розгортання системи.....	46
Висновки до розділу 3.....	47

4 РОБОТА КОРИСТУВАЧА З СИСТЕМОЮ.....	49
4.1 Авторизація в систему.....	49
4.2. Головна сторінка.....	50
4.3. Модуль аналітики та прогнозування.....	51
4.4 Моделювання сценаріїв енергоспоживання.....	53
4.5. Панель аналізу денного та нічного споживання.....	54
Висновки до розділу 4.....	55
5 РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЄКТУ.....	57
5.1 Опис ідеї стартап–проєкту.....	57
5.2 Технологічний аудит стартап–проєкту.....	61
5.3 Аналіз ринкових можливостей запуску проєкту.....	63
5.4 Бізнес-модель і стратегія монетизації.....	67
5.5 Маркетингова стратегія та план просування.....	70
5.6. Фінансове обґрунтування та прогноз розвитку.....	72
Висновки до розділу 5.....	75
ВИСНОВКИ.....	77
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	79
ДОДАТОК А.....	82

## ВСТУП

Сучасний розвиток цифровізації процесів та впровадження автоматизованих систем управління зумовлюють зростання потреби підприємств в аналізі енергетичних показників. Електроенергія є одним із ключових ресурсів більшості виробничих, комерційних та інфраструктурних об'єктів, тому ефективне її використання безпосередньо впливає на конкурентоспроможність, технологічну стабільність і економічну результативність діяльності підприємств.

В умовах постійних коливань тарифів, змін режимів роботи обладнання та зростання навантажень традиційні підходи до планування споживання енергоресурсів стають малоефективними. Підприємства стикаються з низкою проблем: складністю прогнозування пікових навантажень, недостатньою прозорістю даних щодо споживання, неможливістю оперативно оцінити вплив зовнішніх факторів на енергопрофіль. Тому виникає потреба у розробці сучасних інструментів, здатних виконувати не лише описовий аналіз, але й точне прогнозування майбутніх трендів споживання електроенергії.

Особлива увага приділяється методам аналізу часових рядів, інтеграції алгоритмів машинного навчання у системи моніторингу електроспоживання та створенню клієнт-серверних рішень, що дозволяють обробляти значні обсяги енергетичних даних. Відомі моделі — такі як ARIMA, SARIMA, Prophet, LSTM, Gradient Boosting — демонструють різні можливості щодо врахування сезонності, трендів, зовнішніх регресорів та складних нелінійних залежностей. Однак більшість готових систем або не є адаптивними до реальних умов підприємств, або орієнтовані лише на агреговані дані без можливості глибокої аналітики.

У зв'язку з цим виникає науково-практична проблема: побудова методів аналітики та прогнозування електроспоживання, здатних інтегруватися, працювати з реальними даними та підтримувати процес ухвалення енергетичних рішень на різних рівнях управління. Класичні методи планування на основі середніх показників не здатні забезпечити необхідну точність, що призводить до

збитків через перевищення договірних величин, нерівномірність графіків роботи обладнання та складність прогнозування витрат.

Подальший розвиток цифрової енергетики передбачає використання інтелектуальних моделей прогнозування, що враховують комплекс зовнішніх і внутрішніх факторів. Саме тому створення методів, алгоритмів і програмних засобів для моделювання електропрофілів підприємств є актуальним науковим завданням.

Метою магістерської роботи є встановлення методів і принципів побудови прогнозних моделей електроспоживання та створення клієнт-серверного програмного інструменту, який дозволить на основі історичних даних формувати точні прогнозні оцінки майбутніх обсягів та вартості споживання електроенергії.

Для досягнення поставленої мети у роботі розв'язуються такі завдання:

- сформувати базу історичних даних електроспоживання підприємства з урахуванням часової структури ряду;
- виконати очищення, попередню обробку та нормалізацію даних;
- обґрунтувати вибір моделей прогнозування часових рядів, придатних для даного типу об'єктів;
- реалізувати серверний модуль обчислення прогнозів на основі моделі SARIMAX;
- реалізувати механізм інтерактивної візуалізації результатів аналізу та прогнозування.

Об'єктом дослідження є математичні моделі аналітики та прогнозування електроспоживання у промислових і комерційних підприємствах».

Предметом дослідження є методи побудови прогнозних моделей часових рядів електроспоживання та реалізація сервісно-орієнтованого програмного інструменту для їх використання.

Значну роль у роботі відіграли математичні методи параметричної ідентифікації, які дозволили визначити оптимальні параметри моделі SARIMAX та забезпечити її адаптацію до специфіки електроспоживання підприємств. Під час тестування моделі використовувалися методи оцінювання точності прогнозу

— середня абсолютна похибка, середньоквадратична похибка та відсоткова похибка MAPE, що надало змогу порівнювати моделі між собою та вибрати найбільш придатну для подальшого практичного застосування.

Практичне значення отриманих результатів полягає у створенні програмного інструменту, який дозволяє підприємствам здійснювати точніше планування електроспоживання та оцінювати економічні наслідки зміни тарифів і режимів роботи. Розроблена система може застосовуватися як у великих промислових підприємствах, так і в організаціях малого та середнього бізнесу, де питання оптимізації витрат на електроенергію є особливо важливим аспектом планування витрат. Завдяки інтеграції математичних моделей прогнозування та інструментів візуалізації керівництво підприємств отримує змогу завчасно реагувати на можливі пікові навантаження, планувати закупівлю енергії, оптимізувати графіки роботи обладнання та визначати економічно обґрунтовані сценарії споживання.

Ключові слова: електроспоживання, аналітика даних, прогнозування, SARIMAX, енергоменеджмент, часові ряди, Python.

# 1 ЗАДАЧА ПРОГНОЗУВАННЯ ТА АНАЛІТИКИ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ПІДПРИЄМСТВАМИ

Зростання вартості електроенергії, ускладнення тарифних моделей, перехід до ринкових умов енергопостачання та посилення вимог до енергоефективності зумовлюють потребу у впровадженні сучасних інформаційних систем підтримки прийняття рішень у сфері управління енергоспоживанням.

У даному розділі розглянуто основні задачі, які потребують вирішення для створення аналітичної основи для прийняття управлінських рішень у сфері енергоменеджменту підприємства. Розглянуто вхідні та вихідні дані, існуючі методи та готові рішення для прогнозування електроспоживання підприємствами.

## 1.1 Постановка задачі прогнозування енергоспоживання

У межах предметної області потрібно створити модель і програмний інструмент, який дозволить на основі історичних даних електроспоживання виконувати прогнозування майбутніх обсягів споживання та їх вартості. Задача прогнозування полягає у визначенні закономірностей зміни показників електроспоживання в часі з урахуванням впливу зовнішніх і внутрішніх факторів — типу об'єкта, сезону, зміни тарифів, робочих графіків підприємства тощо.

Постановка задачі передбачає вирішення таких підзадач:

- формування бази даних історичних показників споживання електроенергії за період;
- очищення та підготовка даних для побудови моделей;
- вибір та обґрунтування методів прогнозування, придатних для даного типу часових рядів;
- реалізація алгоритмів розрахунку прогнозу у серверній частині веб-

застосування;

- забезпечення інтерактивної візуалізації прогнозних результатів для користувача.

Система повинна дозволяти прогнозувати електроспоживання як для окремого об'єкта (наприклад цеху, магазину, офісу), так і для всього підприємства загалом. Результати прогнозу мають відображатися у зручному графічному форматі, з можливістю порівняння прогнозних і фактичних значень, а також розрахунку очікуваних витрат.

Формально задача може бути сформульована так: для кожного об'єкта підприємства (цех, магазин, офіс, виробнича дільниця) існує часовий ряд значень електроспоживання  $Y_t$ , виміряних за фіксовані проміжки часу (доба, тиждень, місяць). Необхідно побудувати модель, яка на основі історії  $Y_{t-k}, \dots, Y_t$  та, за можливості, додаткових змінних  $X_t$  (зміни тарифів, календарні фактори, тип зміни – робочий/вихідний день тощо) дозволить отримати прогнозні значення  $Y_{t+1}, \dots, Y_{t+h}$  на горизонт прогнозу  $h$ .

У рамках цієї задачі розроблюваний веб-застосунок повинен забезпечувати:

- збирання та накопичення історичних даних споживання електроенергії по об'єктах;
- інтерактивний аналіз наявних даних (графіки, статистичні показники, порівняння періодів);
- побудову прогнозів на основі математичної моделі (у роботі застосовується SARIMAX);
- оцінювання точності прогнозів та візуальне порівняння прогнозних і фактичних значень;
- формування звітів, які можна використовувати для планування бюджетів та прийняття управлінських рішень.

Постановка задачі передбачає також вимоги до програмної реалізації: система має бути реалізована як веб-застосунок із розділенням на клієнтську частину (React.js) та серверну частину (Python/RestAPI) з використанням реляційної бази даних PostgreSQL. Такий підхід дає можливість масштабувати

рішення, підтримувати багато користувачів та інтегрувати додаткові функції, такі як, наприклад, моделювання сценаріїв із різними тарифами.

Таким чином, головна мета полягає у створенні програмного підґрунтя для побудови точних і адаптивних прогнозів споживання електроенергії підприємствами, що сприятиме підвищенню енергоефективності та обґрунтованому плануванню ресурсів.

## **1.2 Визначення вхідних і вихідних даних системи**

Для ефективного функціонування веб-застосунку аналітики та прогнозування електроспоживання необхідно чітко визначити структуру вхідних і вихідних даних, які забезпечують цикл обробки інформації — від збору первинних показників до формування прогнозів і звітів. Вхідна інформація слугує основою для побудови аналітичних моделей, а вихідна — є результатом їх роботи, що відображається користувачеві у зручному форматі.

Вхідні дані системи містять такі основні компоненти:

1. показники лічильників електроенергії за певні часові інтервали (доба, тиждень, місяць);
2. ідентифікаційні дані підприємства та його структурних об'єктів (цех, магазин, офіс, склад тощо);
3. параметри тарифів на електроенергію, що можуть змінюватися залежно від часу доби, сезону або постачальника;
4. допоміжні фактори, що можуть впливати на рівень споживання (тип виробництва, робочий графік, погодні умови); дані користувачів системи (логіни, ролі, права доступу).

Вхідні дані можуть вводитись імпортуватись із зовнішніх джерел у форматах CSV, Excel чи JSON. Після завантаження дані проходять етапи

перевірки, очищення, нормалізації та запису в базу даних для подальшої аналітичної обробки.

Вихідні дані системи відображаються у вигляді:

- таблиць споживання електроенергії за період із розрахунком вартості за відповідними тарифами;
- інтерактивних графіків динаміки споживання для різних об'єктів підприємства;
- статистичних показників — середнє, мінімальне, максимальне споживання, тренди;
- прогнозних даних (очікуване споживання та вартість електроенергії на майбутні періоди);
- звітів і зведених таблиць для експорту у форматах PDF або Excel.

На етапі обробки формується аналітична база, на основі якої застосовуються математичні моделі прогнозування. Результати виводяться у вигляді графіків і звітів, що дозволяє користувачам оцінювати енергоефективність об'єктів, порівнювати їх між собою та планувати майбутні витрати.

### **1.3 Огляд існуючих методів у сфері прогнозування енергоспоживання**

Процес прогнозування електроспоживання підприємств базується на використанні методів математичного моделювання часових рядів, що дозволяють виявити закономірності у зміні показників споживання електроенергії з часом. Ефективність прогнозу залежить від вибору алгоритму, здатного врахувати сезонні, трендові та стохастичні компоненти.

#### **1.3.1. Класичні статистичні методи прогнозування**

Класичні методи прогнозування базуються на припущенні, що майбутні значення змінної залежать від її попередніх значень і тенденцій у минулих даних.

До таких методів належать лінійна регресія [7], ковзне середнє [8] та експоненційне згладжування [11]. У контексті задачі прогнозування електроспоживання такі підходи використовуються як базові орієнтири або еталонні моделі для попереднього аналізу структури даних та оцінювання складності профілю споживання. До найбільш поширених класичних методів належать лінійна регресія, ковзне середнє та експоненційне згладжування, що дозволяють відтворити базові компоненти часового ряду — тренд, варіації та короткострокові коливання [12].

Лінійна регресія передбачає опис залежності між часом  $t$  та величиною електроспоживання  $y_t$  у вигляді рівняння:  $y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \epsilon_t$ , де  $\beta_0$  та  $\beta_1$  — параметри моделі, а  $\epsilon_t$  — випадкова похибка. Такий підхід дозволяє апроксимувати трендову компоненту, наприклад, поступове зростання або зниження споживання протягом тривалого періоду. Проте регресійна модель не здатна відображати складну поведінку електроспоживання, яке має виражену сезонність (денну, тижневу, річну), а також реакцію на зовнішні фактори, такі як тарифи, графік роботи підприємства та погодні умови [7].

Лінійна регресія використовується для моделювання залежності між часом і споживанням електроенергії. Вона проста в реалізації, проте має обмежену здатність відображати циклічність і сезонні коливання, характерні для енергоспоживання [7].

Метод ковзного середнього дозволяє згладжувати випадкові коливання, проте не враховує тренд [8]. У свою чергу, експоненційне згладжування враховує вагу попередніх спостережень і може бути адаптоване до короткострокових прогнозів [9, 11].

Попри простоту реалізації, ці методи мають обмежену точність при довготривалих прогнозах і в умовах складної сезонної поведінки даних, тому вони використовуються переважно як базові для перевірки результатів більш складних моделей.

### 1.3.2. Методи прогнозування на основі часових рядів

Моделі часових рядів є основним інструментом для прогнозування динаміки електроспоживання, оскільки вони враховують автокореляцію між послідовними спостереженнями. Найбільш відомими представниками цього класу є моделі ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) та її розширена версія SARIMA, що враховує сезонні компоненти [10].

У даній роботі для прогнозування використовується модель SARIMAX, яка є подальшим розвитком SARIMA і дозволяє враховувати зовнішні фактори (exogenous variables), такі як температура повітря, зміни тарифів або режим роботи підприємства [11]. Це робить модель гнучкішою та більш придатною для практичного використання у промислових і комерційних умовах.

Математично модель SARIMAX описується рівнянням:

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \Phi_1 Y_{t-s} + \dots + \Phi_P Y_{t-sP} + \varepsilon_t + \beta X_t$$

де:  $Y_t$  — значення споживання електроенергії у момент часу  $t$ ;

$\phi_i$  — коефіцієнти авторегресивної частини;

$\theta_i$  — коефіцієнти ковзного середнього;

$\Phi_i$  — сезонні параметри моделі;

$\varepsilon_t$  — випадкова похибка (шум);

$X_t$  — зовнішні фактори, що впливають на споживання;

$s$  — період сезонності.

Завдяки своїй структурі модель SARIMAX дозволяє враховувати сезонні зміни електроспоживання, а також вплив додаткових змінних — наприклад, робочих і вихідних днів, коливань температури або змін у графіку роботи підприємства. Це забезпечує високу точність прогнозу порівняно з класичними підходами [25, 27].

### 1.3.3. Методи машинного навчання

Методи машинного навчання (ML) розглядаються як альтернативні підходи для прогнозування, коли обсяг даних є значним, а залежності між параметрами —

складні й нелінійні. Для задач прогнозування електроспоживання можуть застосовуватись регресійні дерева рішень, Random Forest та градієнтний бустинг (XGBoost, LightGBM), або нейронні мережі типу LSTM (Long Short-Term Memory) [12]. Ці методи здатні автоматично виявляти складні закономірності, але мають підвищені вимоги до обсягу даних і часу навчання.

До найпоширеніших методів машинного навчання, що застосовуються у задачах прогнозування навантаження, належать дерева рішень та їх ансамблеві моделі, такі як Random Forest і градієнтний бустинг у реалізаціях XGBoost та LightGBM. Дерева рішень формують прогноз шляхом ієрархічного поділу простору ознак, що дозволяє ефективно моделювати дані зі значною кількістю незалежних змінних, включно з регресорами, які описують графік роботи підприємства, метеорологічні показники, технологічні цикли, температурні режими або зміни тарифів. Алгоритм Random Forest, завдяки усередненню результатів великої кількості дерев рішень, зменшує варіативність і проявляє високу стабільність щодо шуму в даних. Методи градієнтного бустингу, своєю чергою, забезпечують більш глибоке наближення складних залежностей, оскільки моделі будуються послідовно, кожна з яких компенсує похибки попередньої. Такі підходи часто демонструють високу точність у прогнозуванні короткострокових коливань і дозволяють враховувати взаємодію між чинниками, які складно описати аналітично [20, 21].

Особливу увагу в сучасних дослідженнях приділяють рекурентним нейронним мережам, зокрема архітектурі LSTM (Long Short-Term Memory), яка здатна працювати з довгими залежностями у часових рядах і не втрачає контекст при збільшенні вікна спостережень. Модель LSTM включає механізми “комірок пам’яті” та “воріт”, що дозволяють *selectively* пропускати або блокувати інформаційні потоки, забезпечуючи таким чином ефективне представлення як локальних, так і глобальних тенденцій. Саме ця властивість робить LSTM однією з найефективніших нейромережових моделей для задач прогнозування електроспоживання, де важливо враховувати сезонність, добові цикли, поведінку обладнання, зміни виробничого навантаження та інші динамічні фактори [14].

## 1.4 Порівняння існуючих рішень у сфері аналітики та прогнозування електроспоживання

Порівняльний аналіз дозволяє оцінити, наскільки існуючі рішення відповідають потребам підприємств, особливо малого та середнього бізнесу, з точки зору функціональності, складності впровадження та наявності інструментів прогнозування.

Більшість розглянутих систем забезпечують потужні засоби моніторингу та звітності (EnergyCAP [16], EcoStruxure PME, ABB Ability Energy Manager), підтримують інтеграцію з розподіленими вимірювальними пристроями й надають широкі можливості для аналізу поточного та історичного споживання.

