

Центральноукраїнський національний технічний університет

ЦЗДО

Кафедра «Електротехнічні системи та енергетичний менеджмент»

“Допущено до захисту”
Зав. кафедри ЕТС та ЕМ
к.т.н., професор
_____ Петро ПЛЄШКОВ
“ ___ ” _____ 20__ р.

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
за другим (магістерським) рівнем вищої
освіти

на тему:

**«Прогнозування електроспоживання промислових об'єктів з
урахуванням зовнішніх факторів впливу»**

Виконав здобувач вищої освіти
_____ *II* курсу, групи *ЕНМ-24Мз*
ОПП «Енергетичний менеджмент»
спеціальності 141 «Електроенергетика,
електротехніка та електромеханіка»,

_____ Каріна ТИМОФЄЄВА
« ___ » _____ 2025 р.

Керівник роботи к.т.н., доцент
_____ Катерина ПЕТРОВА
« ___ » _____ 2025 р.

Рецензент _____

м. Кропивницький

Центральноукраїнський національний технічний університет

Факультет ЦЗДО

Кафедра електротехнічних систем та енергетичного менеджменту

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Галузь знань 14 «Електрична інженерія»

Спеціальність 141 «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка»

Освітньо-професійна програма Енергетичний менеджмент

ЗАТВЕРДЖУЮ:

завідувач кафедри ЕТС та ЕМ

к.т.н., професор

_____ Петро ПЛЄШКОВ

«____» _____ 2025 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ ЗА ДРУГИМ (МАГІСТЕРСЬКИМ) РІВНЕМ ВИЩОЇ ОСВІТИ ЗДОБУВАЧА ВИЩОЇ ОСВІТИ

Тимофєєва Каріна Олександрівна

(прізвище, ім'я, по-батькові)

1. Тема роботи *Прогнозування електроспоживання промислових об'єктів з урахуванням зовнішніх факторів впливу*

Forecasting electricity consumption of industrial facilities, taking into account external factors

2. Керівник роботи *Петрова Катерина Григорівна, к.т.н., доцент*

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

3. Строк подання роботи до захисту *15.12.2025 р.*

4. Мета та завдання кваліфікаційної роботи Мета кваліфікаційної роботи розробка та практична реалізація комплексної методології прогнозування електроспоживання промислових об'єктів шляхом інтеграції сучасних статистичних моделей та підходів машинного навчання, що забезпечить високу точність прогнозів з урахуванням впливу ключових зовнішніх факторів. Досягнення поставленої мети було забезпечене вирішенням завдань: 1) проаналізувати світовий досвід та стан електроенергетики, тенденції енергетичного переходу, а також дослідити існуючі регуляторні механізми 2. Систематизувати та проаналізувати теоретичні основи та математичні моделі аналізування електроспоживання. 3. Здійснити практичну реалізацію прогностичних моделей. 4. Обґрунтувати доцільність та розробити бізнес-модель стартап-проекту, спрямованого на комерціалізацію розробленої системи прогнозування електроспоживання для промислових об'єктів.

5. Консультанти по роботі, із зазначенням розділів роботи

Розділ	Консультант	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
Охорона праці	доц., к.т.н. Савеленко І.В.		

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Вступ	15.09.2025 р.	
2	Електроспоживання як фундамент сталого розвитку	29.09.2025 р.	
3	Огляд методологій та підходів до аналізування часових рядів	13.10.2025 р.	
4	Практична реалізація прогнозування електроспоживання	27.10.2025 р.	
5	Стартап-проект: прогнозування електроспоживання промислового підприємства	10.11.2025 р.	
6	Висновки, список використаних джерел	24.11.2025 р.	
7	Оформлення додатків	02.12.2025 р.	
8	Оформлення презентаційної частини КР	05.12.2025 р.	

Дата видачі завдання

« ____ » _____ 2025 р.

Підпис керівника

Катерина ПЕТРОВА

Завдання прийнято до виконання

« ____ » _____ 2025 р.

Підпис здобувача

Каріна ТИМОФЄЄВА

АНОТАЦІЯ

Кваліфікаційна робота: 93 с., 29 рис., 34 табл., 20 джерел

Тимофєєва К. О. Прогнозування електроспоживання промислових об'єктів з урахуванням зовнішніх факторів впливу. – Рукопис.

Кваліфікаційна робота за другим (магістерським) рівнем вищої освіти за спеціальністю 141 «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка» освітньої програми «Енергетичний менеджмент». – Центральноукраїнський національний технічний університет; Кропивницький, 2025 р.

Мета роботи полягає у розробці та практичній реалізації комплексної методології прогнозування електроспоживання (ПЕС) промислових об'єктів шляхом інтеграції статистичних моделей та підходів машинного навчання, що забезпечує високу точність прогнозів з урахуванням впливу ключових зовнішніх факторів.

У роботі проведено аналіз сучасного стану світової енергетики, тенденцій енергетичного переходу та існуючих регуляторних механізмів, що впливають на електроспоживання. Систематизовано та проаналізовано методології аналізу часових рядів, включаючи моделі APIMA/SARIMAX, Хольта-Вінтерса та алгоритми машинного навчання (ML), з акцентом на їхню придатність для ПЕС. Проведено порівняльний аналіз їхньої прогнозної якості трьох типів моделей (з використанням метрик типу MAE, RMSE). Дослідження підтвердило, що інтегровані моделі, які враховують зовнішні регресори, демонструють значно вищу точність порівняно з традиційними.

Практична цінність підтверджується розробкою стартап-проєкту щодо комерціалізації системи прогнозування, що забезпечує промисловим підприємствам інструмент для оптимізації енерговитрат та ефективного управління енергоспоживанням.

ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ, ЧАСОВІ РЯДИ, ЗОВНІШНІ ФАКТОРИ, ПРОМИСЛОВИЙ ОБ'ЄКТ, ЕНЕРГЕТИЧНА ЕФЕКТИВНІСТЬ, СТАРТАП-ПРОЄКТ

ABSTRACT

Qualification work: 93 p.; 29 fig.; 34 tables; 20 sources

Tymofieieva K.O. Forecasting electricity consumption of industrial facilities, taking into account external factors. - Manuscript.