У деяких рішеннях наявні модулі розширеної аналітики, які можуть включати прогностичні функції, однак вони, як правило, є частиною складних корпоративних платформ, що потребують значних інвестицій і спеціалізованого впровадження.

Серед ключових можливостей інтерфейсу EnergyCAP [16] можна відзначити інтегровані інструменти візуалізації, що дозволяють будувати графіки, стовпчикові діаграми, «теплові карти» та інші аналітичні представлення даних. Крім того, система підтримує ведення паспортів об'єктів, деталізоване відслідковування витрат по різних точках обліку, автоматизацію процесів імпорту рахунків та створення бюджетних прогнозів. Для користувачів доступні модулі порівняння фактичного та очікуваного споживання на основі історичних показників, а також інструменти аудиту, що дозволяють відстежувати ефективність енергозберігаючих заходів [16].

Приклад вигляду інтерфейсу EnergyCAP можна побачити на рисунку 1.1.

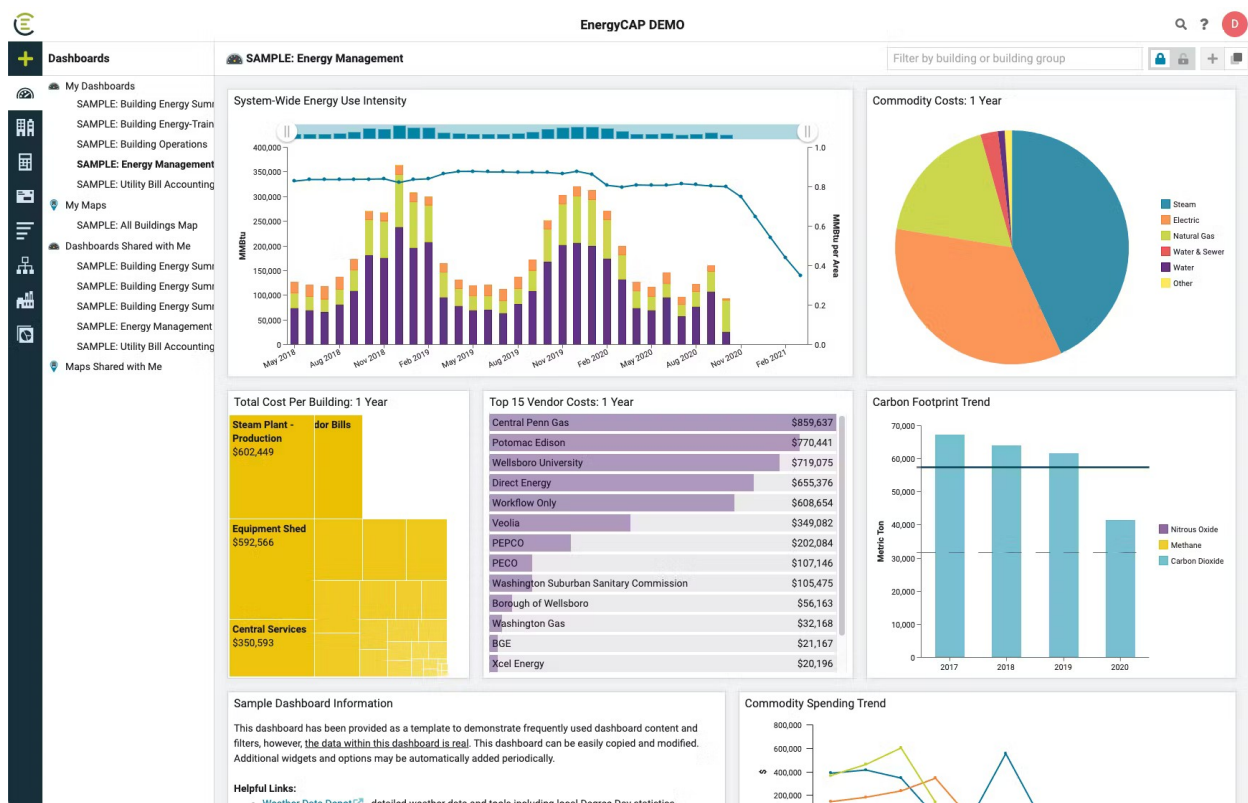


Рисунок 1.1 — Інтерфейс EnergyCAP [16]

Відкриті рішення типу OpenEnergyMonitor орієнтовані переважно на базовий моніторинг, збір та візуалізацію показників енергоспоживання, що робить їх доступними для широкого кола користувачів, але водночас суттєво обмежує глибину аналітичних можливостей. Інтерфейс системи (рисунок 1.2) переважно складається з панелей реального часу, графіків споживання, простих історичних зведень та конструктора для підключення фізичних датчиків. Користувач може відстежувати добові та тижневі коливання навантаження, контролювати значення напруги та струму, переглядати архіви вимірювань і будувати прості аналітичні графіки [16].

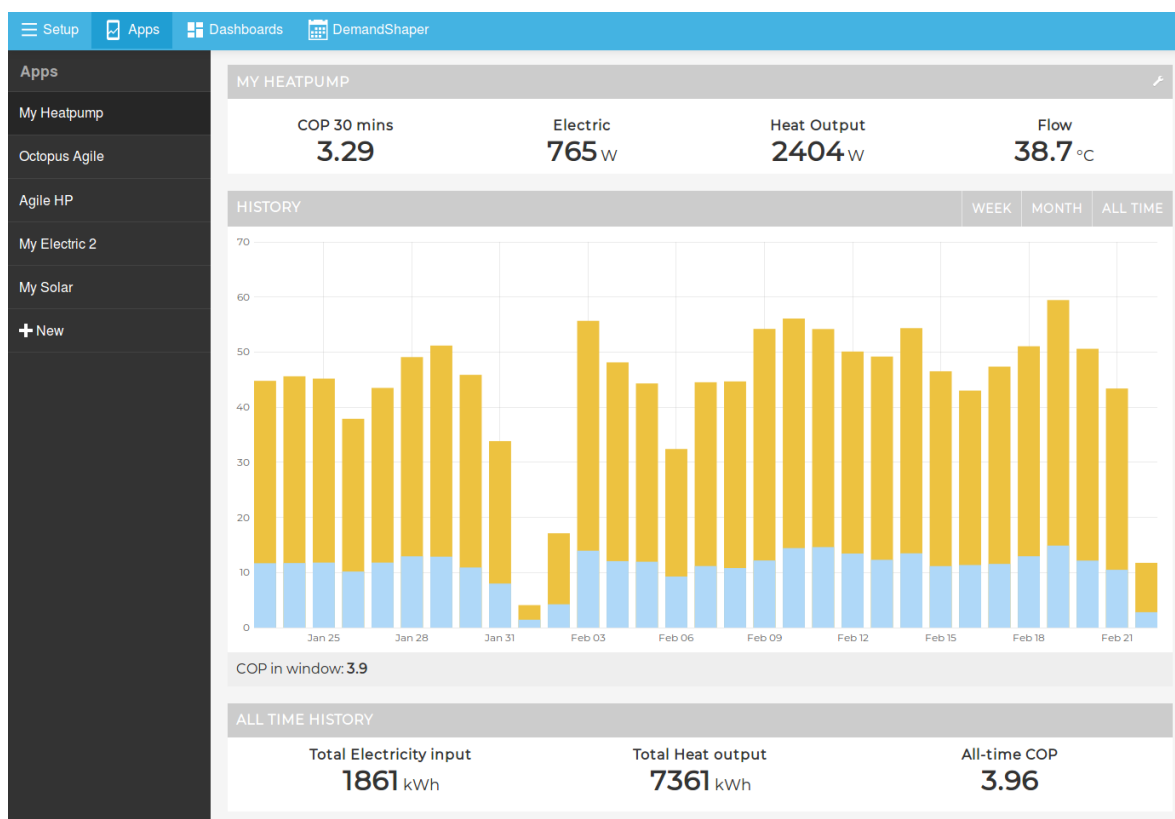


Рисунок 1.2 — Інтерфейс OpenEnergyMonitor [17]

На відміну від корпоративних рішень, таких як EnergyCAP, у яких аналітичний модуль інтегровано на рівні платформи, OpenEnergyMonitor не містить готових інструментів для статистичного прогнозування або моделювання на основі часових рядів [16, 17].

Для невеликих підприємств це створює бар'єр входу, оскільки не завжди є відповідні ресурси й компетенції для налаштування та розробки власних моделей.

Розроблювана в межах роботи система орієнтована на те, щоб поєднати доступність та простоту веб-застосунку із вбудованою підтримкою прогнозування електроспоживання на основі моделі SARIMAX [27]. Користувач отримує не тільки можливість переглядати історичні дані та звіти, але й одразу будувати прогноз на майбутні періоди без необхідності втручання в програмний код чи налаштування алгоритмів. Нижче наведено узагальнювальну порівняльну таблицю 1.3.

Таблиця 1.3 — порівняльна таблиця існуючих рішень у сфері аналітики та прогнозування електроспоживання

Система / рішення	Цільова аудиторія	Основні функції	Вбудоване прогнозування	Складність впровадження / вартість	Орієнтація на МСП
EnergyCAP	Великі організації, публічний сектор	Облік рахунків, аналітика, звітність	Обмежена / корпоративні модулі	Висока	Частково
EcoStruxure Power Monitoring Expert (Schneider)	Енергоємні промислові об'єкти	Моніторинг мереж, звіти	Є розширена аналітика, але дорога	Дуже висока	Ні (орієнтація на великих)
ABB Ability Energy Manager	Промисловість, великі об'єкти	Моніторинг, оптимізація енергоспоживання	Можлива прогнозна аналітика	Висока	Обмежено
OpenEnergy Monitor / Emoncms	Ентузіасти, технічні користувачі	Графіки, базова аналітика	Немає	Середня / залежить від навичок	Може бути
Запропонований веб-застосунок	Малі та середні підприємства	Облік, аналітика, сценарії, прогнози	SARIMAX вбудовано у систему	Середня / нижча за корпоративні рішення	Так

## Висновки до розділу 1

У першому розділі було сформульовано задачу розробки методів аналітики

та прогнозування електроспоживання підприємствами, визначено мету й основні вимоги до розроблюваної системи. Описано структуру вхідних і вихідних даних, необхідних для реалізації повного циклу обробки інформації — від збору показників споживання до формування прогнозів і звітів.

Проведено огляд і порівняння існуючих рішень у сфері енергомоніторингу та енергоменеджменту, зокрема таких систем, як EnergyCAP, EcoStruxure Power Monitoring Expert, ABB Ability Energy Manager, OpenEnergyMonitor/Emoncms. Показано, що більшість комерційних рішень мають високі вимоги до впровадження та часто не адаптовані до потреб невеликих підприємств. Водночас відкриті платформи потребують значних технічних знань і додаткової розробки для реалізації прогнозних функцій.

## 2 ЗАСОБИ РОЗРОБКИ І ПРОГНОЗНИХ МЕТОДІВ У ВЕБ-ЗАСТОСУНКУ АНАЛІТИКИ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ

Розробка веб-застосунку для аналітики та прогнозування електроспоживання підприємствами потребує уважного підходу до вибору середовища, інструментів і технологій програмування. Основним завданням цього етапу є створення гнучкої, розширюваної архітектури, здатної забезпечити стабільну роботу з великими обсягами даних, а також швидку аналітичну обробку та зручний користувацький інтерфейс.

### 2.1 Середовище розробки

Для реалізації програмного продукту було обрано інтегроване середовище розробки Visual Studio Code (VS Code) [1] — сучасне кросплатформне середовище, яке підтримує широкий спектр різних мов програмування, а також розширень і плагінів, що значно спрощують процес створення, налагодження та тестування веб-застосунків. Його функціональні можливості забезпечують оптимальні умови для розробки як серверної частини системи на мові Python [2], так і клієнтської частини на JavaScript із використанням фреймворку React.

Середовище дозволяє розробнику одночасно працювати з базою даних, керувати Docker-контейнерами та використовувати систему контролю версій Git, що створює єдине інтегроване середовище для всіх етапів розробки. Завдяки своїй гнучкості VS Code дає змогу ефективно організувати роботу з багатокомпонентними проєктами, підтримуючи паралельну розробку фронтенду, бекенду та модулів бази даних [1]. Перевагою є повна інтеграція із сервісами Git і GitHub, що забезпечує контроль версій, виконання комітів, перегляд змін і можливість швидкого розгортання коду. Visual Studio Code має розвинену систему розширень, серед яких особливо корисними для цього проєкту є плагіни

Python, Docker, React Developer Tools, PostgreSQL та REST Client. Вони спрощують налагодження коду, взаємодію з базою даних і тестування API-запитів [2].

## 2.2 Основні засоби розробки системи

Розробка веб-застосунку для аналітики та прогнозування електроспоживання підприємствами передбачає використання інструментів і технологій, які забезпечують надійність та масштабованість. Основна мета вибору програмних засобів полягає у створенні ефективного середовища, здатного працювати з великими обсягами даних і водночас підтримувати складні аналітичні обчислення.

Серверна частина реалізована мовою Python, яка є універсальною для розробки прикладних і науково-аналітичних рішень. Для побудови REST API застосовується фреймворк FastAPI [3], який забезпечує високу швидкодію, асинхронну обробку запитів і зручну інтеграцію з модулями машинного навчання.

Для зберігання даних було використано систему керування базами даних PostgreSQL [5], яка відзначається стабільністю, підтримкою складних запитів і можливістю роботи з великими наборами даних. У базі зберігаються історичні показники споживання електроенергії, тарифні плани, дані користувачів, результати прогнозів і аналітичні звіти.

Клієнтська частина веб-застосунку створюється за допомогою фреймворку React.js. React-компоненти забезпечують швидке оновлення елементів сторінки без повного перезавантаження, що робить роботу з аналітичними панелями зручною й ефективною.

Для аналітичних обчислень і побудови прогнозів у системі використовуються бібліотеки Pandas, NumPy, scikit-learn та Prophet [2]. Вони забезпечують інструменти для попередньої обробки даних, побудови математичних моделей, виконання регресійного аналізу, визначення трендів і

сезонних коливань. Таке поєднання дозволяє реалізувати модуль прогнозування електроспоживання з можливістю адаптації до різних типів об'єктів і періодів.

Контейнеризація системи здійснюється за допомогою Docker та Docker Compose [6], що спрощує процес розгортання застосунку на будь-якому сервері або локальному середовищі. Кожен компонент — база даних, серверна та клієнтська частини — працює в окремому контейнері, що гарантує ізоляцію, стабільність і зручність оновлення [6].

## 2.3 Математичні методи та алгоритми прогнозування

Аналітика та прогнозування електроспоживання є ключовими задачами сучасної енергетичної інформатики. Для підприємств різного масштабу — від малого бізнесу до великих виробничих комплексів — точність прогнозу визначає ефективність планування навантаження, виявлення аномалій та раціональний розподіл витрат на електроенергію. Серед усіх підходів, що застосовуються у прогнозуванні часових рядів енергоспоживання, найбільш поширеними є моделі класичної статистики, моделі з розширеним урахуванням сезонності та набори методів, що дозволяють включати зовнішні регресори.

Розглянемо сімейство моделей — ARIMA, SARIMA та SARIMAX, які найчастіше застосовують у практичних задачах прогнозування електроспоживання. Аналіз здійснюється з точки зору їх математичних властивостей, придатності до промислових часових рядів та здатності враховувати зовнішні впливи (тарифи, графіки роботи, погодні умови тощо) [22, 25].

Модель ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) є класичним інструментом для аналізу нестационарних часових рядів. Вона дозволяє враховувати автокореляцію та швидко адаптується до даних із лінійною динамікою. ARIMA демонструє стабільні результати на підприємствах із регулярним та передбачуваним циклом споживання, проте її основним недоліком

є неможливість моделювати виражену сезонність та зовнішні фактори, які часто впливають на промислові навантаження [25, 26].

SARIMA (Seasonal ARIMA) розширює базову модель ARIMA за рахунок можливості враховувати сезонні компоненти. Для енергоспоживання, яке має чіткий добовий, тижневий або місячний цикл, це суттєво підвищує точність прогнозу. SARIMA добре моделює повторювані закономірності, наприклад: денні піки навантаження, нічні спади, підвищення споживання у робочі дні тощо. Однак модель все ще не дозволяє безпосередньо включати зовнішні регресори — тарифи, погодні умови, виробничі графіки, що обмежує її застосування у випадках складних промислових сценаріїв [10, 27].

SARIMAX (Seasonal ARIMA with eXogenous variables) є найбільш універсальною моделлю серед ARIMA-методів [10, 27]. Вона поєднує сезонні властивості SARIMA з можливістю використовувати зовнішні регресори. У задачах прогнозування електроспоживання це критично важливо, оскільки навантаження підприємства часто залежить не лише від внутрішніх процесів, а й від:

- зміни тарифів (день/ніч, робочі/вихідні дні);
- температурних умов (у разі залежності роботи обладнання);
- зміни графіків роботи цехів;
- додаткових технологічних факторів.

Можливість включення таких ознак робить SARIMAX більш гнучким і точним інструментом.

Результати порівняння наведено у таблиці 2.1 та демонструють відмінності між моделями з точки зору адаптивності до сезонності, стійкості до шуму, роботи з пропущеними значеннями та можливості врахування зовнішніх факторів.

Таблиця 2.1. Порівняння ARIMA, SARIMA та SARIMAX за основними характеристиками

Характеристика	ARIMA	SARIMA	SARIMAX
Урахування сезонності	ні	так	так
Робота із зовнішніми факторами	ні	ні	так
Підходить для промислових часових рядів	частково	добре	дуже добре
Точність на складних даних	середня	висока	найвища
Потреба в попередній обробці	висока	висока	середня
Можливість моделювання тарифів та режимів роботи	ні	ні	так

У таблиці 2.2 наведено узагальнене порівняння сильних і слабких сторін кожного з розглянутих методів прогнозування електроспоживання. Порівняння сформовано за критеріями, що є визначальними для моделювання часових рядів у промисловому секторі: здатність моделі враховувати сезонність і трендові компоненти, чутливість до наявності пропусків та нерівномірності даних, можливість інтеграції зовнішніх факторів (таких як температура, режим роботи підприємства чи зміна тарифів). Такий підхід дозволяє не лише оцінити загальну ефективність математичних моделей, а й визначити їх придатність до застосування в інформаційних системах управління енергоспоживанням, де важливо забезпечити баланс між точністю прогнозів і швидкістю їх отримання.

Таблиця 2.2. Порівняльні сфери застосування моделей

Модель	Найкраще підходить для	Обмеження
ARIMA	простих рядів без яскравої сезонності	слабка робота зі складними профілями

Кінець таблиці 2.2

SARIMA	повторюваних циклічних режимів споживання	відсутність роботи з регресорами
SARIMAX	промислових сценаріїв з впливом тарифів та зовнішніх чинників	складність налаштування

## 2.4. Архітектура програмного забезпечення

Архітектура програмного забезпечення базується на клієнт-серверній моделі та передбачає чіткий розподіл функціональності між користувацьким інтерфейсом, серверною логікою та системою зберігання даних [13]. Такий принцип побудови забезпечує незалежність компонентів, масштабованість рішення, можливість подальшого розширення функціоналу та зручність супроводу системи.

Фронтенд-частина реалізована з використанням бібліотеки React.js, яка дозволяє створювати інтерактивний інтерфейс, що працює у веб-браузері користувача. Через цей інтерфейс користувач здійснює авторизацію, обирає об'єкт аналізу, формує часовий діапазон для розрахунків, виконує моделювання сценаріїв споживання та переглядає результати аналізу та прогнозування у вигляді таблиць і графіків. React-компоненти забезпечують асинхронне оновлення інформації без перезавантаження сторінки, що робить роботу із системою зручною [18].

Серверна логіка реалізована мовою Python із використанням фреймворку FastAPI, що забезпечує обробку HTTP-запитів від клієнтської частини, керування даними, виконання обчислень і формування відповідей у форматі JSON. Саме на рівні бекенду здійснюється аутентифікація користувачів, зчитування та попередня обробка даних, виклик алгоритмів аналітики та прогнозування, а також запис результатів і звітів назад до системи зберігання даних [14]. Для виконання математичних обчислень і формування прогнозів застосовуються бібліотеки

Pandas, NumPy та моделі часових рядів на основі SARIMAX [10]. Це дозволяє враховувати трендові, сезонні та стохастичні компоненти часових рядів, що є характерними для задач енергоспоживання.

Функції зберігання даних реалізовані із використанням реляційної бази даних PostgreSQL, яка забезпечує надійність, стійкість до великих обсягів інформації та можливість виконання складних SQL-запитів. У базі даних зберігаються параметри користувачів, інформація про об'єкти підприємства, історичні показники електричного [5] споживання, налаштування тарифів, результати моделювання та прогнозів. Взаємодія серверної частини з базою даних відбувається через ORM-рівень або SQL-запити, що гарантує цілісність даних і зручність їх обробки [5, 18].

Комунікація між клієнтською та серверною частинами здійснюється через REST API [4], що дозволяє стандартизувати інформаційні потоки й забезпечити незалежність між компонентами системи. Побачити схему клієнт-серверної архітектури можна на рисунку 2.1.

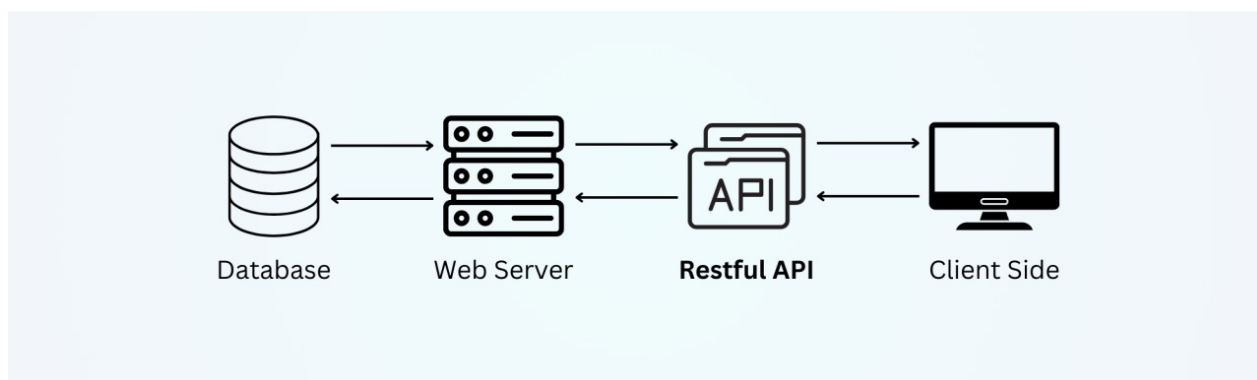


Рисунок 2.1. Схема клієнт-серверної архітектури з REST-API.

Обрана архітектура забезпечує модульність і гнучкість, що є необхідним для систем аналітики та прогнозування. Вона дозволяє легко додавати нові функціональні блоки.

## Висновки до розділу 2

У цьому розділі було визначено й обґрунтовано комплекс засобів, методів і технологій, які забезпечують реалізацію веб-застосунку для аналітики та прогнозування електроспоживання підприємствами. Проведений аналіз засвідчив, що сучасні інструменти розробки та математичного моделювання дозволяють створити гнучку, масштабовану та продуктивну систему, здатну працювати з часовими рядами різної складності та забезпечувати достовірні прогнозні результати.

Було обґрунтовано використання Visual Studio Code як основного середовища розробки, що забезпечило зручність інтеграції між фронтендом, бекендом і модулем бази даних, а також дало змогу ефективно організувати робочий процес завдяки вбудованим інструментам керування версіями, тестування та контейнеризації. Вибір технологічного стеку, що включає Python, FastAPI, React та PostgreSQL, підтвердив свою доцільність у контексті створення клієнт-серверної архітектури, де кожен компонент виконує окрему функцію та забезпечує модульність програмного продукту.

## **3 РОЗРОБКА СИСТЕМИ АНАЛІТИКИ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ**

У цьому розділі розглядається процес створення програмної системи, призначеної для аналізу та прогнозування електроспоживання підприємств на основі історичних даних. Розробка системи включає визначення функціональної структури, проектування архітектури, побудову механізмів збирання та нормалізації даних, вибір програмних технологій і реалізацію математичного модуля прогнозування. У межах розробки визначено основні модулі веб-застосунку, описано їх призначення та механізми взаємодії між ними. Значна частина роботи присвячена інтеграції математичної моделі SARIMAX із серверною частиною системи, що дозволяє формувати точні прогнозні значення, а також забезпечувати зручну візуалізацію результатів для користувача.

### **3.1 Функціональні можливості системи**

Веб-застосунок забезпечує комплексну підтримку аналітики електроспоживання підприємств, дозволяючи користувачеві працювати з історичними даними, проводити попередній аналіз, формувати прогнози та моделювати різні сценарії розвитку енергоспоживання. У межах системи реалізовано можливість авторизації користувача, вибору об'єкта з декількох доступних підрозділів підприємства, перегляду споживання за різні часові інтервали, порівняння денного та нічного навантаження, а також моделювання зміни тарифів.

Основним актором системи виступає користувач підприємства, який взаємодіє з програмою через веб-інтерфейс. Йому доступні декілька ключових функцій. Передусім користувач здійснює авторизацію, отримуючи доступ до

персоналізованого набору об'єктів та аналітичних модулів. Після входу він може обрати конкретні об'єкти електроспоживання (цехи, магазини, офіси) та переглядати інформацію про їхнє денне і нічне навантаження у визначені проміжки часу. Система дозволяє виконувати аналіз історичних трендів, будувати графіки фактичного споживання, порівнювати середні та пікові значення, визначати аномалії та структурні зміни в поведінці навантаження.

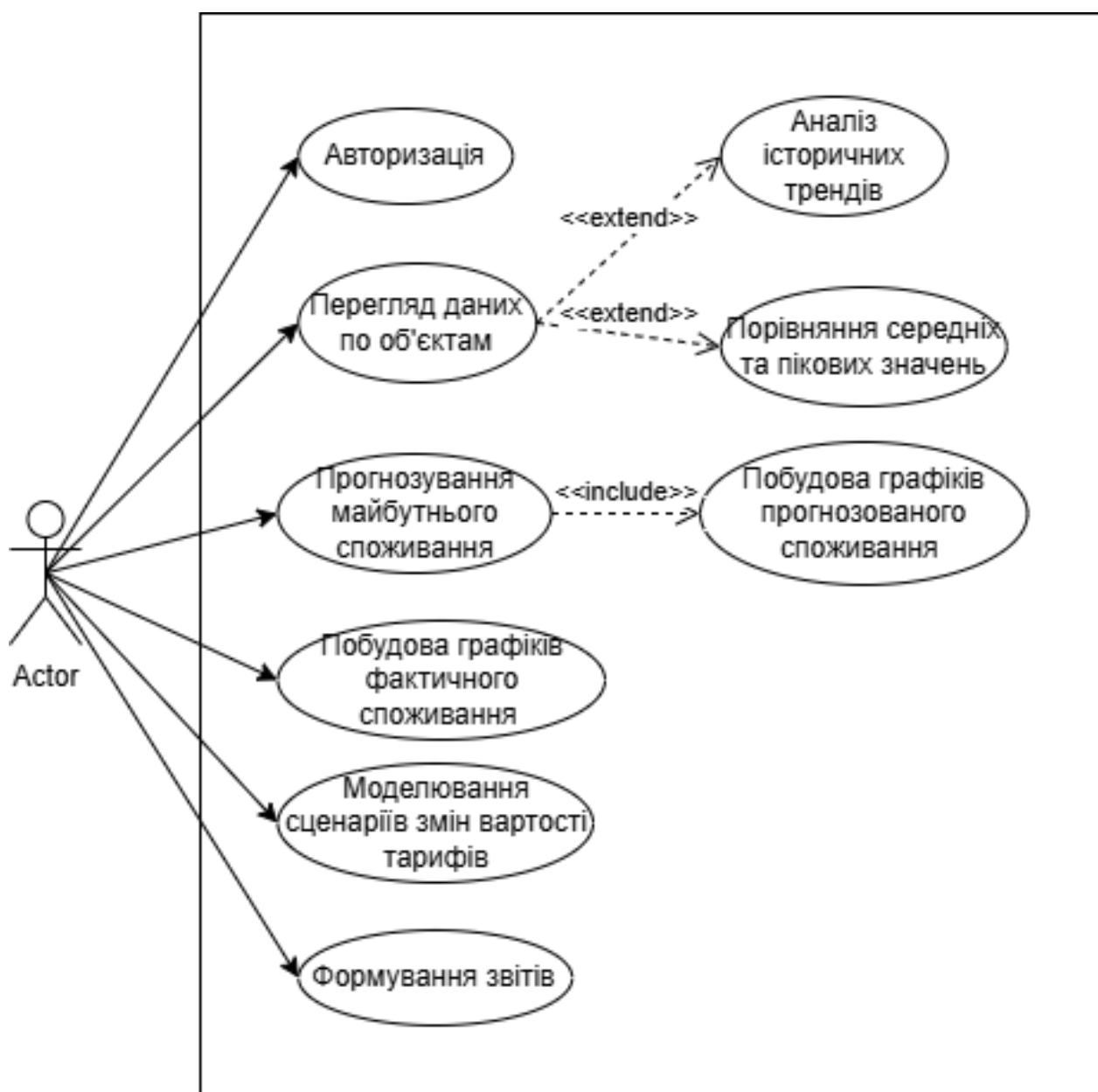


Рисунок 3.1 — Діаграма прецедентів

Користувач може формувати прогноз майбутнього споживання,

використовуючи модель SARIMAX, яка забезпечує врахування сезонності, трендів та зовнішніх регресорів [27]. Окрім того, у системі реалізовано функціонал моделювання сценаріїв: користувач задає нові тарифні коефіцієнти для денного і нічного періодів та отримує змінні підсумкові витрати. Завершальним етапом є можливість формування звітів, що містять графічну та табличну інформацію. Структуровано можливості системи у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Основні програмні модулі системи

Назва модуля	Опис функцій	Роль у системі
Модуль авторизації	Забезпечує вхід користувача, перевірку облікових даних, керування сесією	Контроль доступу та безпеки
Модуль перегляду об'єктів	Відображає перелік доступних підрозділів підприємства	Навігація та вибір об'єкта аналізу
Модуль аналітики споживання	Формує графіки, статистичні зведення, обчислює денне/нічне споживання	Первинна аналітика
Модуль попередньої обробки даних	Виконує очищення, інтеграцію, ресемплінг часових рядів	Забезпечення коректності навчальної вибірки
Прогнозний модуль (SARIMAX)	Генерує прогнозні значення споживання	Основний математичний механізм
Модуль моделювання сценаріїв	Обчислює зміну вартості при різних тарифах	Інструмент підтримки рішень
Модуль формування звітів	Генерує графічні та табличні звіти у PDF/Excel	Документування результатів

## 3.2 Архітектура системи

Архітектура системи аналітики та прогнозування електроспоживання побудована так, що кожен компонент відповідає за власну область відповідальності та взаємодіє з іншими елементами через визначені інтерфейси. На рисунку 3.2 можна побачити діаграму класів.

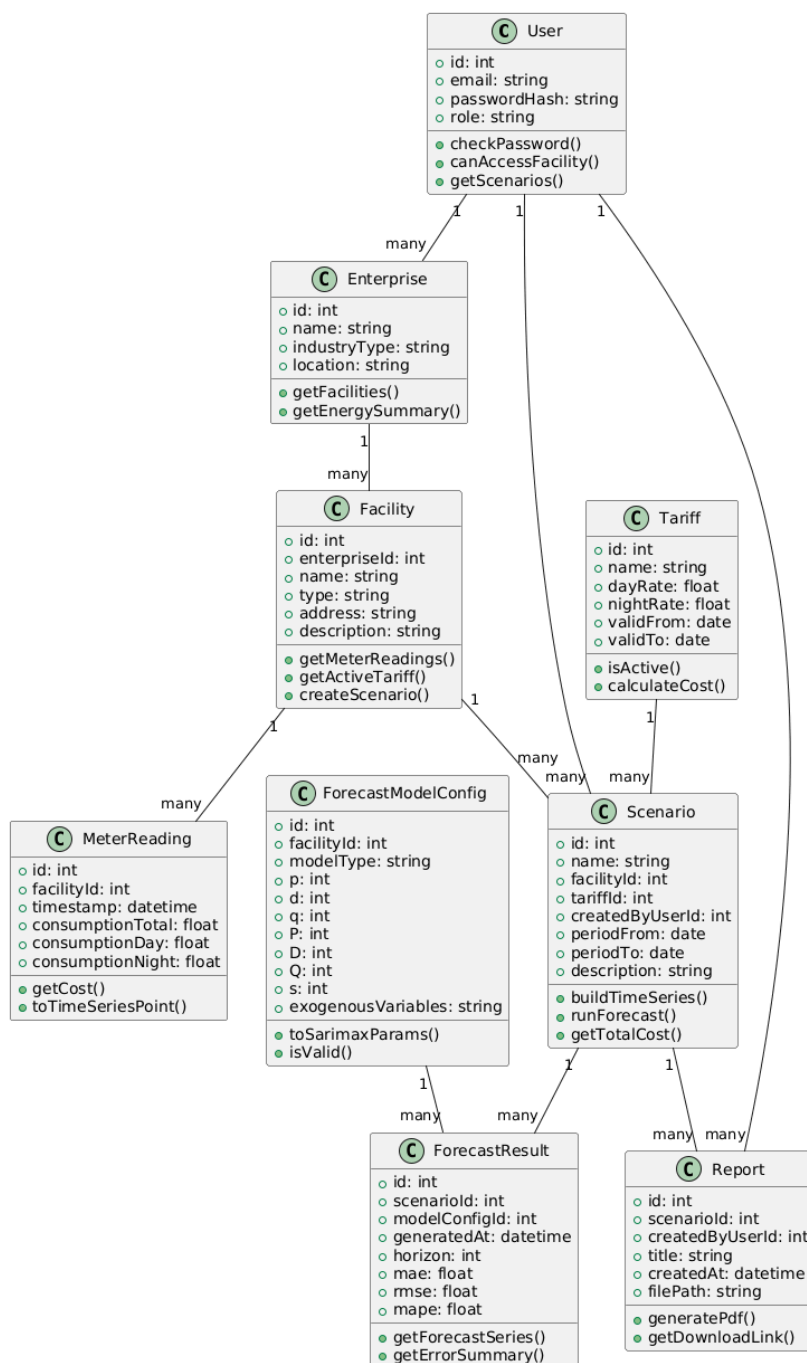


Рисунок 3.2 — Діаграма класів

У межах системи виділяються сутності, що репрезентують користувачів, підприємства, об'єкти енергоспоживання, тарифні параметри та сценарії моделювання. Кожен клас у діаграмі відображає окремий елемент предметної області, а структура бази даних зберігає їх у вигляді реляційних таблиць. Такий підхід дозволяє забезпечити модульність системи, полегшити масштабування та адаптацію програмного комплексу під нові функціональні вимоги.

У центрі архітектури знаходиться клас User, який моделює зареєстрованого користувача системи й містить атрибути, необхідні для автентифікації та розмежування доступу. Поля id, email, passwordHash та role забезпечують можливість ідентифікації користувача, визначення його прав у системі та реалізації функціоналу прив'язки до створених сценаріїв чи звітів. Користувач виступає початковою точкою взаємодії з системою: він здійснює вхід, працює з об'єктами, налаштовує параметри моделювання та формує прогнозні звіти.