Qualification thesis for the second (Master's) level of higher education in Specialty 141 "Electric Power Engineering, Electrical Engineering and Electromechanics" under the educational program "Energy Management." – Central Ukrainian National Technical University; Kropyvnytskyi, 2025.

The aim of the study is to develop and practically implement a comprehensive electricity consumption forecasting (ECF) methodology for industrial facilities by integrating statistical models and machine learning approaches, ensuring high prediction accuracy by accounting for key external factors.

The work includes an analysis of the current state of global energy, energy transition trends, and existing regulatory mechanisms that impact electricity consumption. Methodologies for time series analysis, including ARIMA/SARIMAX models, Holt-Winters models, and Machine Learning (ML) algorithms, are systematized and analyzed, focusing on their suitability for ECF. A comparative analysis of the forecasting quality of the three types of models was conducted (using metrics such as MAE and RMSE). The research confirmed that integrated models incorporating external regressors demonstrate significantly higher accuracy compared to traditional approaches.

The practical value is confirmed by the development of a startup project for the commercialization of the forecasting system, providing industrial enterprises with a tool for optimizing energy consumption and effective energy management.

ELECTRICITY CONSUMPTION FORECASTING, TIME SERIES,
EXTERNAL FACTORS, INDUSTRIAL FACILITY, ENERGY EFFICIENCY,
STARTUP PROJECT

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	8
ВСТУП.....	9
РОЗДІЛ 1. ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ЯК ФУНДАМЕНТ СТАЛОГО РОЗВИТКУ.....	11
1.1. Глобальні виклики та стан світової електроенергетики.....	11
1.2. Тенденції енергетичного переходу та розвиток технологій...	12
1.3. Регуляторні механізми та акцент на споживача.....	13
1.4. Прогнозування електроспоживання: стратегічні виклики та фінансові можливості	15
1.5. Постановка завдання дослідження та методологічний підхід...	19
Висновки до розділу 1	21
РОЗДІЛ 2. ОГЛЯД МЕТОДОЛОГІЙ ТА ПІДХОДІВ ДО АНАЛІЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ.....	23
2.1. Аналізування часових рядів та їх структурних компонентів.....	23
2.2. Математичні моделі для прогнозування режимів.....	27
2.3. Верифікація та валідація адекватності моделей.....	34
2.4. Контроль прогнозної якості моделей	36
Висновки до розділу 2.....	37
РОЗДІЛ 3. ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ.....	39
3.1 Збір та первинний аналіз вхідних даних.....	39
3.2. Моделювання на основі регресійного аналізу (SARIMAX).....	44
3.3. Моделі Хольта-Вінтерса.....	48
3.4. Прогнозні моделі на основі машинного навчання (ML).....	52
3.5. Аналізування моделей прогнозування та висновки.....	56
Висновки до розділу 3	59

РОЗДІЛ 4. СТАРТАП-ПРОЄКТ: ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ПРОМИСЛОВОГО ПІДПРИЄМСТВА.....	61
4.1. Обґрунтування доцільності розробки проекту.....	61
4.2. Аналіз потенційних споживачів та цільовий ринок	63
4.3. Маркетинговий та економічний аналіз проекту	69
4.4. Обґрунтування ресурсного та фінансового забезпечення проекту.....	72
4.5. Бізнес-модель проекту	80
Висновки до розділу 4	82
ВИСНОВКИ.....	84
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	86
ДОДАТКИ.....	89
ДОДАТОК А. Охорона праці.....	90

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

АСКОЕ	– автоматизована система комерційного обліку електроенергії
ВДЕ	– відновлюваних джерел енергії
ЕС	– експоненціальне згладжування
ПЗ	– програмне забезпечення
ПЕС	– прогнозування електроспоживання
ПКЕЕ	– правила користування електричною енергією
ФОП	– фонд оплати праці
ШНМ	– штучні нейронні мережі
MAE	– Mean Absolute Error (середня абсолютна похибка)
MARE	– Mean Absolute Percentage Error (абсолютна відсоткова похибка)
RMSE	– Root Mean Square Error (середньоквадратична похибка)

ВСТУП

В умовах глобального енергетичного переходу та стрімкого зростання вартості енергоресурсів, ефективне управління електроспоживанням є критичним чинником забезпечення конкурентоспроможності та сталого розвитку промислових підприємств. Точне та надійне прогнозування електроспоживання (ПЕС) виступає фундаментом для оптимального планування виробничих процесів, мінімізації витрат на оплату електроенергії (особливо в умовах ринку, де ціни можуть динамічно змінюватися), а також для зниження пікових навантажень та забезпечення енергетичної безпеки підприємства.

Традиційні методи прогнозування часто не забезпечують необхідної точності, оскільки переважно орієнтуються на внутрішні виробничі цикли, ігноруючи значний вплив зовнішніх факторів. До таких зовнішніх факторів відносяться: погодні умови (температура, вологість), макроекономічні показники, календарні особливості (святкові та вихідні дні), а також регуляторні тарифи та цінові коливання ринку електроенергії.

Необхідність розробки та впровадження інтегрованих моделей ПЕС, які здатні ефективно обробляти великі масиви даних (Big Data) із внутрішніх та зовнішніх джерел за допомогою сучасних методів аналізу часових рядів (SARIMAX, моделі Хольта-Вінтерса) та технологій машинного навчання (ML), визначає наукову та практичну значущість обраної теми.

Метою роботи є розробка та практична реалізація комплексної методології прогнозування електроспоживання промислових об'єктів шляхом інтеграції сучасних статистичних моделей та підходів машинного навчання, що забезпечить високу точність прогнозів з урахуванням впливу ключових зовнішніх факторів.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні *задачі*:

1. Проаналізувати світовий досвід та існуючий стан світової електроенергетики, тенденції енергетичного переходу, а також дослідити існуючі регуляторні механізми, що впливають на електроспоживання.

2. Систематизувати, проаналізувати теоретичні основи та математичні моделі аналізування часових рядів (ARIMA, SARIMAX, моделі експоненційного згладжування, моделі ML), що використовуються для прогнозування електроспоживання.

3. Здійснити практичну реалізацію прогностичних моделей на основі регресійного аналізу (SARIMAX), моделей Хольта-Вінтерса та алгоритмів машинного навчання (ML). Провести верифікацію, валідацію та порівняльний аналіз розроблених моделей для оцінки їхньої прогностичної якості та визначення найбільш адекватного та точного підходу.

4. Обґрунтувати доцільність та розробити бізнес-модель стартап-проєкту, спрямованого на комерціалізацію розробленої системи прогнозування електроспоживання для промислових підприємств.

Об'єкт дослідження: процес формування та динаміка електроспоживання промислових об'єктів.

Предмет дослідження: математичні моделі та алгоритми прогнозування режимів електроспоживання промислових об'єктів з урахуванням зовнішніх факторів впливу (температура, ціни на енергію, календарні дані тощо).

Теоретична та практична цінність отриманих результатів полягає у комплексній інтеграції передових статистичних моделей (SARIMAX) та моделей машинного навчання (ML) для ПЕС промислових об'єктів, що дозволяє досягти підвищеної точності прогнозів, особливо завдяки систематичному включенню множини зовнішніх факторів, що раніше часто розглядалися ізольовано.

Практична цінність підтверджується розробкою конкретних прогностичних моделей та алгоритмів, які можуть бути безпосередньо впроваджені на промислових підприємствах.

РОЗДІЛ 1

ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ЯК ФУНДАМЕНТ СТАЛОГО РОЗВИТКУ

1.1. Глобальні виклики та існуючий стан світової електроенергетики

Доступ до сучасних енергетичних послуг є однією з ключових передумов для забезпечення соціального добробуту, економічного зростання та ефективної боротьби з бідністю у всьому світі. Попри значний технологічний прогрес, проблема енергетичної бідності залишається гострою. За оцінками, значна частина населення планети (близько 1,6 мільярда людей) досі не має доступу до електроенергії.

Країни, що розвиваються, стоять перед подвійним енергетичним завданням: необхідністю задовольнити потреби мільярдів громадян у базових сучасних енергопослугах та, одночасно, інтегруватися у глобальний перехід до чистих, низьковуглецевих енергетичних систем.

Історично енергетичні системи домінували на основі викопного палива (вугілля, нафта, газ), що є головним джерелом викидів вуглекислого газу CO₂ та інших парникових газів. Ці викиди, як відомо, є рушійною силою глобальних кліматичних змін. Досягнення міжнародних кліматичних цілей вимагає рішучого прискорення темпів декарбонізації, підвищення енергоефективності та диверсифікації джерел енергії.

Як показано на рисунку 1.1, на викопне паливо припадає переважна частка первинного споживання енергії у світі. Ці викиди, як відомо, є рушійною силою глобальних кліматичних змін.

Досягнення міжнародних кліматичних цілей вимагає рішучого прискорення темпів декарбонізації, підвищення енергоефективності та диверсифікації джерел енергії. Для забезпечення сталого розвитку необхідно збалансувати економічні та екологічні потреби.

Це передбачає мету глобального доступу до сталої енергії, яка повинна підтримувати високий рівень життя для всіх, мінімізуючи вплив на навколишнє середовище.

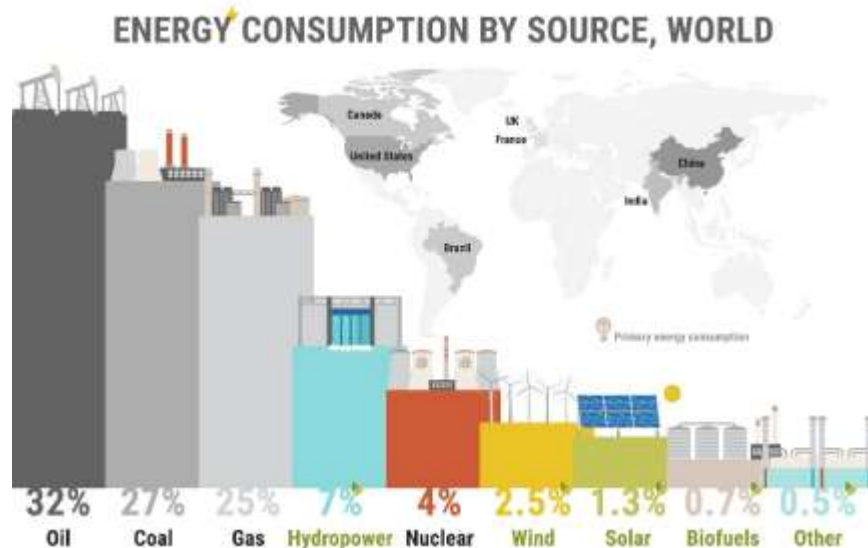


Рисунок 1.1. Структура глобального первинного споживання енергії за джерелами

1.2. Тенденції енергетичного переходу та розвиток технологій

Останні роки ознаменувалися глобальною трансформацією енергетичного ландшафту, в центрі якої стоїть стрімке зростання частки відновлюваних джерел енергії (ВДЕ). Завдяки технологічним інноваціям, вартість виробництва енергії з ВДЕ постійно знижується.

Таблиця 1.1 - Роль ключових джерел енергії у глобальному енергетичному переході

Джерело енергії	Сучасна роль / Прогноз	Вплив на систему
Сонячна енергія	Прогнозується як домінуюча технологія у відновлюваній енергетиці.	Висока переривчастість, але зростає ефективність.
Природний газ	Забезпечує наявність джерела потужності; зростання завдяки витісненню вугілля.	Швидкий запуск, необхідний для балансування системи.
Вугілля	Зберігає свою роль у деяких країнах Азії та Африки через низьку собівартість та м'якші екологічні норми.	Найбільший викид CO ₂ .
Накопичення енергії	Створює умови для поєднання переривчасту ВДЕ з доступною резервною потужністю.	Підвищує гнучкість, надійність та інтеграцію ВДЕ.

Розвиток рішень для накопичення енергії (наприклад, потужні акумуляторні системи) кардинально змінює традиційну парадигму електроенергетичних систем. Це дозволяє ефективно інтегрувати переривчасті ВДЕ (сонце, вітер) та забезпечувати швидку, доступну резервну потужність.