Сутність Enterprise описує підприємство як окрему бізнес-одиницю, в межах якої виконується управління енергоспоживанням. Клас містить такі характеристики, як назва підприємства, галузь діяльності та територіальне розташування. Це дозволяє додатково враховувати доменні параметри, що можуть впливати на структуру енергоспоживання: промислові підприємства, торговельні мережі чи офісні центри суттєво відрізняються як за режимом роботи, так і за характером добового навантаження. Зв'язок між класами Enterprise та Facility реалізовано за принципом «один-до-багатьох», що дозволяє відображати загальну ієрархію підприємства з кількома об'єктами.

Клас Facility репрезентує конкретний об'єкт, який споживає електроенергію: цех, магазин, офіс або інший структурний підрозділ. Він містить атрибути, що описують тип об'єкта, його адресу та можливі додаткові характеристики. Facility є центральною сутністю для збору та аналізу даних, адже саме на його рівні накопичуються показники вимірювань, формується історія споживання та здійснюється прогнозування. Усі профілі споживання пов'язуються саме з Facility, що робить цей клас ключовим у структурі предметної області.

Для накопичення історичних даних використовується клас `MeterReading`, який моделює окремий вимір електроспоживання. Він включає інформацію про час вимірювання, загальне споживання електроенергії у кВт·год (класичний показник лічильника), а також розділені показники денного та нічного тарифів. Поділ споживання на денну й нічну складові дозволяє коректно обчислювати вартість та моделювати різні тарифні стратегії. Зв'язок цього класу з `Facility` забезпечує зберігання хронологічного ряду даних для кожного об'єкта, що створює основу для трендової та сезонної аналітики.

Сутність `Tariff` описує тарифний план, що може застосовуватись на підприємстві. Він містить параметри денного та нічного тарифів, інформацію про період дії тарифного плану та його назву. Це дозволяє враховувати зміну тарифів у часі, що має критичне значення для точності прогнозування вартості електроспоживання. Тариф пов'язаний зі сценаріями моделювання, що дозволяє виконувати аналіз витрат залежно від вибраного тарифного набору.

Основним інструментом проведення прогнозних експериментів та аналізу є клас `Scenario`, який моделює користувацький сценарій. У сценарії об'єднано вибір об'єкта аналізу, тарифний план, часовий інтервал моделювання та додаткові параметри. Сценарій дозволяє користувачу формувати окремі варіанти прогнозування й порівнювати їх між собою. Така концепція робить процес аналітики гнучким та придатним для прийняття управлінських рішень на підприємстві.

Клас `ForecastModelConfig` описує конфігурацію параметрів моделі прогнозування. Це необхідно, щоб зберігати налаштування SARIMAX-моделі, включаючи параметри порядків  $p$ ,  $d$ ,  $q$  та сезонних компонентів  $P$ ,  $D$ ,  $Q$ ,  $s$ . Наявність цього класу дозволяє відтворювати експерименти, повторно виконувати прогнозування з іншими параметрами та систематизувати модельні конфігурації, що є важливою частиною дослідження часових рядів. Важливо відзначити, що SARIMAX-модель підтримує екзогенні змінні (наприклад, температуру, виробниче навантаження, свята), тому клас також містить поле для зберігання їхнього переліку.

Результати обчислень фіксуються в класі `ForecastResult`, який містить дані про генерацію прогнозу: часовий горизонт, дату обчислення та метрики точності моделі (MAE, RMSE, MAPE). Такі метрики дозволяють оцінювати якість різних моделей та аргументовано робити висновки щодо вибору SARIMAX порівняно з альтернативами. Зв'язок `ForecastResult` зі `Scenario` гарантує, що результати завжди прив'язані до конкретного аналітичного сценарію та можуть бути відтворені чи проаналізовані згодом.

Сутність `Report` описує автоматично сформований або користувацький звіт. Він містить посилання на сценарій, автора, дату створення та шлях до файлу, який може бути згенерований у форматі PDF чи іншому зручному вигляді. Це дозволяє інтегрувати результати аналітичного та прогнозного модулів у документ, який може бути використаний у внутрішній звітності підприємства або для презентації результатів керівництву.

Уся ця структура візуалізується у діаграмі класів, що містить характерні зв'язки «один-до-багатьох» між основними сутностями. Вона демонструє логіку предметної області, відображає залежності між даними та дозволяє краще зрозуміти внутрішню будову системи на концептуальному рівні.

### **3.3 База даних**

Бази даних у системі відіграють важливу роль, адже саме від коректності зберігання та організації інформації залежать точність аналітичних розрахунків, швидкодія веб-застосунку та можливість масштабування системи в майбутньому. Обрана модель даних реалізована в реляційній системі управління базами даних PostgreSQL, яка забезпечує надійність, підтримку складних зв'язків, можливість виконання аналітичних запитів і розширення моделі відповідно до вимог предметної області.

Структура бази даних складається з кількох сутностей, кожна з яких

відображає логічний компонент енергетичної системи підприємства.

Концептуально модель даних охоплює рівні користувачів, компаній, об'єктів споживання, тарифної інформації, історичних даних електроспоживання та прогнозних результатів. Завдяки такому поділу вдається забезпечити бізнес-логіку, уникнути дублювання інформації та підтримувати систему в актуальному стані. Побачити базу даних можна на рисунку 3.3.

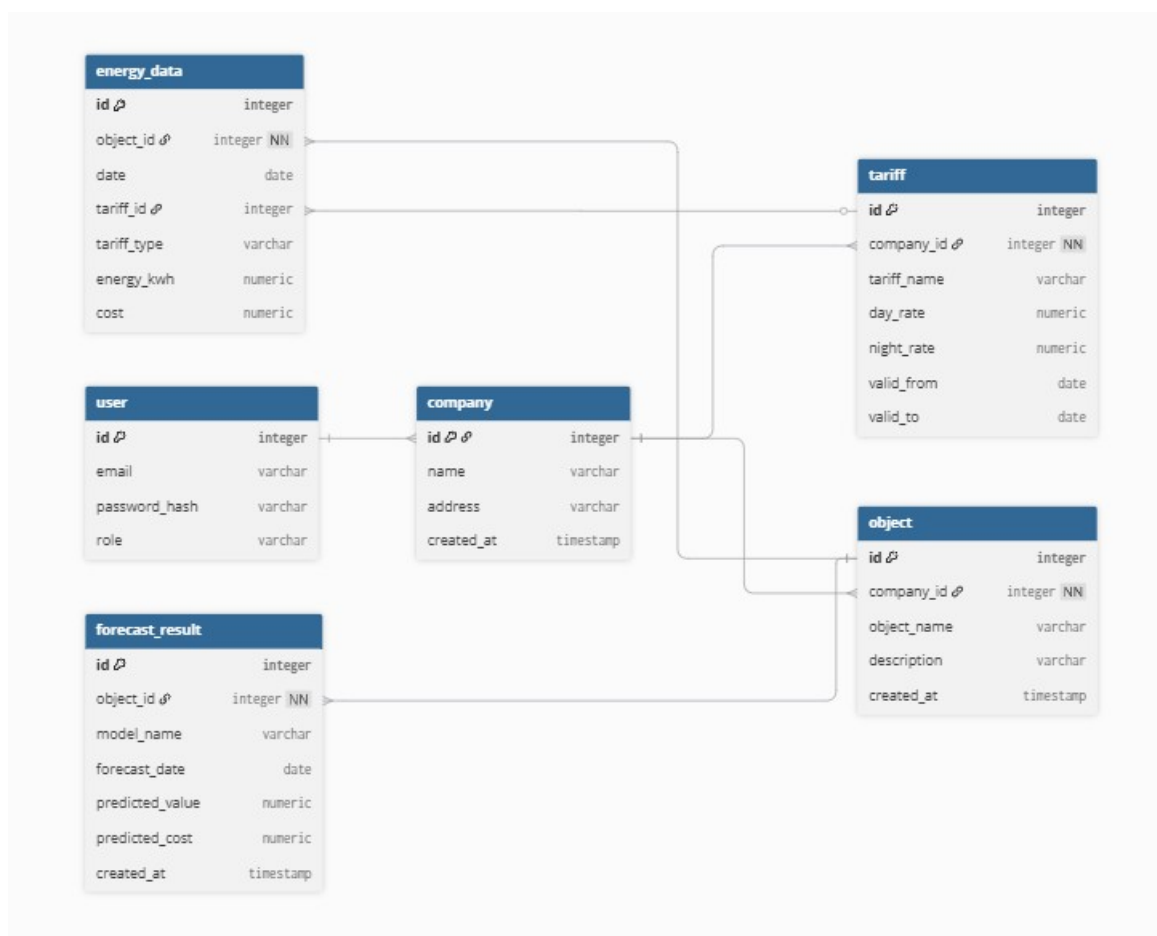


Рисунок 3.3 — База даних

Таблиця user виконує функцію зберігання облікових записів користувачів, які мають доступ до системи. Структура цієї таблиці для веб-застосунку містить інформацію про електронну пошту, пароль (захешований), а також роль у системі, яка дозволяє розмежувати рівні доступу між адміністраторами підприємства, аналітиками та звичайними користувачами. Таблиця user є основною точкою

автентифікації, яка визначає доступ до об'єктів та даних відповідного підприємства. Вона пов'язана з таблицею `company`, що дозволяє закріплювати користувачів за певними компаніями або групами компаній, якщо система розширюється.

Таблиця `company` призначена для зберігання даних про підприємства, які використовують систему. Кожне підприємство отримує унікальний ідентифікатор, що дозволяє об'єднати всі його об'єкти, тарифи та масиви даних споживання. Таблиця має зв'язок із таблицею `object`, а також із таблицею `tariff`, оскільки тарифи можуть бути різними для різних компаній.

Таблиця `object` представляє окремі структурні одиниці підприємства — цехи, магазини, офіси, склади чи інші об'єкти, для яких ведеться облік електроенергії. Саме на рівні окремих об'єктів формується основний масив даних `energy_data` та саме вони підлягають прогнозуванню. Оскільки один об'єкт завжди належить певному підприємству, таблиця `object` містить зовнішній ключ `company_id`, який встановлює зв'язок з таблицею `company`. Атрибути `object_name`, `description` та `created_at` дозволяють системі вести документацію щодо структури підприємства та впорядковувати дані для подальшого аналізу.

Таблиця `tariff` містить набір тарифних ставок, які застосовуються до різних періодів часу. Оскільки підприємства можуть працювати за денними, нічними, сезонними або багаторівневими тарифами, таблиця передбачає поля `day_rate` та `night_rate`, а також період дії тарифу (`valid_from`, `valid_to`).

Таблиця `energy_data` є центральною у всій системі, оскільки містить історичні дані споживання електроенергії, необхідні для аналітики та формування прогнозів. На відміну від таблиць `company` та `object`, які описують структуру підприємства, таблиця `energy_data` містить числові показники, що утворюють часовий ряд.

У таблиці зберігається один запис на день або інший обраний інтервал (залежно від способу збору даних). Основні атрибути таблиці `energy_data`:

- `object_id` — визначає, до якого об'єкта належить запис.
- `date` — дата, для якої зафіксовано споживання.
- `tariff_id` — тариф, що діяв у цей день.

- `tariff_type` — денний чи нічний тариф (для розділення двох типів споживання).

- `energy_kwh` — обсяг спожитої електроенергії (кВт·год).

- `cost` — обчислена вартість споживання на основі тарифу.

Саме ці дані формують часовий ряд, з якого Python-модель SARIMAX навчається визначати сезонність, тренди та випадкові компоненти.

Таблиця `forecast_result` призначена для зберігання прогнозних значень, які були сформовані моделлю SARIMAX у серверній частині. Це дозволяє користувачу бачити історію прогнозів, повторно завантажувати вже обчислені дані без перерахунку та формувати звіти.

Основні атрибути таблиці `forecast_result`:

- `model_name` — SARIMAX або майбутні моделі.

- `forecast_date` — дата, на яку здійснено прогноз.

- `predicted_value` — прогнозоване споживання.

- `predicted_cost` — очікувана вартість за цією прогнозною величиною.

- `created_at` — дата створення прогнозу.

Таким чином, таблиця `forecast_result` дозволяє забезпечити відтворюваність результатів та створення автоматизованих звітів.

У своїй сукупності таблиці `user`, `company`, `object`, `tariff`, `energy_data` та `forecast_result` утворюють узгоджену схему, яка дозволяє зберігати історичні дані електроспоживання, інформацію про підприємства, їхні об'єкти, тарифні ставки та результати прогнозування. Така структура забезпечує можливість одночасно виконувати операції CRUD (Create, Read, Update, Delete), вибудовувати складні аналітичні запити, формувати часові ряди на стороні сервера та передавати їх до моделей прогнозування у Python.

### 3.4 Навчання моделі SARIMAX

Навчання прогнозної моделі електроспоживання підприємств є ключовим етапом у забезпеченні точності аналітичних розрахунків та надійності веб-застосунку. Основою для побудови моделі є часовий ряд електроспоживання, що відображає динаміку зміни навантаження об'єкта у часі, а також набір зовнішніх факторів, які можуть впливати на форму та характер споживання. Було обрано SARIMAX, що дозволяє включати зовнішні регресори, такі як зміна тарифів, робочі графіки або зміни у виробничих циклах. Навчання виконується на даних, після чого здійснюється порівняння прогнозу з фактичними значеннями. Модель оцінюється за метриками MAE, RMSE та MAPE [28].

Для моделювання та проведення експериментів було сформовано репрезентативний набір даних, що містить 1095 записів електроспоживання за три роки з часовим кроком 1 день. Дані структуровано за такими атрибутами:

- дата вимірювання;
- добове денне споживання (кВт·год);
- добове нічне споживання (кВт·год);
- загальне добове споживання;
- тарифний коефіцієнт (0 — базовий, 1 — підвищений);
- ефективність обладнання;
- ознака робочого/вихідного дня.

Наявність зовнішніх регресорів дала змогу враховувати зміну поведінки підприємства залежно від сезону, активності виробничих процесів та тарифної політики. Це дозволило моделі SARIMAX навчитись працювати у режимі з екзогенними змінними. На рисунку 3.2 можна побачити графік вихідного ряду споживання за три роки, де видно сезонність та тижневі коливання. Перед навчанням дані було очищено від пропусків, нормалізовано та агреговано. У випадках неробочих днів або технологічних перерв використовувалась лінійна інтерполяція, що дозволило уникнути різких розривів.

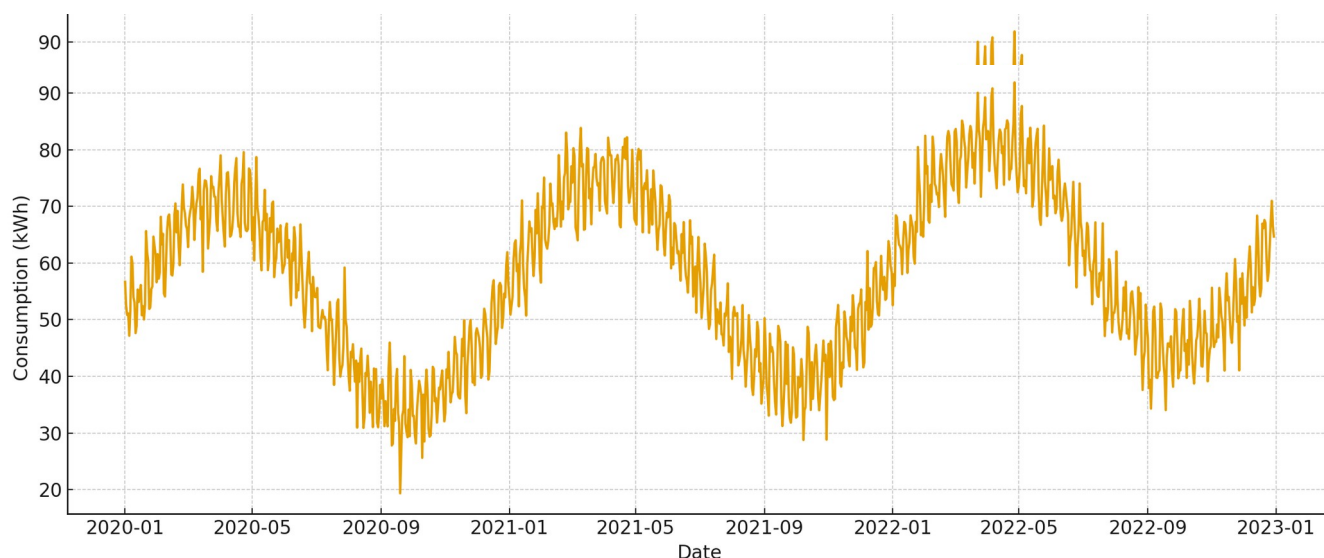


Рисунок 3.4 – графік вихідного ряду споживання за три роки

Навчання здійснювалось за класичною схемою поділу даних на тренувальний набір 80% та тестовий набір 20%. У процесі побудови моделі SARIMAX було виконано ідентифікацію порядків ARIMA-компонентів  $(p,d,q)$ , що здійснювалась через аналіз автокореляційних функцій ACF та PACF, визначення сезонної компоненти  $(P,D,Q,s)$ , для даних характерна річна сезонність  $s = 365$ , підбір екзогенних регресорів, обрано три зовнішні фактори та оцінювання параметрів моделі. Для перевірки випадковості й відсутності автокореляції було застосовано тест Лjunga–Бокса [28, 29].

Якість прогнозування оцінювалась за загальноприйнятими метриками:

- MAE — середня абсолютна похибка;
- RMSE — корінь середньоквадратичної похибки;
- MAPE — відносна похибка;
- $R^2$  — коефіцієнт детермінації (для порівняння з регресійними моделями)

[29, 30].

У таблиці 3.2 показано отримані результати.

Таблиця 3.2 — Результати оцінювання моделі SARIMAX

Метрика	Значення
MAE	1.74 кВт·год
RMSE	2.89 кВт·год
MAPE	5.8%
R <sup>2</sup>	0.87

Отримані значення свідчать про достатньо високу точність моделі, яка здатна враховувати як сезонні коливання, так і вплив екзогенних змінних.