Крім того, динаміка розподіленого виробництва електроенергії (наприклад, сонячні панелі на дахах підприємств) та поява автономних (позамережевих) енергосистем підривають традиційну, односпрямовану модель енергопостачання. Це створює нові ринкові можливості та вимагає інтелектуальних систем управління та прогнозування, що особливо актуально для промислових об'єктів.

1.3. Регуляторні механізми та акцент на споживача

На міжнародному рівні здійснюються кроки для законодавчого забезпечення енергетичного переходу. Яскравим прикладом є пакет "Чиста енергія для всіх європейців" (Clean Energy for All Europeans Package), започаткований Європейським Союзом у 2018–2019 роках. Цей пакет включає вісім законодавчих актів, які створюють правову основу для досягнення кліматичних та енергетичних цілей ЄС до 2030 року. Ключові зміни, ініційовані пакетом:

1. Інтеграція ВДЕ (зміни на ринку електроенергії спрямовані на кращу інтеграцію періодично відновлюваних джерел);
2. Транскордонна співпраця (забезпечення вільного транскордонного потоку електроенергії та координації);
3. Обмеження вугільних ТЕС (впроваджується поетапна відмова від плати за потужність для електростанцій, які викидають понад 550 гр. CO₂ на кВт-год (що фактично виводить з ринку потужності вугільні установки без технологій уловлювання вуглецю);
4. Розширення прав споживачів (споживачі отримують нові права, спрямовані на підвищення вибору та контролю, включаючи обмеження часу,

необхідного для зміни постачальника; доступ до динамічної структури цін та інструментів для порівняння роздрібних постачальників тощо).



Рисунок 1.2 - Концептуальна схема інтелектуальної енергетичної мережі (smart grid) та її взаємодія з генерацією та споживачами

Ці регуляторні зміни не лише стимулюють декарбонізацію, а й створюють умови для розвитку Smart Grid (розумних мереж) та підвищують роль споживача (особливо великих промислових об'єктів) у функціонуванні енергосистеми. У цьому контексті, точне прогнозування електроспоживання промислових об'єктів стає критично важливим для оптимізації їхньої роботи та участі в нових ринкових механізмах.

Для промислових об'єктів, які є одними з найбільших споживачів у системі, точність прогнозування має прямий економічний ефект. Участь у динамічних та конкурентних ринках (як ті, що створюються в ЄС) вимагає гнучкого управління навантаженням (Demand Response) та мінімізації штрафів за відхилення від заявленого графіку споживання.

Прогнозування електроспоживання промислових об'єктів є необхідним

для:

- 1) Оптимізації витрат: уникнення пікових навантажень та використання динамічних тарифів.
- 2) Управління мережею: зниження навантаження на розподільчі мережі та підвищення їхньої надійності.
- 3) Інтеграції ВДЕ: ефективне планування споживання з урахуванням власної генерації (якщо є) або мінливості зовнішніх джерел.
- 4) Впровадження систем енергоменеджменту: ідентифікація неефективних режимів роботи обладнання.

1.4. Прогнозування електроспоживання: стратегічні виклики та фінансові можливості

Прогнозування попиту на електроенергію є фундаментальним завданням для стійкого функціонування енергосистеми та ефективного фінансового планування її учасників. Для промислових об'єктів, які є великими і часто гнучкими споживачами, точне передбачення споживання перетворюється з технічної необхідності на стратегічну економічну перевагу.

Точне прогнозування обсягів електроспоживання забезпечує низку критично важливих переваг на сучасному, конкурентному ринку електроенергії:

1. Надійність та безперебійність постачання (генеруючі та розподільчі компанії використовують прогнози для розрахунку необхідного навантаження мереж та енергоблоків, мінімізуючи ризики системних збоїв);
2. Фінансова оптимізація: сучасні ринки (на добу наперед, внутрішньодобові) висувають жорсткі вимоги до відповідності заявлених та фактично спожитих обсягів. Неточність прогнозу призводить до значних балансуєчих штрафів;
3. Енергоефективність та управління попитом: для промислових споживачів прогноз є ключем до розробки стратегій гнучкості постачання (Flexibility Strategies), таких як: обрізка піків (Peak Shaving), тобто зменшення

споживання у години максимальних тарифів; перенесення навантаження (Load Shifting), тобто зміщення роботи некритичного обладнання на періоди з низькою ціною; стратегічне збереження, тобто використання акумуляторних систем чи власної генерації.

Проблема прогнозування електроспоживання, особливо для промислових об'єктів, полягає у необхідності врахування великої кількості гетерогенних факторів, що впливають на динаміку енергоспоживання.

Основні групи чинників, що впливають на промислове споживання:

1. Кліматичні фактори (зокрема, температура повітря, вологість, сонячна інсоляція: мають прямий вплив на системи HVAC (опалення, вентиляція, кондиціонування), які можуть бути суттєвою складовою навантаження промислового об'єкта, особливо у високотехнологічних галузях або складах.

2. Спеціальні процедури: моделі повинні мати коригувальні механізми для несподіваних погодних явищ (наприклад, різкі перепади температури, тривалі хвили спеки).

3. Календарні та соціальні чинники (Temporal & Social):

- Вихідні та свята: спричиняють значні перерви у виробничих циклах. прогнозування споживання у ці нерегулярні дні вимагає складних статистичних уявлень про ймовірнісний механізм придушення звичайного режиму споживання.

- переведення часу (dst): зміна годинника з літнього на зимовий час викликає ефекти запізнювання (lag effects), які необхідно моделювати окремо.

- вплив медіа: хоча менш значущий для промисловості, ніж для побутового сектора, телевізійні події (популярні програми, важливі матчі) можуть опосередковано впливати на вечірню конфігурацію загальносистемного споживання, що може змінювати ціну на електроенергію, до якої чутливі підприємства.

- наступ темряви: точне прогнозування часу вмикання/вимикання електричного освітлення, особливо для великих промислових територій.

4. Специфічні операційні фактори (operational & technical):

- промислові споживачі великої потужності: споживання великих підприємств, особливо тих, що працюють у незвичайних режимах (аварії, страйки, планове обслуговування), повинно розглядатися окремо або за допомогою дезагрегованих моделей;

- регулювання електроспоживання об'єкту: широке впровадження механізмів demand response вимагає розробки спеціальних методів для прогнозування як «базового» попиту, так і "регульованого" (модифікованого внаслідок втручання) споживання;

- верифікація даних: додаткова перевірка достовірності даних є необхідною умовою для запобігання похибок у прогнозах.

Залежно від терміну планування, прогнози електроспоживання класифікують наступним чином (див. табл.1.3).

Таблиця 1.2 - Класифікація зовнішніх факторів впливу

Категорія факторів	Приклади факторів	Опис впливу на промисловість
Кліматичні (Погодні)	Температура повітря, Відносна вологість, Сонячна інсоляція	Прямий вплив на системи вентиляції, кондиціонування та опалення (HVAC). Особливо значущий для об'єктів з великими виробничими площами (склади, цехи) або високоточним обладнанням.
Календарні	День тижня (будень/вихідний), Час доби, Свята, Сезон року	Визначають режим роботи підприємства (робоча зміна, простій) та є сильними предикторами рівня споживання.
Виробничі (Операційні)	Обсяг випуску продукції, Завантаженість виробничих ліній, Тип сировини, Графік технічного обслуговування	Найбільш значущий фактор. Обсяг виробництва корелює зі споживанням енергії основними технологічними процесами (наприклад, електрозварювання, насоси, компресори).

Категорія факторів	Приклади факторів	Опис впливу на промисловість
Економічні	Тарифи на електроенергію (динамічні ціни), Вартість сировини, Рівень замовлень	Опосередковано впливають через рішення про збільшення/скорочення виробництва або перенесення навантаження на періоди з низькими тарифами (Demand Response).

Таблиця 1.3 – Класифікація прогнозів електроспоживання

Тип прогнозу	Горизонт прогнозування	Основна мета використання
Оперативний (On-line)	Від декількох хвилин до кількох годин (в межах поточної доби)	Управління режимами генерації/навантаження, активація швидкого DR.
Короткостроковий	Від 1 доби до 10 діб	Участь у торгах на ринку "на добу наперед", оперативне планування виробництва.
Середньостроковий	Від 1 місяця до 6 місяців	Фінансове планування, закупівля палива, оптимізація обслуговування.
Довгостроковий	Від 1 року до 5 років	Стратегічні інвестиції, розвиток мереж, будівництво нових потужностей.
Перспективний	Понад 1 рік	Енергетична політика держави, моделювання сценаріїв кліматичних змін.

Для забезпечення точності, необхідної в умовах ринку, розробки постійно вдосконалюються. Сучасні дослідження (наприклад, [8, 17]) активно впроваджують методи машинного навчання (Machine Learning) та глибокого навчання (Deep Learning), зокрема, для зниження похибок прогнозування часових рядів.

Отже, не існує єдиного універсального методу прогнозування, який реально застосувати до будь-якого за характеристикою промислового об'єкта.

Успіх полягає у виборі найкращого методу (чи їхньої комбінації) для конкретного завдання, максимізуючи його потенціал за рахунок глибокого аналізу та інтеграції зовнішніх факторів впливу.

1.5. Постановка завдання дослідження та методологічний підхід

Проведений аналіз сучасного стану світової енергетики, вимог ринку до точності прогнозування та критичної ролі зовнішніх чинників дозволяє сформулювати актуальну наукову проблему та визначити мету і завдання дослідження.

Метою роботи є розробка та практична реалізація комплексної методології прогнозування електроспоживання промислових об'єктів шляхом інтеграції сучасних статистичних моделей та підходів машинного навчання, що забезпечить високу точність прогнозів з урахуванням впливу ключових зовнішніх факторів.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні *задачі*:

1. Проаналізувати світовий досвід та сучасний стан світової електроенергетики, тенденції енергетичного переходу, а також дослідити існуючі регуляторні механізми, що впливають на електроспоживання.

2. Систематизувати та проаналізувати теоретичні основи та математичні моделі аналізування часових рядів (ARIMA, SARIMAX, моделі експоненційного згладжування, моделі ML), що використовуються для прогнозування електроспоживання.

3. Здійснити практичну реалізацію прогностичних моделей на основі регресійного аналізу (SARIMAX), моделей Хольта-Вінтерса та алгоритмів машинного навчання (ML). Провести верифікацію, валідацію та порівняльний аналіз розроблених моделей для оцінки їхньої прогнозної якості та визначення найбільш адекватного та точного підходу.

4. Обґрунтувати доцільність та розробити бізнес-модель стартап-проєкту, спрямованого на комерціалізацію розробленої системи прогнозування електроспоживання для промислових підприємств.

Об'єкт дослідження: процес формування та динаміка електроспоживання промислових об'єктів.

Предмет дослідження: математичні моделі та алгоритми прогнозування режимів електроспоживання промислових об'єктів з урахуванням зовнішніх факторів впливу (температура, ціни на енергію, календарні дані тощо).

Теоретична та практична цінність отриманих результатів полягає у комплексній інтеграції передових статистичних моделей (SARIMAX) та моделей машинного навчання (ML) для ПЕС промислових об'єктів, що дозволяє досягти підвищеної точності прогнозів, особливо завдяки систематичному включенню множини зовнішніх факторів, що раніше часто розглядалися ізольовано.

Практична цінність підтверджується розробкою конкретних прогностичних моделей та алгоритмів, які можуть бути безпосередньо впроваджені на промислових підприємствах.

Уся послідовність роботи буде реалізована згідно з методологією моделювання часових рядів, яка передбачає строгий ітеративний процес.

Таблиця 1.4 - Етапи дослідження та очікувані результати

Етап дослідження	Ключові дії	Очікуваний результат
Етап 1: Діагностика	Графічний аналіз, виявлення аномалій та сезонності, кореляційний аналіз.	Очищений та структурований часовий ряд; ідентифікація значущих зовнішніх факторів.
Етап 2: Моделювання	Налаштування параметрів статистичних та/або нейромережових моделей з екзогенними змінними.	Навчені та готові до тестування прогностичні моделі.
Етап 3: Верифікація	Розрахунок похибок прогнозу на тестовому наборі даних (MAE, MAPE).	Обґрунтований вибір моделі з найнижчою похибкою.