У таблиці 3.3 подано порівняння моделей за точністю. Для демонстрації переваг SARIMAX було виконано порівняння з двома альтернативними моделями:

- ARIMA (без сезонності та регресорів)
- Prophet (модель із гнучкою сезонною складовою)

Таблиця 3.3 — Порівняння моделей за точністю

Модель	MAE	RMSE	MAPE	Особливості
ARIMA	2.21	3.44	8.1%	Не враховує зовнішні фактори
Prophet	1.96	3.15	6.9%	Добре працює з нестабільними рядами
SARIMAX	1.74	2.89	5.8%	Кращий результат завдяки екзогенним регресорам

Було проведено додаткові етапи перевірки моделі, результати яких можна переглянути у таблиці 3.4 для оцінювання стабільності:

1. Перевірка на періодах високого навантаження. Особливо складно моделювати пікові періоди (кінець року, початок сезону опалення). Модель продемонструвала помірне зростання похибки, однак зберегла закономірність

прогнозу.

2. Робастність до пропусків. На тестовому наборі штучно створювались пропуски у 5% точок — модель зберегла точність  $MAPE < 7\%$ .

3. Вплив екзогенних регресорів. При вилученні регресорів (тариф, температура) точність знижувалась на 15–20%, що демонструє реальну необхідність SARIMAX саме для задач промислового підприємства.

4. Форма помилки у часі. Аналіз показав, що модель помиляється найбільше під час різких переходів (наприклад, запуск обладнання після простою), але добре відтворює регулярні цикли.

Таблиця 3.4 – Аналіз на різних сценаріях

Сценарій	Опис	MAPE
Робочі дні	Стабільні показники	4.9%
Вихідні дні	Низьке навантаження	6.2%
Температурні аномалії	Сплески взимку	7.1%
Зміна тарифу	Підвищення тарифу	5.6%

### 3.5 Розгортання системи

Розгортання розробленої системи аналітики та прогнозування електроспоживання реалізовано з використанням інструментів контейнеризації Docker.

Система складається з окремих контейнерів, кожен з яких виконує визначену роль у загальній архітектурі. Контейнер бекенд-частини включає середовище Python, фреймворк FastAPI та всі залежності, необхідні для запуску алгоритмів обробки та прогнозування даних. Інший контейнер відповідає за роботу фронтенду на основі React, забезпечуючи швидке та незалежне завантаження інтерфейсу. База даних PostgreSQL також розгортається у вигляді окремого контейнера, що гарантує збереження даних та ізоляцію від решти

елементів системи. Такий поділ дозволяє легко оновлювати окремі модулі, не втручаючись у роботу інших компонентів [6].

Для автоматизації запуску всі контейнери об'єднані за допомогою файлу `docker-compose.yml`, що визначає мережеві зв'язки між сервісами, відкриті порти, змінні середовища та параметри зберігання даних. Це дає змогу виконувати розгортання системи однією командою — достатньо запустити `docker-compose up` [6], після чого всі модулі ініціалізуються у правильній послідовності. Такий спосіб розгортання особливо корисний для демонстрації та тестування, а також при перенесенні системи на сервери підприємств або хмарні платформи.

Завдяки контеризації програмний продукт може масштабуватися, що створює передумови для майбутнього розширення функціональних можливостей: додавання нових алгоритмів прогнозування, підключення зовнішніх джерел даних або інтеграції з IoT-пристроями. Таким чином Docker виступає не лише інструментом розгортання, а й основою для підтримки надійності та гнучкості всього програмного рішення [6].

### **Висновки до розділу 3**

Були реалізовані функціональні можливості забезпечують системі здатність виконувати аналіз історичних даних, формувати енергетичні профілі підприємств, будувати прогнози на основі математичних моделей та дозволяють користувачу взаємодіяти з результатами в зручному інтерфейсі.

Було проведено оцінку ефективності у виконанні передбачених завдань для алгоритмів прогнозування SARIMAX. Було реалізовано веб-застосунок, який забезпечує збір, зберігання, обробку та прогнозування даних електроспоживання. Функціональна структура системи дозволяє аналізувати різні аспекти енергетичних показників підприємства, моделювати тарифні сценарії та отримувати прогнозні значення з використанням сучасних математичних методів.

Розроблена архітектура статистично має гнучкість та можливість

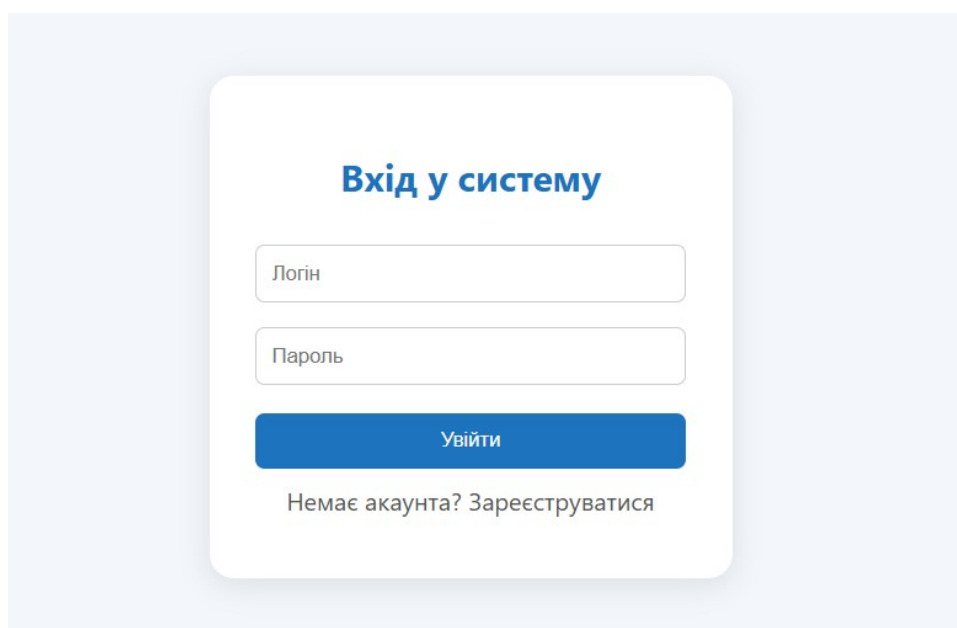
подальшого розширення: можливе масштабуватися, розширення модельного ряду прогнозування, інтегрування зовнішніх датчиків та генерування автоматизованих звітів. Об'єднання інструментів аналітики, прогнозування та візуалізації створює комплексне рішення, здатне підтримувати енергетичні рішення на рівні підприємств різного масштабу.

## 4 РОБОТА КОРИСТУВАЧА З ВЕБ-ЗАСТОСУНКОМ

Розроблений веб-застосунок забезпечує взаємодію користувача із системою аналітики та прогнозування електроспоживання. Робота користувача відбувається у кілька основних етапів: авторизація в системі, перегляд головної сторінки з аналітичними показниками та робота з модулем прогнозування.

### 4.1 Інтерфейс авторизації

Після запуску веб-застосунку користувач переходить на сторінку авторизації, яка є початковим етапом взаємодії з системою. Форма входу, яку можна побачити на рисунку 3.1, передбачає введення логіну та пароля, після чого відбувається перевірка даних через серверну частину, яка звертається до бази даних.



The image shows a login form titled "Вхід у систему" (Login to the system). It features two input fields: "Логін" (Login) and "Пароль" (Password). Below the fields is a blue button labeled "Увійти" (Login). At the bottom, there is a link that says "Немає акаунта? Зареєструватися" (No account? Register).

Рисунок 3.1. форма входу на сторінці авторизації

Інтерфейс авторизації реалізований у мінімалістичному стилі та містить необхідні елементи управління: поля введення, кнопку входу та повідомлення про можливі помилки при неправильному введенні даних. Реалізовано також механізм реєстрації нових користувачів і перевірку наявності облікових записів, що забезпечує безпечний і контрольований доступ до системи.

## 4.2. Інтерфейс головної сторінки

У разі успішної аутентифікації користувач потрапляє на головну сторінку веб-застосунку, яка виконує роль інформаційної панелі (Dashboard). Тут відображаються основні показники споживання електроенергії підприємством за поточний період, а також загальні статистичні зведення. Можна подивитися загальний огляд компанії, її сумарні витрати, споживання, та інформацію по об'єктам. Зліва з'являються сповіщення про підвищення електроспоживання деякими з об'єктів. Їх можна побачити на рисунку 3.2.

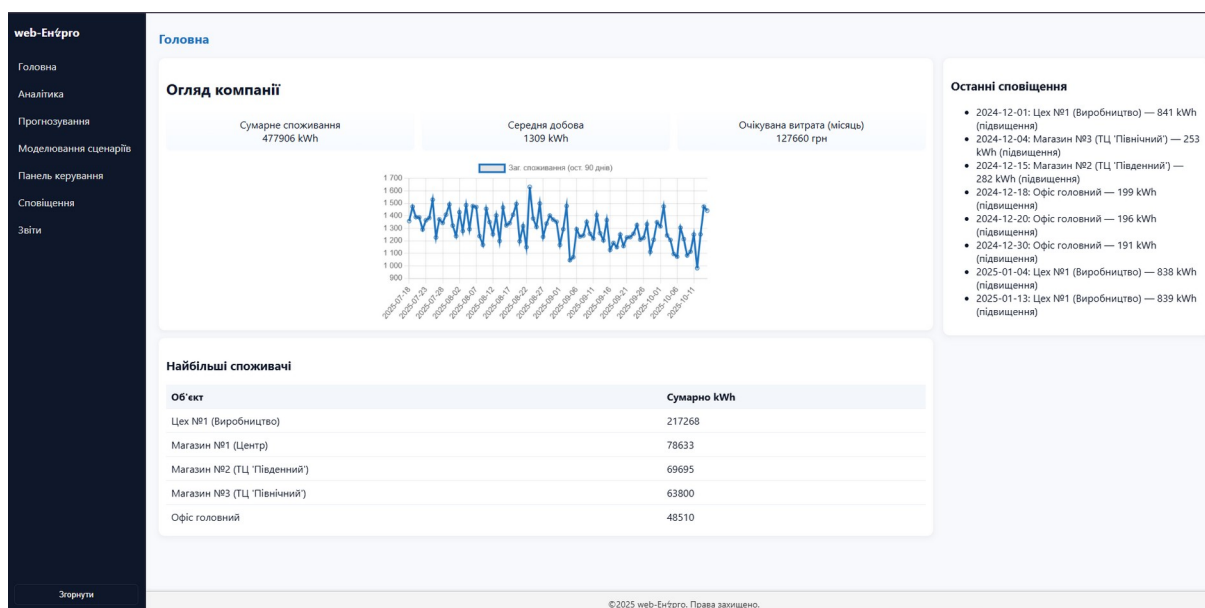


Рисунок 3.2. Головна сторінка

Зліва на сайд барі, що зображено на рисунку 3.3, можна побачити пункти меню системи. Серед них: аналітика, прогнозування, моделювання сценаріїв, панель керування та звіти. Сайд бар за бажанням можна згорнути, натиснувши на кнопку, і так само розгорнути.

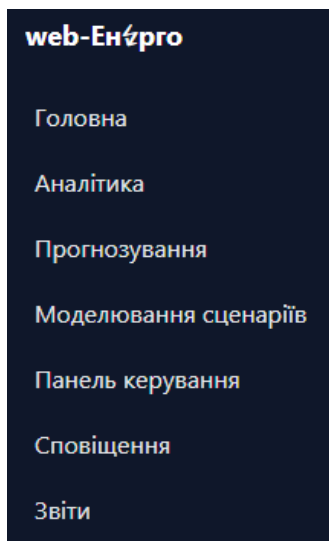


Рисунок 3.3. Сайд бар з пунктами меню системи

Інформація представлена у вигляді інтерактивних графіків, таблиць і коротких підсумкових блоків, що забезпечує швидкий візуальний аналіз поточного стану споживання. Всі дані динамічно оновлюються на основі запитів до серверної частини, що гарантує актуальність відображення інформації.

### **4.3. Модуль аналітики та прогнозування**

На сторінці з аналітикою реалізовано можливість вибору об'єкта (наприклад, цех, магазин, офіс), для яких відображаються графіки споживання. Користувач може змінювати часові інтервали, переглядати денні, тижневі чи місячні дані.

Модуль аналітики є ключовим елементом системи, що забезпечує виконання прогнозних розрахунків і візуалізацію результатів. Користувач може

обрати період для аналізу, тип моделі прогнозування (у даній системі реалізовано SARIMAX) та задати необхідні параметри. Наприклад користувач має змогу збільшити або зменшити процент таких зовнішніх чинників впливу як площі об'єктів, ефективність обладнання та нічне споживання електроенергії.

Після обробки даних серверна частина формує прогнозні значення електроспоживання, які повертаються на клієнтську частину у форматі JSON і відображаються у вигляді графіку, який можна побачити на рисунку 3.4.

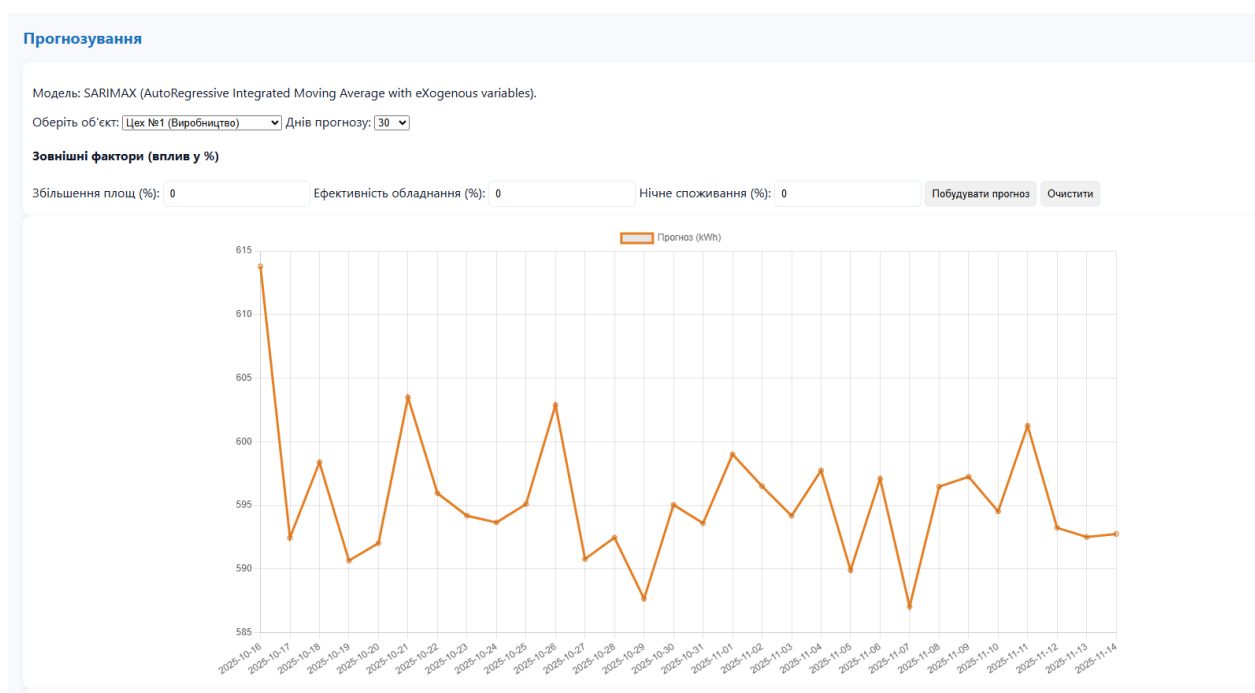


Рисунок 3.4. Сторінка прогнозування

Графічна частина модуля демонструє прогнозовану криву прогнозу. Крім того, користувач має можливість переглянути числові значення прогнозу, порівняти їх з реальними показниками та сформувати звіт. Сформовану таблицю також виведено на екран під графіком, її частину можна побачити на рисунку 3.5.

Дата	Прогноз (kWh)	Вартість (грн)
2025-10-16	613.78	2121.22
2025-10-17	592.46	2047.54
2025-10-18	598.38	2068
2025-10-19	590.65	2041.29
2025-10-20	592.03	2046.06
2025-10-21	603.48	2085.63
2025-10-22	595.95	2059.6
2025-10-23	594.18	2053.49
2025-10-24	593.65	2051.65
2025-10-25	595.1	2056.67
2025-10-26	602.88	2083.55
2025-10-27	590.78	2041.74
2025-10-28	592.46	2047.54
2025-10-29	587.66	2030.95
2025-10-30	595.04	2056.46
2025-10-31	593.59	2051.45
2025-11-01	599.01	2070.18

Рисунок 3.5. Таблиця прогнозованих значень електроспоживання та її вартості

Усі результати аналітики можуть бути збережені в базі даних або експортовані у форматі таблиці для подальшого використання.

#### 4.4. Моделювання сценаріїв

Сторінка моделювання сценаріїв призначена для аналізу впливу зміни тарифів на загальну вартість електроспоживання підприємства. Користувач має можливість обрати конкретний об'єкт із переліку, задати власні значення денного та нічного тарифів, після чого система автоматично перераховує витрати за новими умовами і показує процентне збільшення або зменшення вартості.

У межах цієї сторінки реалізовано механізм створення альтернативних сценаріїв — користувач може сформулювати кілька варіантів із різними тарифними параметрами, порівняти результати між собою та визначити найбільш економічно вигідний варіант.