Продовження табл. 1.4

Етап Дослідження	Ключові Дії	Очікуваний Результат
Етап 4: Імплементация	Побудова фінальної прогностичної методики.	Методика прогнозування, готова до застосування в EMS.

Це дозволить не просто отримати прогноз, а й глибоко зрозуміти механізм формування споживання електроенергії, що є найціннішим науковим внеском.

Висновки до розділу 1

У першому розділі магістерської роботи проведено аналіз сучасного стану світової електроенергетики, визначено її роль у сталому розвитку та обґрунтовано актуальність завдання прогнозування електроспоживання промислових об'єктів в умовах енергетичного переходу та лібералізованого ринку.

Основні висновки, отримані за результатами аналізу, такі:

1. Встановлено, що ключовим трендом є трансформація генерації у бік низьковуглецевих систем (ВДЕ), що призводить до зміни архітектури мережі та вимагає впровадження інтелектуальних систем управління (Smart Grids). Регуляторні вимоги, зокрема лібералізація ринку, надають споживачам нові права (динамічні ціни), але водночас посилюють відповідальність за точність планування.

2. Обґрунтовано, що прогнозування електроспоживання є критично важливим для фінансової стійкості промислових об'єктів, оскільки неточність призводить до значних штрафів за небаланси. Визначено, що прогнозування є мультифакторною проблемою, де обсяги споживання залежать від складної взаємодії внутрішніх (виробничі цикли) та зовнішніх чинників (кліматичні, економічні, календарні).

3. Актуалізовано мету дослідження: розробка доступної та високоточної методики прогнозування добового електроспоживання, яка здатна інтегрувати ці зовнішні фактори без використання спеціалізованого

комерційного ПЗ.

4. Обраний об'єкт дослідження — часові ряди одного корпусу промислового об'єкта — дозволяє провести ефективну декомпозицію навантаження.

Таким чином, сформовано теоретико-методологічну базу та підтверджено практичну необхідність розробки адаптивної моделі прогнозування як ключового елемента підвищення енергоефективності та конкурентоспроможності промислових споживачів.

РОЗДІЛ 2.

ОГЛЯД МЕТОДОЛОГІЙ ТА ПІДХОДІВ ДО АНАЛІЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ

2.1. Аналізування часових рядів та їх структурних компонентів

Послідовність вимірювань певної змінної, зафіксованих через регулярні, фіксовані інтервали часу, називається часовим рядом (time series). Якщо прийняти тривалість такого інтервалу за одиницю, то спостереження x_1, x_2, \dots, x_n відповідають моментам часу $t = 1, 2, \dots, n$.

Наявність часової осі є ключовою відмінністю часового ряду від звичайної статистичної вибірки, де порядок даних зазвичай не має значення. Головна особливість часового ряду полягає у прив'язці кожного значення до конкретного моменту часу.

Аналіз часових рядів зазвичай спрямований на досягнення двох взаємопов'язаних основних цілей:

- Визначення його внутрішньої структури (природи): Це необхідно для ідентифікації та формалізації відповідної математичної моделі часового ряду.
- Прогнозування майбутніх значень: Використання поточної та минулої інформації для передбачення подальшого розвитку ряду [8].

Точна математична модель, отримана в результаті вирішення першого завдання, слугує надійною основою для дослідження динаміки ряду та побудови достатньо точних прогнозів із заданою нормою похибки.

Часовий ряд характеризується чотирма основними структурними елементами: трендом, сезонністю, циклічністю та нерегулярними (випадковими) компонентами. Ці ознаки є визначальними для динамічних спостережуваних даних [1].

Тренд – це довгострокова, спрямована зміна середнього рівня ряду, яка може бути висхідною (зростаючою), низхідною (спадною) або залишатися відносно сталою.

Оцінка лінійного тренду є поширеним статистичним методом для інтерпретації даних. При аналізі ряду (наприклад, рис.2.1) ця оцінка дозволяє сформулювати висновки про загальну тенденцію шляхом встановлення залежності між вимірюваннями та часом їх отримання. Створена модель описує поведінку спостережуваних даних, хоча й не пояснює її причини [2].



Рисунок 2.1 – Графічне представлення висхідного тренду досліджуваного параметра

У випадку, коли відсутнє попереднє знання про природу даних, найпростішою моделлю для апроксимації є пряма лінія. У цій моделі значення даних y_t відкладаються на осі Y , а час $t = 1, 2, 3, \dots$ – на осі абсцис X .

Для заданої послідовності моментів часу t та відповідних значень y_t , параметри \hat{a} (нахил) та \hat{b} (перехоплення) лінії тренду $(\hat{a}t + \hat{b})$ обираються так, щоб мінімізувати суму квадратів відхилень:

$$\sum_{t=1}^n [y_t - (\hat{a}t + \hat{b})]^2 \rightarrow \min \quad (2.1)$$

Цей підхід є класичним прикладом простої лінійної регресії і завжди має аналітичне (закрите) рішення [1].

Сезонність у часових рядах – це наявність змін, що відбуваються через фіксовані, регулярні проміжки часу, які є меншими за рік (наприклад, щотижня, щомісяця, щокварталу). Сезонні коливання є періодичними,

повторюваними і, як правило, передбачуваними. Вони можуть бути спричинені такими факторами, як кліматичні умови, свята чи відпустки.