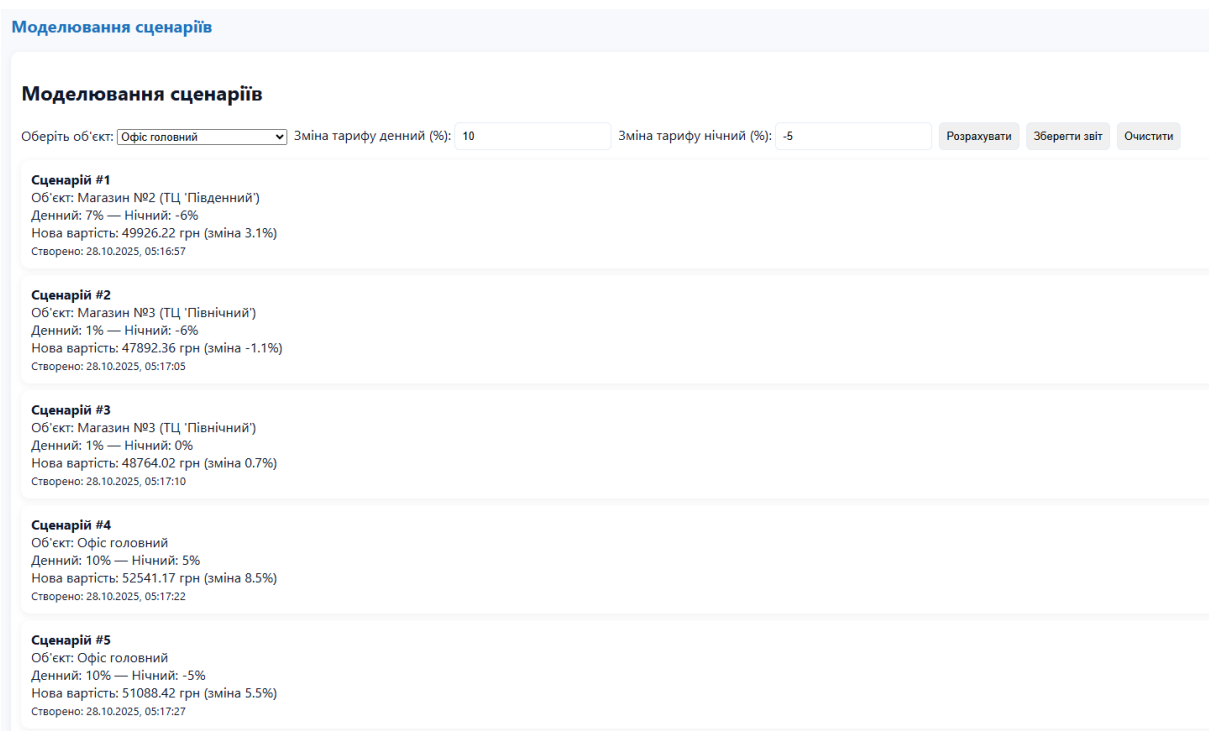


Рисунок 3.6. Сторінка моделювання сценаріїв

Після аналізу результати можна зберегти у звіті. Таким чином, модуль моделювання сценаріїв виконує роль інструменту підтримки управлінських рішень, дозволяючи підприємству оцінювати ефективність різних тарифних стратегій і планувати оптимальне використання електроенергії.

#### 4.5. Панель аналізу денного та нічного споживання

Сторінка аналізу денного та нічного споживання призначена для перегляду та аналізу фактичних показників денного й нічного споживання електроенергії для окремих об'єктів підприємства за вибраний часовий проміжок. Користувач має можливість обрати потрібний об'єкт зі списку, а також задати часовий інтервал — від початкового до кінцевого місяця. Після вибору параметрів система виконує запит до бази даних, отримує інформацію про реальне споживання й відображає результати у вигляді інтерактивних графіків і таблиць.

У межах цієї сторінки реалізовано порівняння денного, нічного та середнього споживання електроенергії, що дозволяє користувачеві оцінити

динаміку зміни показників за обраний період, вигляд сторінки можна побачити на рисунку 3.7.

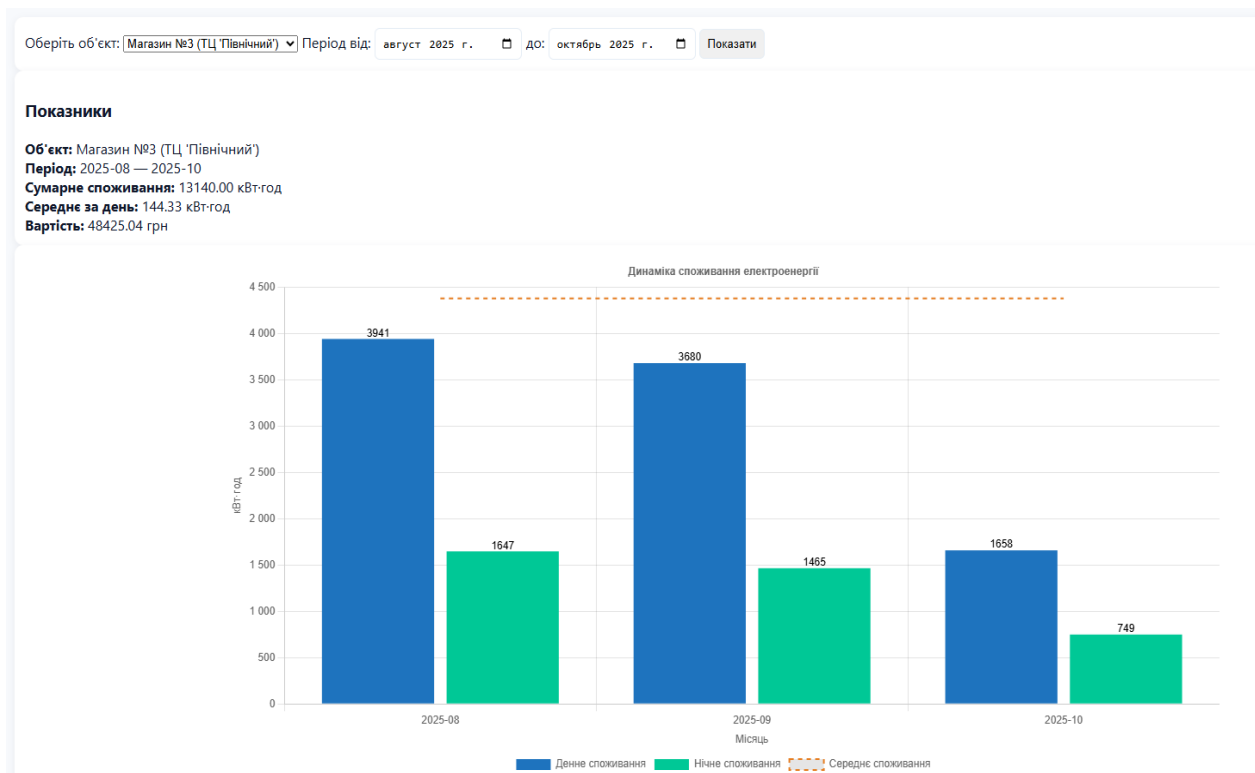


Рисунок 3.7. Панель аналізу денного та нічного споживання

Таким чином, аналітична панель виконує роль інструменту моніторингу, який поєднує в собі функції аналізу, візуалізації та порівняльного оцінювання енергоспоживання.

## Висновки до розділу 4

У розділі було розгляду процес взаємодії користувача з веб-застосунком. Система орієнтована на користувачів різного рівня технічної підготовки й надає інструменти для швидкого доступу до ключових аналітичних показників.

Інтерфейс авторизації дозволяє здійснювати контрольований доступ до системи, забезпечуючи захист даних та персоналізований доступ до

функціональних можливостей. Головна сторінка застосунку формує єдиний інформаційний простір, де користувач може переглядати узагальнені показники енергоспоживання, динаміку зміни параметрів та результати попередніх сценаріїв, що підвищує оперативність прийняття управлінських рішень.

Особливе значення має модуль аналітики та прогнозування, який дає змогу обирати об'єкт аналізу, формувати часові інтервали, будувати графіки фактичних і прогнозних значень та порівнювати результати різних сценаріїв. Завдяки інтерактивній візуалізації користувач отримує доступ до детальної інформації щодо денного та нічного споживання, сезонних змін і можливих аномалій у поведінці навантаження. Механізм формування сценаріїв і їх збереження у вигляді звітів створює інструмент для планування витрат і аналізу тарифних стратегій.

## 5 РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЄКТУ

Сучасні підприємства стикаються з необхідністю оптимізації витрат на електроенергію, прогнозування майбутніх потреб і своєчасного реагування на зміну тарифних умов. Водночас більшість доступних рішень на ринку або надто дорогі для малих і середніх підприємств, або обмежені функціонально.

У цьому контексті стартап-проект, розроблений на основі веб-застосунку аналітики та прогнозування електроспоживання, набуває особливої актуальності. Розділ 5 присвячений комплексному обґрунтуванню можливостей перетворення створеного програмного забезпечення на повноцінний комерційний продукт. У межах розділу здійснюється аналіз стартап-ідеї, оцінюється її технологічна життєздатність, визначаються ринкові можливості, формується стратегія позиціонування продукту, розробляється маркетингова програма та проводиться фінансовий аналіз майбутнього проекту.

### 5.1 Опис ідеї стартап-проекту

Ідея стартап-проекту ґрунтується на створенні інтелектуального веб-застосунку для аналітики та прогнозування електроспоживання підприємствами, який поєднує сучасні математичні методи, автоматизовану обробку енергетичних даних та інструменти управління енергоефективністю. Проект орієнтований на малий, середній та великий бізнес, що використовує електроенергію як критичний ресурс і потребує точного моніторингу, аналізу, прогнозування та оптимізації витрат.

Проблематика, яку розв'язує стартап, є актуальною для підприємств будь-якої галузі. В умовах зростання цін на електроенергію, непередбачуваних коливань тарифів, сезонних відмінностей у споживанні та потреби в раціональному використанні енергоресурсів виникає необхідність у застосуванні

інструментів, що дозволяють швидко й достовірно оцінювати стан енергоспоживання. Більшість підприємств покладається на примітивні таблиці, ручну аналітику або взагалі не аналізує власні витрати системно, що призводить до необґрунтованих втрат і неможливості планування бюджету.

Запропонований веб-застосунок вирішує цю проблему, забезпечуючи комплексний підхід до роботи з енергетичними даними: від базового моніторингу до глибокої аналітики, прогнозування та моделювання тарифних сценаріїв.

Відмінністю проєкту є застосування математичної моделі SARIMAX для прогнозування електроспоживання, яка враховує трендові, сезонні та зовнішні фактори. Це дозволяє отримувати точніші прогнози у порівнянні з традиційними статистичними методами та дає змогу підприємству планувати витрати на кілька місяців уперед.

Основна цінність стартапу полягає у поєднанні чотирьох ключових можливостей, які зазвичай не зустрічаються в одному продукті:

- моніторинг поточного та історичного електроспоживання із деталізацією за денними та нічними тарифами.
- аналітична оцінка динаміки споживання з порівнянням фактичних та середніх показників.
- прогнозування майбутнього споживання з використанням моделі SARIMAX.
- моделювання тарифних сценаріїв, яке дозволяє підприємствам оцінити вплив зміни денного та нічного тарифів на майбутні витрати та сформулювати найбільш економічно вигідні стратегії.

Окрім цього функціоналу, система підтримує створення користувацьких звітів, автоматичне збереження сценаріїв, експорт результатів, побудову інтерактивних графіків і роботу з кількома об'єктами (магазинами, цехами, офісними приміщеннями тощо). Це робить застосунок універсальним інструментом для компаній, що мають мережеву структуру.

З технічної точки зору стартап базується на сучасних інструментах: React.js використовується для створення динамічного інтерфейсу, Python FastAPI — для

серверної логіки та аналітичних розрахунків [2, 3], а PostgreSQL — для надійного зберігання даних. Такий стек технологій забезпечує масштабованість, гнучкість та можливість хмарного розгортання системи у вигляді SaaS-продукту [5].

Модель стартапу передбачає використання підписки (subscription-model), коли підприємства оплачують щомісячний чи річний доступ до функцій аналітики та прогнозування. Це дозволяє позиціонувати продукт як повноцінний сервіс із регулярною підтримкою, оновленнями та можливістю підключення додаткових модулів. У майбутньому система може бути розширена завдяки інтеграції IoT-лічильників, впровадженню технологій машинного навчання та автоматичного сповіщення про аномалії споживання.

Підсумовано ідею стартапу можна побачити у таблиці 5.1.

Таблиця 5.1 – Опис ідеї стартап-проєкту

Зміст ідеї	Напрями застосування	Вигоди для користувача
Веб-застосунок для аналітики, моніторингу та прогнозування електроспоживання підприємствами з використанням математичної моделі SARIMAX, сучасних засобів обробки даних та інструментів оптимізації енерговитрат.	1. Моніторинг поточного та історичного електроспоживання підприємства.	1. Зниження витрат на електроенергію завдяки прогнозам і можливості планувати споживання наперед.
	2. Аналітика динаміки споживання та оцінка відхилень від середніх чи планових показників.	2. Автоматизація аналітики та зменшення ручної роботи завдяки інтерактивним графікам, звітам та управлінню даними.
	3. Прогнозування електроспоживання на основі моделі SARIMAX із врахуванням сезонності та зовнішніх факторів.	3. Підвищення енергоефективності підприємства через прозорий моніторинг та аналіз споживання.

Кінець таблиці 5.1

	4. Моделювання тарифних сценаріїв для оптимізації витрат на електроенергію.	4. Можливість швидко оцінити наслідки зміни тарифів і вибрати найбільш економічну стратегію.
--	---	--

На ринку існують подібні рішення, проте вони не завжди надають всі перелічені функції або є дуже дорогими або надто спеціалізованими під інші галузі. У таблиці 5.2 наведено порівняльний аналіз між розробленою системою та схожими за призначенням платформами.

Таблиця 5.2 – Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик

№		(потенційні) товари/концепції конкурентів	
		Мій проєкт	EnergyCAP
1	W слабка сторона	Обмежена кількість інтеграцій на стартових етапах (без під'єднання до зовнішніх ERP/SCADA систем).	Має широку підтримку інтеграцій із лічильниками, ERP та енергетичними системами.
2	N нейтральна сторона	Підтримка кількох об'єктів (магазини, офіси, цехи) із можливістю кастомної аналітики для кожного.	Також підтримує багатосайтову структуру та централізовану аналітику.
		Прогнозування на основі SARIMAX — сучасний, але один з багатьох можливих алгоритмів.	Використовує власні статистичні моделі прогнозування, близькі за точністю.
3	S сильна сторона	Орієнтований на малий, середній та великий бізнес завдяки прозорій ціновій моделі та доступності SaaS.	Висока вартість, орієнтація на середні та великі підприємства.

Таким чином, ідея стартап-проєкту полягає у створенні доступного, технологічно сучасного та інтелектуального інструменту для управління енергоспоживанням, який має потенціал застосування у різних галузях бізнесу. Інноваційність рішень, прозора архітектура та фокус на реальних потребах підприємств роблять проєкт перспективним для комерціалізації та подальшого масштабування на національному й міжнародному ринках.

## 5.2 Технологічний аудит стартап–проєкту

Технологічний аудит стартап-проєкту є ключовим етапом оцінки його технічної життєздатності, готовності до реалізації та подальшої масштабованості. Він дозволяє визначити відповідність обраних технологій цілям стартапу, оцінити сильні та слабкі сторони технічної частини, виявити потенційні ризики, а також сформулювати стратегічні напрямки розвитку продукту. З огляду на те, що стартап базується на веб-застосунку для аналітики та прогнозування електроспоживання, особливу увагу приділено архітектурі рішення, вибору технологій, алгоритмічній частині та інфраструктурним питанням.

Розроблена система використовує сучасний стек технологій, який відповідає стандартам створення високопродуктивних, масштабованих і надійних веб-платформ. Використання React.js для фронтенду забезпечує швидке реагування інтерфейсу, підтримку компонентної структури та можливість легко масштабувати UI. Бекенд, реалізований на основі Python FastAPI, забезпечує ефективну обробку асинхронних запитів, швидкодію API та гнучке інтегрування математичних моделей у серверну логіку. На рівні зберігання даних система використовує реляційну базу PostgreSQL, яка підтримує складні запити, транзакції та забезпечує високу надійність роботи з великими обсягами історичних даних [2, 4, 5].

Застосування моделі SARIMAX для прогнозування електроспоживання стало стратегічним технологічним рішенням, оскільки цей метод враховує сезонність, трендові та випадкові компоненти, а також зовнішні фактори, що

мають вплив на енергоспоживання підприємств. Це дає змогу отримувати більш точні прогнози у порівнянні з класичними моделями ARIMA або простими методами екстраполяції.

Аудит також охоплює аналіз технічних ризиків і потенційних обмежень. Серед можливих ризиків можна виділити збільшення навантаження на сервер при масштабуванні проєкту, необхідність оптимізації запитів до бази даних при роботі зі значними історичними обсягами даних, а також можливі труднощі при інтеграції нових алгоритмів прогнозування. Проте обраний стек технологій передбачає можливість контейнеризації (Docker), розподілу навантаження та переходу до мікросервісної архітектури у разі зростання кількості користувачів і складності системи [6].

Для оцінки технологічних компонентів стартапу було проведено порівняння із альтернативними рішеннями на ринку. У таблиці 5.3 демонструються ключові характеристики основних технологій, використаних у проєкті, та їх доступні альтернативи.

Таблиця 5.3 – Порівняльний аналіз технологічних рішень стартап-проєкту

Технологія	Обрана в проєкті	Альтернативи	Переваги обраного рішення	Потенційні ризики
Фронтенд	React.js	Angular, Vue.js	Висока продуктивність, компонентна архітектура, велика спільнота	Потребує належної оптимізації стану
Бекенд	Python RestAPI	Django, Node.js, Spring	Дуже швидкий API, асинхронність, простота інтеграції ML	Можливість ускладнення при дуже великому навантаженні

Кінець таблиці 5.3

База даних	PostgreSQL	MySQL, MongoDB	Надійна, транзакційна, потужні SQL можливості	Потребує правильного налаштування продуктивності
Модель прогнозування	SARIMAX	ARIMA, Prophet, LSTM	Точність при сезонних даних, підтримка зовнішніх факторів	Чутливість до якості вихідних даних
Хостинг	Docker- контейнери	VPS, bare- metal	Мобільність, портативність, легкість масштабування	Потрібен контроль за ресурсами контейнерів

Обрані технології є доступними та відповідають потребам стартап-проєкту, забезпечуючи його конкурентоспроможність на ринку. Вони дозволять швидко розгортати систему, ефективно працювати з великими наборами часових рядів, інтегрувати сучасні аналітичні алгоритми та масштабувати систему відповідно до зростання кількості користувачів.