У рамках адитивної моделі часового ряду, сезонний компонент (S) можна оцінити, виключаючи вплив інших складових:

$$S = Y - (T + C + I) \quad (2.2)$$

де Y – фактичні значення часового ряду; T – значення тренду; C – значення циклічної складової; I – значення нерегулярної (випадкової) складової

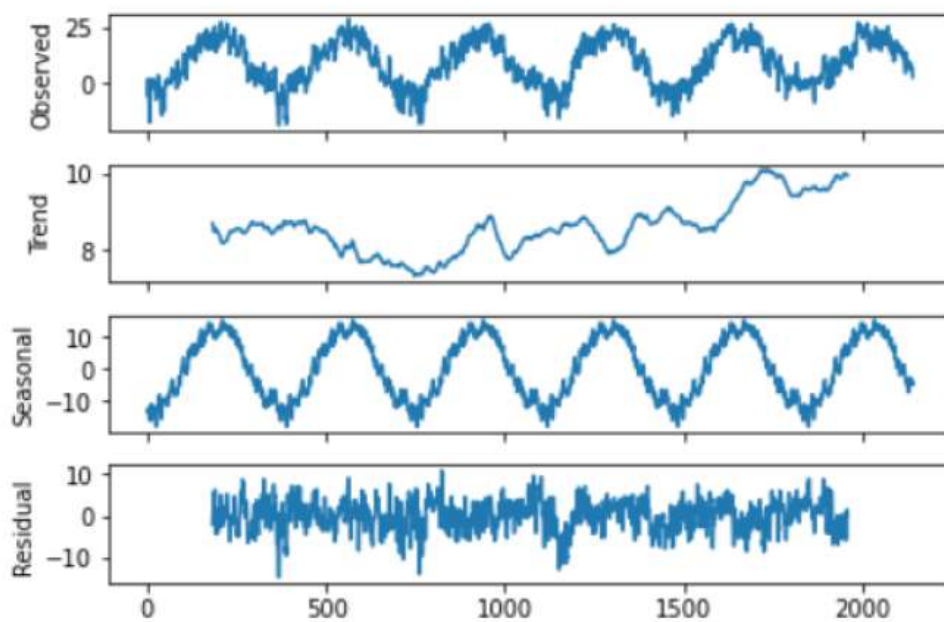


Рисунок 2.2 – Декомпозиція часового ряду, що ілюструє трендову, циклічну (сезонну) та випадкову (залишкову) складові

Циклічна складова відображає нерегулярні несезонні коливання у даних, тривалість яких зазвичай становить понад один рік (часто 2 роки і більше). Ці коливання не мають фіксованого періоду і можуть бути зумовлені макроекономічними чинниками, наприклад, діловими циклами.

Важливою є відмінність між сезонністю та циклічністю:

- Якщо коливання мають фіксований період і пов'язані з календарем (наприклад, щопонеділка), це сезонність.

- Для випадку, якщо зміни не мають фіксованого періоду і їхня тривалість більш мінлива, це циклічність.

Нерегулярна складова (або шум) охоплює непередбачувані, випадкові коливання у часовому ряду, які залишаються після видалення тренду, сезонності та циклічності. У контексті електроспоживання, це можуть бути впливи неврахованих випадкових подій (раптові збої, непередбачувані зміни у виробництві).

Існують два якісно відмінні підходи до аналізу та моделювання часових рядів, що для зручності подані у вигляді табл.2.1.

Таблиця 2.1 – Підходи до аналізу та моделювання часових рядів

Підхід	Основна ідея	Приклади методів
Статистичний (стохастичний)	Припускає, що спостережуваний ряд складається з детермінованої частини та випадкового шуму (послідовності некорельованих, однаково розподілених випадкових величин ξ_i з нульовим середнім).	Ймовірнісні моделі (наприклад, моделі ARIMA)
Динамічний	Розглядає часовий ряд як результат роботи динамічної системи. Мета – відтворити просторово-часову структуру системи, що генерує ряд.	Теорія Такенса (Такенса-Мане), Ембедологія

В рамках стохастичних методів спостережуваний ряд y_n може бути описаний як функція своїх попередніх значень та шуму:

$$y_n = F(y_{n-1}, \dots, y_{n-m}, \xi_n, \dots, \xi_{n-k}), \quad (2.3)$$

де k та m – деякі визначені скінченні числа.

Динамічний підхід ґрунтується на ембедології, яка поєднує частини теорії динамічних систем, топології та теорії інформації. Цей універсальний інструмент використовується для дослідження об'єктів різної природи, особливо в нелінійних системах, дозволяючи відтворити динаміку системи лише за одним часовим рядом.

2.2. Математичні моделі для прогнозування режимів електроспоживання

Авторегресійні моделі та моделі ковзного середнього (ARMA/ARIMA)

Основу класичного статистичного аналізу часових рядів складають моделі, які базуються на припущенні, що поточне значення процесу залежить від його минулих станів та/або минулих помилок (шоків). Найбільш поширеними серед них є моделі авторегресії (AR) та ковзного середнього (MA)

Модель AR припускає, що значення часового ряду $Z(t)$ лінійно залежить від p його попередніх значень: $Z(t-1), \dots, Z(t-p)$.

Ця модель є корисною для опису багатьох реальних процесів, зокрема тих, де інерційність або історична залежність є ключовою. У моделі AR поточне значення ряду $Z(t)$ виражається як лінійна комбінація його попередніх значень та терміна помилки (ε_t), який часто називають "білим шумом".

Авторегресійна модель p -го порядку, $AR(p)$, має вигляд:

$$Z(t) = C + \sum_{i=1}^p \varphi_i Z_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.4)$$

де $Z(t)$ – значення процесу в момент t ; C – константа (середнє значення ряду).

$\varphi_1, \dots, \varphi_p$ – коефіцієнти авторегресії; ε_t – термін помилки ("білий шум").

Функція автокореляції (ACF) процесу AR може бути визначена через корені характеристичного полінома, використовуючи оператор запізнення (лагу) B :

$$\varphi(B) = 1 - \sum_{k=1}^p \varphi_k B^k \quad (2.5)$$

Модель ковзного середнього, $MA(q)$, визначає, що поточна змінна лінійно залежить від фактичного значення та q минулих значень стохастичного (недосконало прогнозованого) терміну помилки (ε_t). Іншими словами, вона моделює вплив випадкових "шоків" на поточне значення ряду.

Модель МА не слід плутати з технікою ковзного середнього (яка використовується для згладжування даних). Ключова перевага МА полягає в тому, що кінцева модель МА завжди є стаціонарною.