### 5.3 Аналіз ринкових можливостей запуску проєкту

Аналіз ринку є ключовим етапом у розробці стартап-проєкту, адже саме оцінка комерційного середовища, ринкового попиту, конкурентів та потенційних користувачів визначає життєздатність продукту та його перспективи виходу на ринок. Стартап, присвячений аналітиці та прогнозуванню електроспоживання підприємствами, орієнтується на сектор енергоменеджменту, який активно зростає у зв'язку із загальною цифровізацією економіки, підвищенням вартості електроенергії та потребою підприємств у оптимізації операційних витрат.

У сучасних умовах підприємства стикаються з проблемою непрозорості енергоспоживання та складнощами у плануванні витрат. Особливо це стосується малого й середнього бізнесу, де відсутні спеціальні відділи енергоменеджменту, а контроль споживання здійснюється вручну або взагалі не проводиться. Водночас на ринку існує зростаючий попит на інтелектуальні системи аналізу та прогнозування, які здатні автоматично обробляти дані, формувати прогнози на основі історичних спостережень і пропонувати оптимізаційні стратегії. Це створює сприятливі умови для запуску стартапу, який надає автоматизований інструмент для управління енергоспоживанням у різних бізнес-сегментах.

Проведений аналіз показує, що ринок інтелектуальних систем енергомоніторингу перебуває на етапі активної фази розвитку та розширення. За оцінками міжнародних дослідницьких компаній, потенціал ринку цифрових енергетичних рішень щороку зростає на 10–15%, а найбільшим драйвером цього зростання є підвищення енергоефективності та економія витрат. Значну увагу приділяють також регуляторні вимоги, які зобов'язують підприємства оптимізувати споживання, проводити енергетичний аудит і впроваджувати інструменти прогнозування. Таким чином, стартап має можливість інтегруватися в ринок, що розширюється, та зайняти нішу у сегменті рішень для малого та середнього бізнесу.

Особливо перспективним є сегмент підприємств із розгалуженою структурою (мережі магазинів, ресторани, виробничі комплекси), де аналіз енергоспоживання є критично важливим, але часто неавтоматизованим. Для таких компаній можливість порівнювати витрати між різними об'єктами, будувати прогнози, моделювати сценарії та формувати звіти у напівавтоматичному режимі забезпечує реальну вигоду, яка може суттєво скоротити операційні витрати.

Ринкова конкуренція у цій сфері досить різноманітна. Частина конкурентів представляє великі міжнародні платформи енергоменеджменту, які мають розширений функціонал, але характеризуються високою вартістю та складністю впровадження. Інша частина — це прості рішення для побутових користувачів, які мають обмежені аналітичні можливості та не підходять для промислового

застосування. Таким чином, у сегменті простих, доступних, але водночас аналітично потужних інструментів для бізнесу зберігається незаповнена ніша, яку може зайняти розроблений стартап.

Для оцінки стартапу та його ринкової сили, було проведено SWOT-аналіз, який подано у таблиці 5.4.

Таблиця 5.4 – SWOT-аналіз стартап-проєкту

<p><b>Сильні сторони (Strengths)</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Інтелектуальне прогнозування (SARIMAX) з високою точністю;</li> <li>- зручний веб-інтерфейс, орієнтований на бізнес та планування;</li> <li>- адаптивність і можливість кастомізації під підприємство;</li> <li>- моделювання тарифних сценаріїв і автоматичний аналіз.</li> </ul>	<p><b>Слабкі сторони (Weaknesses)</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Стартап на ранній стадії, потребує довіри користувачів;</li> <li>- залежність від історичних даних, їх якості та повноти;</li> <li>- необхідність масштабування серверної частини при рості аудиторії;</li> <li>- потреба у регулярних оновленнях і супроводі.</li> </ul>
<p><b>Можливості (Opportunities)</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Різке зростання ринку цифрової енергетики;</li> <li>- попит на енергоефективність у бізнесі;</li> <li>- інтеграція з IoT-лічильниками та машинами;</li> <li>- вихід на міжнародні ринки;</li> <li>- розвиток модулів на основі ML та нейромереж;</li> </ul>	<p><b>Загрози (Threats)</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Вихід на ринок великих IT-компаній з аналогічним продуктом;</li> <li>- зміни тарифної політики або регуляторного середовища;</li> <li>- технічні ризики при масштабуванні</li> <li>- конкуренція зі складними промисловими системами;</li> <li>- економічні коливання та зміни ринку енергетики;</li> </ul>

SWOT-аналіз допоміг систематизувати інформацію про те які стартап має технологічні та ринкові переваги, що дозволять працювати на цільовому сегменті. Основними сильними сторонами є використання точних математичних методів, простота застосування, висока доступність і можливість застосування для різних

типів підприємств. Водночас стартап потребує подальшого розвитку інфраструктури, маркетингової підтримки та накопичення довіри, що є типовими викликами для технологічних проєктів на ранніх етапах. У таблиці 5.5 подано характеристику потенційних користувачів стартап-проєкту.

Таблиця 5.5. Характеристика потенційних клієнтів стартап-проєкту

№	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних цільових груп клієнтів	Вимоги споживача до товару
1	Необхідність зменшення витрат	Малий та середній бізнес (магазини, офіси, майстерні).	Роблять рішення швидше, орієнтуються на доступну ціну та простоту використання.	Низька вартість, простий інтерфейс
2	Потреба у детальній аналітиці	Виробничі підприємства та логістичні центри.	Більш вимогливі до точності прогнозів та інтеграцій з обладнанням.	Висока точність прогнозів, підтримка інтеграцій, стабільність.
3	Підвищення ефективності, автоматизація енергоменеджменту.	Мережевий бізнес	Орієнтовані на масштабованість і централізовану аналітику.	Підтримка кількох об'єктів.

Кінець таблиці 5.1

4	Необхідність у плануванні бюджету та аналізі тарифних сценаріїв.	Власники великих об'єктів (ТРЦ, бізнес-центри, фабрики).	Потребують глибшої аналітики, складних сценаріїв та кастомних модулів.	Розширені моделювання тарифів, кастомні сценарії, експортування даних.
5	Мінімізація людського фактору та автоматизація звітності.	Енергетичні менеджери, аудитори та консультанти.	Потреба у професійних інструментах із широкою функціональністю.	Детальні графіки, розширена аналітика, гнучкі звіти, API-доступ.

## 5.4 Бізнес-модель і стратегія монетизації

Ефективна ринкова стратегія є однією з ключових умов успішного запуску стартапу, визначаючи його позиціонування, модель взаємодії з клієнтами та способи виходу на ринок. Для стартапу, що спеціалізується на аналітиці та прогнозуванні електроспоживання підприємствами, стратегія повинна базуватися на унікальних технологічних перевагах продукту, його цінності для бізнес-користувачів та конкурентних можливостях у сфері енергоменеджменту.

Основою ринкової стратегії є визначення ціннісної пропозиції, яка узагальнює ключову користь продукту для цільової аудиторії. У даному випадку стартап пропонує підприємствам можливість зменшити витрати на електроенергію за рахунок точного аналізу, прогнозування та оптимізації споживання. Використання моделі SARIMAX дозволяє формувати прогнози з

високою точністю, що дає можливість планувати бюджет, моделювати альтернативні тарифні сценарії та уникати непродуктивних витрат [10]. Система виступає інструментом енергетичної аналітики і водночас засобом для прийняття управлінських рішень.

Одним із важливих елементів стратегії є визначення цільових сегментів ринку. Найбільш перспективними клієнтами є малі та середні підприємства, торговельні мережі, виробничі цехи, об'єкти комерційної нерухомості та інфраструктурні компанії. Саме ці сегменти мають найбільшу залежність від електроенергії та потребу в системному контролі витрат, але часто не мають внутрішніх ресурсів для побудови власних аналітичних платформ. Додатковим сегментом можуть виступати енергосервісні компанії, що здійснюють аудит і супровід підприємств у питаннях енергоефективності.

Позиціонування продукту базується на концепції “доступна інтелектуальна аналітика для бізнесу”. Це означає, що продукт комбінує високу аналітичну цінність, інтелектуальну складову та простоту використання, що робить його придатним для компаній, які не мають спеціалізованих ІТ-відділів або енергетичних експертів. Такий підхід відрізняє стартап від складних промислових платформ і від надто простих побутових застосунків, забезпечуючи баланс функціональності та доступності.

У межах створення ринкової стратегії розроблено модель монетизації, яка передбачає використання SaaS-підходу та кілька можливих тарифних планів. Передбачається базовий тариф із мінімальним доступом до історії та аналітики, стандартний тариф з розширеними можливостями моделювання й прогнозування, а також корпоративний тариф із повним функціоналом, інтеграцією IoT-пристроїв та індивідуальними налаштуваннями. Така структура тарифів дозволяє охопити аудиторію із різними бюджетами та рівнями потреб.

Нижче наведена прикладна таблиця 5.3 структури тарифних планів, яку можна використати в роботі:

Таблиця 5.3 – Приклад тарифних пакетів стартап-проекту

Пакет	Цільовий користувач	Можливості	Орієнтовна ціна
Basic	Малий бізнес, окремі об'єкти	Перегляд споживання, базова аналітика, обмежений прогноз	Низька
Standard	Середній бізнес, мережі магазинів	Повна аналітика, прогноз SARIMAX, моделювання сценаріїв, звіти	Середня
Enterprise	Великі компанії, виробництва	Мультиоб'єктна аналітика, інтеграція IoT, API-доступ, персоналізація	Висока

У межах ринкової стратегії визначено також ключові канали просування продукту. Основний акцент робиться на цифровому маркетингу — створенні лендінгу стартапу, просуванні в соціальних мережах, таргетованій рекламі, SEO-оптимізації та партнерських програмах із енергосервісними компаніями. Важливим є формування демонстраційної версії ПЗ, яка дозволить потенційним клієнтам протестувати систему на власних даних або на демонабірі.

Окремий напрям — B2B-продажі, спрямовані на підприємства з високими обсягами споживання. У цьому випадку важливими інструментами є участь у галузевих виставках, конференціях і форумах, а також презентації продукту керівникам підприємств і енергетичних відділів. Для більш вузьких сегментів може бути корисним прямий контакт із керівниками енергетичних служб підприємств.

У процесі реалізації ринкової стратегії важливу роль відіграє формування бренду стартапу. Бренд повинен асоціюватися з надійністю, технологічністю та практичною користю. Важливими елементами є айдентика, логотип, стиль інтерфейсу, а також комунікаційна стратегія, побудована на демонстрації реальної цінності продукту через кейси, приклади прогнозів та успішні застосування.

Таким чином, ринкова стратегія стартапу визначає системний підхід до

просування продукту, формування ціннісної пропозиції та вибору цільових сегментів. Вона відображає конкурентні переваги стартапу, передбачає застосування різних маркетингових каналів та формує основу для подальшого розвитку продукту на ринку енергетичних інформаційних систем.

## **5.5 Маркетингова стратегія та план просування**

Маркетингова програма стартапу визначає комплекс заходів, спрямованих на просування продукту, формування попиту та залучення цільових користувачів. Для веб-застосунку аналітики та прогнозування електроспоживання підприємствами маркетингова стратегія має враховувати специфіку ринку енергетичних послуг, високу конкуренцію у сфері B2B-рішень та необхідність формування довіри до інтелектуальних технологій.

Основною метою маркетингової програми є забезпечення впізнаваності продукту серед потенційних клієнтів, демонстрація його переваг та формування сталого потоку користувачів, здатних забезпечити розвиток і масштабування стартапу. Стратегія просування будується на комплексі маркетингових інструментів: digital-маркетингу, партнерського просування, участі у галузевих заходах, формуванні бренду та створенні демонстраційних матеріалів.

Одним із ключових елементів є формування інформаційної присутності у цифровому середовищі. Для цього створюється офіційний вебсайт стартапу із описом можливостей системи, демонстраційними прикладами, відеопрезентацією роботи інтерфейсу та можливістю зареєструватися для тестового доступу. Важливою є пошукова оптимізація сторінки (SEO), що забезпечує вищу видимість у пошукових системах за запитами на кшталт «енергомоніторинг», «прогнозування електроспоживання», «енергетична аналітика для бізнесу».

Не менш значущим є використання таргетованої реклами та соціальних мереж. Створення контенту для LinkedIn, Facebook, YouTube та галузевих

форумів може дозволити охоплення широкої аудиторії представників бізнесу. Відеопояснення, короткі аналітичні статті, приклади реальних розрахунків та інтерфейсні демонстрації сприяють розумінню практичної цінності продукту та стимулюють інтерес до тестування системи.

Для залучення великих корпоративних клієнтів важливою частиною маркетингової програми є прямий B2B-маркетинг, що передбачає розсилку комерційних пропозицій, презентацій продукту, а також проведення демонстрацій для потенційних клієнтів. Можливе створення презентаційних матеріалів: PDF-брошур, звітів із прикладами прогнозів, кейсів, які демонструють зменшення витрат після впровадження системи. Це допомагає підприємствам усвідомити практичну вигоду від застосування продукту.

Ще одним напрямом є участь у виставках, конференціях та галузевих форумах, присвячених енергоменеджменту, енергоефективності та цифровим технологіям. Ці заходи дозволяють презентувати продукт професійній аудиторії, налагодити партнерські зв'язки, зібрати відгуки від фахівців та підвищити впізнаваність бренду.

Маркетингова програма також передбачає створення партнерської мережі. До партнерів можуть входити енергосервісні компанії, аудитори, консультанти з енергоефективності, інтегратори IoT-рішень. Співпраця з ними дозволяє просувати продукт серед їхніх клієнтів та отримувати вигоду на взаємовигідних умовах. З метою комплексного планування маркетингових активностей пропонується маркетинговий план дій, поданий у таблиці 5.4.

Таблиця 5.4 – Маркетингова програма стартап-проєкту

Напрямок	Дії	Ціль	Термін реалізації	Очікуваний результат
Digital-маркетинг	Створення сайту, SEO, лендінг з демоверсією	Залучення первинного трафіку	1–2 місяці	500+ відвідувачів/місяць

Кінець таблиці 5.4

Соцмережі	Контент-пости, відеодемонстрації, аналітика	Підвищення впізнаваності	Постійно	Формування спільноти навколо бренду
B2B-продажі	Комерційні пропозиції, презентації	Залучення корпоративних клієнтів	3–6 місяців	5–10 пілотних клієнтів
Партнерство	Співпраця з енергосервісними компаніями	Розширення ринку	6+ місяців	Нові канали продажу
Участь у заходах	Конференції, виставки, форуми	Позиціонування як експерта	1–2 рази на рік	Нові контакти, підвищення довіри
Демонстраційні матеріали	PDF-звіти, кейси, відео	Підтримка продажів	1–2 місяці	Підвищення конверсії

Загалом маркетингова програма спрямована на системне формування попиту, розвиток бренду та формування довіри серед цільової аудиторії. Комплексність підходу забезпечує стабільне зростання впізнаваності та дозволяє стартапу ефективно конкурувати з іншими учасниками ринку. Завдяки чіткій структурі просування, гнучкій моделі взаємодії з клієнтами та поєднанню цифрових і традиційних інструментів маркетингу стартап має всі передумови для успішного запуску на ринок.

## 5.6. Фінансове обґрунтування та прогноз розвитку

Фінансове обґрунтування стартап-проекту є ключовим етапом оцінки економічної доцільності його запуску та комерційного потенціалу. Воно охоплює визначення початкових інвестицій, операційних витрат, прогнозованих доходів, строку окупності та можливостей масштабування у майбутньому. Для веб-

застосунку аналітики та прогнозування електроспоживання підприємствами фінансове обґрунтування базується на моделі SaaS-підписки, яка дозволяє отримувати регулярний дохід від користувачів.

Початкові витрати стартапу включають розробку програмного забезпечення, оплату інфраструктури, маркетингові витрати та адміністративні витрати. Розробка MVP-версії продукту потребує інвестицій у програмування, тестування та розгортання сервісу. Завдяки використанню хмарних рішень та контейнеризації витрати на інфраструктуру можуть бути оптимізованими на ранньому етапі, проте зростатимуть пропорційно до кількості користувачів.

Основним джерелом доходів є підписка користувачів на різні тарифні плани — Basic, Standard та Enterprise. Така модель передбачає постійний грошовий потік, який зростає в міру збільшення кількості клієнтів. Окрім цього, потенційними джерелами доходу можуть бути індивідуальні інтеграції, продаж корпоративних функцій, налаштування IoT-лічильників та додаткові консультаційні послуги у сфері енергоменеджменту.

Для оцінки фінансової життєздатності стартапу складено прогноз витрат та доходів на три роки. У таблиці 5.5 наведено структуру початкових інвестицій.

Таблиця 5.5 – Початкові витрати стартап-проєкту

Категорія витрат	Вартість, USD
Розробка MVP (бекенд, фронтенд, БД)	4 500
Сервери / хостинг (12 місяців)	900
Маркетинг на старті	1 200
Реєстрація та юридичні витрати	350
Операційні витрати першого року	1 000
Разом	7 950 USD

Подальші фінансові показники залежать від кількості клієнтів і структури тарифів. На основі аналізу ринку, очікуваної конверсії та масштабованості

системи складено прогноз доходів стартапу на три роки, що показано у таблиці 5.6.

Таблиця 5.6 – Прогноз доходів стартапу

Рік	Очікувана кількість клієнтів	Середній дохід на клієнта/місяць	Річний дохід, USD
1-й рік	40	25	12 000
2-й рік	120	28	40 320
3-й рік	260	30	93 600

Згідно з прогнозом, стартап досягає точки беззбитковості вже на другий рік роботи, коли річний дохід перекидає початкові інвестиції та щорічні операційні витрати. На третій рік проєкт демонструє стійке зростання, насамперед за рахунок масштабування та виходу в суміжні бізнес-сегменти.

Важливим елементом фінансового обґрунтування є оцінка витрат на підтримку та розвиток. До них належать: оновлення програмного забезпечення, підтримка серверної інфраструктури, оплата маркетингових кампаній, технічна підтримка клієнтів та інтеграція нових функцій. Приблизні річні витрати наведено в таблиці 5.7.

Таблиця 5.7 – Річні операційні витрати

Стаття витрат	Річна сума, USD
Хостинг та сервери	1 200
Маркетинг	2 400
Підтримка та оновлення ПЗ	1 800
Технічна підтримка клієнтів	1 500
Непередбачені витрати	600
Разом	7 500

З погляду перспектив розвитку стартап має можливість значного масштабування. На другому етапі розвитку можливе розширення продукту за такими напрямками:

- інтеграція IoT-лічильників та автоматичного імпорту даних;
- впровадження додаткових моделей прогнозування;
- запуск мобільної версії застосунку;
- вихід на міжнародний ринок, де попит на енергоменеджмент зростає;
- розширення лінійки корпоративних продуктів.

Загальний прогноз розвитку демонструє позитивну динаміку. З урахуванням стабільного зростання клієнтської бази, підвищення попиту на енергоефективні рішення та можливості залучення інвестицій стартап має потенціал досягти окупності протягом 18–24 місяців та вийти на рівень стабільного прибутку на третьому році роботи.

Таким чином, фінансове обґрунтування підтверджує доцільність запуску проєкту та демонструє реалістичну модель зростання. Стартап має високі шанси стати економічно успішним завдяки поєднанню низької собівартості підтримки, ефективної моделі монетизації та наявності широкої аудиторії, яка потребує грамотного управління електроспоживанням.

## **Висновки до розділу 5**

Стартап-проєкт, спланований на основі веб-застосунку аналітики та прогнозування електроспоживання підприємствами, має потенціал комерційної реалізації. Проведений аналіз показав актуальність проблеми оптимізації електроспоживання для бізнесу та продемонстрував можливість ефективного вирішення цієї проблеми за допомогою сучасних математичних методів, зокрема моделі SARIMAX.

Було розроблено ринкову стратегію та маркетингову програму, спрямовані

на формування попиту, розвиток бренду та планомірне просування продукту. Запропонована модель монетизації та фінансовий прогноз показали, що стартап має реальні перспективи досягнення операційної рентабельності та окупності впродовж перших двох років роботи, а подальше масштабування може забезпечити стабільне зростання прибутку.

## ВИСНОВКИ

Як результат було досягнуто виконання наступних завдань:

1. Було визначено ключові характеристики енергетичних часових рядів, проаналізовано вплив сезонних, добових і технологічних коливань, а також досліджено вплив зовнішніх факторів, таких як виробничі цикли або зміни робочого графіка підприємства.

2. Проведено комплексну підготовку даних, що включала фільтрацію пропусків, корекцію аномальних значень, нормалізацію показників, а також побудову нових ознак, необхідних для роботи математичних моделей. Було здійснено аналіз структури вхідного ряду, що дозволило адаптувати вихідні дані до вимог алгоритмів прогнозування. Застосовані методи попередньої обробки забезпечили зменшення шумів, виділення трендових і сезонних компонентів, а також підвищили якість навчання моделі у серверній частині системи.

3. Виконано обґрунтований вибір підходів до прогнозування, придатних для часових рядів електроспоживання. У ході дослідження було розглянуто та порівняно кілька груп моделей: класичні статистичні методи ARIMA/SARIMA, моделі з урахуванням зовнішніх регресорів (SARIMAX), алгоритми машинного навчання та нейромережеві архітектури. Проведений порівняльний експеримент показав переваги SARIMAX для завдань прогнозування електроспоживання підприємств, оскільки ця модель одночасно враховує сезонність, тренд і зовнішні фактори, що визначають енергетичну поведінку об'єкта. Саме це дозволило прийти до обґрунтованого вибору SARIMAX як базового методу, що продемонстрував збалансованість між точністю, інтерпретованістю та обчислювальною ефективністю.

4. Реалізовано алгоритмічний модуль прогнозування у серверній частині веб-застосунку, який забезпечує виконання математичних розрахунків у реальному часі. Було розроблено інтерфейс для обробки запитів, організовано передачу параметрів моделі, отримання результатів прогнозування та формування структурованих відповідей у форматі JSON. Інтеграція моделі SARIMAX із

бекендом дала змогу створити повноцінний програмний інструмент, здатний автоматично формувати прогнози різної тривалості, адаптуватися до змін у даних та підтримувати сценарне моделювання.

5. У клієнтській частині було реалізовано механізми інтерактивної візуалізації, що забезпечили зручне відображення результатів прогнозування для користувача. Система дозволяє переглядати фактичні дані, накладення прогнозної кривої, інтервали невизначеності та додаткові графічні елементи, що полегшують інтерпретацію результатів.

6. Побудована система може бути застосована як інструмент підтримки прийняття рішень щодо управління енергоспоживанням підприємств, оптимізації витрат, формування прогнозних бюджетів та аналізу ефективності використання електроенергії. Інтеграція модулів аналітики, прогнозування, візуалізації й моделювання тарифних сценаріїв створює комплексний механізм енергоменеджменту, який може бути масштабований відповідно до потреб малого, середнього або великого промислового бізнесу.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Visual Studio: IDE and Code Editor for Software Development веб-сайт. URL: <https://visualstudio.microsoft.com/> (дата звернення 28.10.2024)
2. Python in Visual Studio Code веб-сайт. URL: <https://code.visualstudio.com/docs/languages/python> (дата звернення 28.10.2024)
3. FastAPI framework веб-сайт. URL: <https://fastapi.tiangolo.com/> (дата звернення 28.10.2024)
4. What is a REST API? веб-сайт. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/rest-apis> (дата звернення 28.10.2024)
5. What is PostgreSQL? веб-сайт. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/postgresql> (дата звернення 28.10.2024)
6. What is Docker? веб-сайт. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/docker> (дата звернення 28.10.2024)
7. Chapter 5.1 The linear regression веб-сайт. URL: <https://otexts.com/fpp2/regression-intro.html> (дата звернення 28.10.2024)
8. Forecasting with moving averages веб-сайт. URL: [https://people.duke.edu/~rnau/notes\\_on\\_forecasting\\_with\\_moving\\_averages--robert\\_nau.pdf](https://people.duke.edu/~rnau/notes_on_forecasting_with_moving_averages--robert_nau.pdf) (дата звернення 28.10.2024)
9. Розділ 3 Часові ряди, методи аналізу часових рядів веб-сайт. URL: [https://web.posibnyku.vntu.edu.ua/fksa/12kocubynsky,kyslycia\\_osn\\_model\\_rynk\\_sytuac/p4.html](https://web.posibnyku.vntu.edu.ua/fksa/12kocubynsky,kyslycia_osn_model_rynk_sytuac/p4.html) (дата звернення 28.10.2024)
10. Chapter 8 ARIMA models веб-сайт. URL: <https://otexts.com/fpp2/arma.html> (дата звернення 28.10.2024)
11. Chapter 7.1 Simple exponential smoothing веб-сайт. URL: <https://otexts.com/fpp2/ses.html> (дата звернення 28.10.2024)
12. Machine Learning for Forecasting: Use Cases and Building Your Own веб-сайт. URL: <https://coralogix.com/ai-blog/machine-learning-for-forecasting-use-cases->

- and-building-your-own/ (дата звернення 28.10.2024)
13. Architecture overview веб-сайт. URL: <https://modelcontextprotocol.io/docs/learn/architecture> (дата звернення 28.10.2024)
  14. What is LSTM - Long Short Term Memory? веб-сайт. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/deep-learning/deep-learning-introduction-to-long-short-term-memory/> (дата звернення 28.10.2024)
  15. Client-server Architecture веб-сайт. URL: [https://cs.uwaterloo.ca/~m2nagapp/courses/CS446/1195/Arch\\_Design\\_Activity/ClientServer.pdf](https://cs.uwaterloo.ca/~m2nagapp/courses/CS446/1195/Arch_Design_Activity/ClientServer.pdf) (дата звернення 28.10.2024)
  16. EnergyCAP Integration веб-сайт. URL: <https://episensor.com/integration/energycap-integration/> (дата звернення 28.10.2024)
  17. OpenEnergyMonitor веб-сайт. URL: <https://docs.openenergymonitor.org/emoncms/apps.html> (дата звернення 28.10.2024)
  18. Client-server architecture веб-сайт. URL: <https://en.training.qatestlab.com/blog/technical-articles/client-server-architecture/> (дата звернення 28.10.2024)
  19. Client-Server Architecture – System Design веб-сайт. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/system-design/client-server-architecture-system-design/> (дата звернення 28.10.2024)
  20. A novel multi-time-scale modeling for electric power demand forecasting: From short-term to medium-term horizon. Kianoosh G. Borojani, M. Hadi Amini, Shahab Bahrami, S.S. Iyengar, Arif I. Sarwat, Orkun Karabasoglu. Electric Power Systems Research. 2017, №142. P. 58–73.
  21. A REVIEW OF MACHINE LEARNING ALGORITHMS USED FOR LOAD FORECASTING AT MICROGRID LEVEL. Dimitris E. Sinteza. 2019. P. 452 – 458.
  22. SARIMA-Based Medium- and Long-Term Load Forecasting. Chunlin Yin,

- Kaihua Liu, Qiangjian Zhang, Kai Hu, Zheng Yang, Li Yang and Na Zhao. Strategic Planning for Energy and the Environment. 2023, №42 (2). P. 283–306.
23. PostgreSQL Tutorial веб-сайт. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/postgresql/postgresql-tutorial/> (дата звернення 28.10.2024)
  24. Quickstart: PostgreSQL Extension for Visual Studio Code веб-сайт. URL: <https://learn.microsoft.com/en-us/azure/postgresql/extensions/vs-code-extension/quickstart-connect> (дата звернення 28.10.2024)
  25. ARIMA, SARIMA, and SARIMAX Explained веб-сайт. URL: <https://zerotomastery.io/blog/arima-sarima-sarimax-explained/> (дата звернення 28.10.2024)
  26. Time Series Forecasting with ARIMA, SARIMA and SARIMAX веб-сайт. URL: <https://towardsdatascience.com/time-series-forecasting-with-arima-sarima-and-sarimax-ee61099e78f6/> (дата звернення 28.10.2024)
  27. Forecasting Energy Demand Through Weather Analysis Using SARIMAX веб-сайт. URL: <https://medium.com/@kev1nandreas/forecasting-energy-demand-through-weather-analysis-using-sarimax-2ca0d1f035fb> (дата звернення 28.10.2024)
  28. Metrics Evaluation: MSE, RMSE, MAE and MAPE веб-сайт. URL: <https://medium.com/@jonatasv/metrics-evaluation-mse-rmse-mae-and-mape-317cab85a26b> (дата звернення 28.10.2024)
  29. 8.2 Evaluating forecast accuracy (MAE, RMSE, MAPE) веб-сайт. URL: <https://fiveable.me/intro-time-series/unit-8/evaluating-forecast-accuracy-mae-rmse-mape/study-guide/ijqkb0CAqRaHLBFi> (дата звернення 28.10.2024)
  30. Common Evaluation Metrics (MAE, MSE, RMSE, MAPE) веб-сайт. URL: <https://apxml.com/courses/time-series-analysis-forecasting/chapter-6-model-evaluation-selection/evaluation-metrics-mae-mse-rmse> (дата звернення 28.10.2024)

## ДОДАТОК А

Методи аналітики та прогнозування електроспоживання  
підприємствами

Апробація

Аркушів 4

Київ-2025

isu-conference.com



 **ISU**  
INTERNATIONAL SCIENTIFIC UNITY

COLLECTION OF SCIENTIFIC PAPERS



**ISSUE  
№47**

**2<sup>ND</sup> INTERNATIONAL SCIENTIFIC  
AND PRACTICAL CONFERENCE**

**PROGRESSIVE  
APPROACHES  
IN SCIENCE  
AND ENGINEERING**

**NOVEMBER 26-28, 2025  
COPENHAGEN, DENMARK**



## МЕТОДИ АНАЛІТИКИ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ПІДПРИЄМСТВАМИ

Топалова Ольга Євгенівна

здобувач магістерського рівня

Інститут атомної та теплової енергетики

Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського, Україна

Ефективне прогнозування електроспоживання промислових підприємств набуває особливої актуальності в умовах зростання енерговитрат і переходу до цифрових систем енергомоніторингу. Сучасні методи аналізу часових рядів дозволяють підприємствам уточнювати планування навантажень, виявляти аномалії, оптимізувати графіки роботи обладнання та зменшувати пікові навантаження. У дослідженнях останніх років спостерігається підвищений інтерес до моделей, здатних відображати сезонність, тренди та зовнішні фактори. Дослідження моделей прогнозування дозволяє визначити найбільш адаптивні та точні інструменти для практичного впровадження у програмні системи моніторингу енергоспоживання, зокрема такі, що розробляються для потреб підприємств енергетичного сектору.

Було розглянуто й порівняно методи, які широко застосовуються для моделювання часових рядів навантаження. Класичні статистичні підходи, такі як ARIMA та SARIMA, залишаються базовим орієнтиром завдяки інтерпретованості та здатності виділяти сезонні коливання. Проте їхня ефективність помітно знижується у випадках, коли споживання має складні нелінійні залежності або різку зміну режимів роботи обладнання. У таких ситуаціях популярності набувають моделі з більш гнучкою структурою, зокрема Prophet, розроблений у Meta, що показує хороші результати при роботі з нерівномірними профілями та пропущеними даними. Ще однією важливою групою методів є ансамблеві алгоритми Random Forest і Gradient Boosting, здатні ефективно працювати з великою кількістю регресорів, зокрема даними про графік роботи, технологічні операції та погодні параметри.

Нейромережеві моделі LSTM здатні враховувати довгострокові залежності у часових рядах. Їхня здатність адаптуватися до складної поведінки навантаження робить LSTM одним із найточніших підходів у задачах прогнозування електроспоживання промислових об'єктів. Для попереднього групування режимів роботи підприємств також застосовуються методи кластеризації (k-means, DBSCAN), які дозволяють формувати типові профілі навантаження і виявляти аномальні сплески або просідання. Хоча кластеризація сама по собі не дає прогнозу, вона виступає корисним інструментом для підвищення якості моделювання.

Узагальнені характеристики основних моделей наведено в Таблиці 1. Порівняння відображає ключові сильні та слабкі сторони кожного підходу, що дозволяє обґрунтовано обрати модель під конкретні умови експлуатації.

## Progressive Approaches in Science and Engineering

Таблиця 1 – Загальна характеристика моделей прогнозування електроспоживання

Модель	Особливості	Переваги	Недоліки
ARIMA / SARIMA	Аналіз тренду та сезонності	Інтерпретованість, база для порівняння	Обмежена робота з нелінійністю
Prophet	Гнучкі сезонні компоненти, робота з пропусками	Просте налаштування, стійкість	Менш точний на складних промислових даних
Random Forest / Gradient Boosting	Багатофакторна регресія	Стійкість до шуму, висока точність	Не враховують часову структуру напряду
LSTM	Нейромережевий аналіз послідовностей	Найвища точність, адаптивність	Значне навантаження на обчислення
Кластеризація	Формування типових профілів	Виявлення аномалій та режимів	Не виконує прогнозування самостійно

Для оцінювання якості моделей було проведено експеримент із використанням реальних промислових даних, що включали 30-денні профілі навантаження з часовим кроком одна година. Оцінювання здійснювалось за стандартними метриками MAE, RMSE та MAPE, що є загальноприйнятими у задачах прогнозування енергоспоживання. Результати експерименту наведено в Таблиці 2.

Таблиця 2 – Порівняння точності моделей прогнозування

Модель	MAE	RMSE	MAPE
SARIMA	1.84	2.97	0.07
Prophet	2.11	3.25	0.08
Random Forest	1.52	2.41	0.05
Gradient Boosting	1.47	2.33	0.05
LSTM	1.21	1.98	0.04

Таким чином, результати демонструють, що поєднання класичних та сучасних моделей дозволить підвищити точність прогнозування та зробити систему енергомоніторингу більш гнучкою і стійкою до змін у поведінці електроспоживання. Застосування моделей для аналітики дасть змогу підприємствам приймати більш обґрунтовані рішення щодо керування навантаженнями, вибору оптимальних тарифів та планування енергоспоживання, що відповідає сучасним тенденціям у сфері цифрової енергетики.

### Список використаних джерел

1. Electrical Load Forecasting Model Using Hybrid LSTM Neural Networks with Online Correction [Електронний ресурс] // <https://arxiv.org> – Режим доступу: <https://arxiv.org/html/2403.03898v1> (дата звернення: 23.11.2025).
2. Modeling and forecasting hourly electricity demand by SARIMAX with interactions [Електронний ресурс] // <https://www.sciencedirect.com> – Режим

### Progressive Approaches in Science and Engineering

---

---

доступу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360544218319297>  
(дата звернення: 23.11.2025).

3. Prophet-Based Medium and Long-Term Electricity Load Forecasting Research [Електронний ресурс] // <https://iopscience.iop.org> – Режим доступу: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/2356/1/012002/pdf> (дата звернення: 23.11.2025).

4. Forecasting the Short-Term Energy Consumption Using Random Forests and Gradient Boosting [Електронний ресурс] // <https://arxiv.org> – Режим доступу: <https://arxiv.org/pdf/2207.11952> (дата звернення: 23.11.2025).