Модель ковзного середнього q -го порядку, $MA(q)$, записується як:

$$X_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.6)$$

Або, еквівалентно, з використанням оператора лагу B :

$$X_t = \mu + (1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q) \varepsilon_t \quad (2.7)$$

де μ – середнє значення ряду;

$\theta_1, \dots, \theta_q$ – параметри моделі МА;

ε_t – білий шум;

q – порядок моделі МА.

Модель авторегресії та ковзного середнього (ARMA) забезпечує комплексне представлення стаціонарного часового ряду, об'єднуючи $MA(q)$ та $AR(p)$ компоненти. Вона є потужним інструментом для опису та прогнозування часових рядів, що мають складну стохастичну структуру.

Загальна модель $ARMA(p, q)$ має вигляд:

$$X_t = C + \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \sum_{i=0}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad (2.8)$$

(Припускаючи $\theta_0 = 1$ та ε_0 є поточним шумом)

Тут ε_t зазвичай вважається незалежними, однаково розподіленими випадковими величинами, що походять з нормального розподілу із значенням середнього: $\varepsilon_t \approx N(0, \sigma^2)$.

Модель авторегресійної інтегрованої ковзної середнього (ARIMA) є узагальненням ARMA і застосовується для роботи з нестаціонарними даними. Нестационарність, характерна для багатьох реальних процесів (наприклад, електроспоживання), усувається шляхом застосування операції

диференціювання (різниці) – це інтегрована частина (I) моделі.

Позначення $ARIMA(p, d, q)$ включає три ключові параметри:

p – порядок AR (кількість лагів для авторегресії).

d – ступінь диференціювання (кількість разів, які дані були диференційовані для досягнення стаціонарності).

q – порядок MA (кількість лагів для ковзного середнього).

Математично $ARIMA(p, d, q)$ можна записати як:

$$\left(1 - \sum_{k=1}^p \alpha_k L^k\right) \Delta^d y_t = \left(1 - \sum_{k=1}^q b_k L^k\right) \varepsilon_t \quad (2.9)$$

де L – оператор лагу, а Δ^d – оператор різниці, застосований d разів.

У контексті прогнозування електроспоживання, дані часто демонструють як нестационарність, так і явно виражену сезонність (добові, тижневі, річні цикли), а також залежність від зовнішніх факторів (температура, свята, економічні показники). Для роботи з такими складними часовими рядами використовуються узагальнені моделі.

SARIMA та SARIMAX:

- SARIMA (сезонна ARIMA): модель $SARIMA(p, d, q) (P, D, Q)$ явно моделює сезонні ефекти, додаючи сезонні компоненти AR, MA та диференціювання: s – кількість періодів у сезоні (наприклад, $s=24$ для годинних даних з добовою сезонністю); P, D, Q – сезонні порядки AR, диференціювання та MA відповідно.

2. SARIMAX (SARIMA з екзогенними регресорами): Це найбільш адекватна модель для цілей даної роботи, оскільки вона дозволяє інтегрувати вплив зовнішніх факторів (екзогенних змінних) у прогноз електроспоживання

$SARIMA(p, d, q) (P, D, Q)$ описується як:

$$y_t = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j X_{j,t} + \frac{(1 - \sum_{i=1}^q \theta_i B^i)(1 - \sum_{i=1}^Q \Theta_i B^{is})}{(1 - \sum_{i=1}^p \varphi_i B^i) \left(1 - \sum_{i=1}^P \Phi_i B^{is}\right)} Z_t \quad (2.10)$$

де y_t – прогнозоване електроспоживання в момент t ;

$X_{1,t}, \dots, X_{k,t}$ – екзогенні змінні (зовнішні фактори впливу, наприклад, температура, день тижня).

$\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ – параметри регресії, що відображають вплив зовнішніх факторів.

$\varphi, \Phi, \theta, \Theta$ – несезонні та сезонні параметри AR/MA.

B та B^s – оператори лагу.

Z_t – білий шум.

Ця модель є ключовою, оскільки вона дозволяє одночасно враховувати внутрішні закономірності ряду (p, d, q, P, D, Q) та корегувати прогноз на основі зовнішніх умов $\sum_{j=1}^k \beta_j X_{j,t}$.

Моделі експоненціального згладжування (Exponential Smoothing)

Альтернативою авторегресійним підходам є адаптивні методи прогнозування, ключовим представником яких є експоненціальне згладжування (ЕС).

Ідея ЕС полягає в тому, що прогноз формується шляхом зваженого усереднення попередніх спостережень, причому найбільш актуальним (пізнішим) даним присвоюється найбільша вага. Це забезпечує адаптивність моделі до останніх змін у часовому ряду. Загальна формула для визначення експоненційної середньої (S_t) має вигляд:

$$S_t(y) = \alpha \cdot y_t + (1 - \alpha) \cdot S_{t-1}(y), \quad \alpha \in (0; 1) \quad (2.11)$$

де S_t – значення згладженого ряду в момент t ;

y_t – фактичне спостереження в момент t ;

α – параметр згладжування, що визначає чутливість моделі до нових даних.

У формі прогнозування на один крок уперед (\hat{Y}_{t+1}), цей метод є зваженим середнім поточного спостереження та попереднього прогнозу:

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha) \hat{Y}_t \quad (2.12)$$

Ця найпростіша модель (одинарне ЕС) ефективна лише для рядів без чіткого тренду чи сезонності та при невеликому інтервалі прогнозування.

Удосконалення моделей ЕС

Для врахування більш складних компонентів часового ряду були розроблені модифікації ЕС:

1. Модель Хольта (Holt's Method)

Ця модель додає механізм для обліку лінійного тренду (підвищення або зниження). Прогноз на d кроків уперед базується на оцінці рівня (a_t) та оцінці тренду (b_t):

$$\hat{y}_{t+d} = a_t + d \cdot b_t \quad (2.13)$$

Де обидва компоненти оновлюються за допомогою власних коефіцієнтів згладжування (α_1 та α_2):

$$\begin{aligned} a_t &= \alpha_1 y_t + (1 - \alpha_1)(a_{t-1} + b_{t-1}) \\ b_t &= \alpha_2 (a_t - a_{t-1}) + (1 - \alpha_2)b_{t-1} \end{aligned} \quad (2.14)$$

Визначення коефіцієнтів $\alpha_1, \alpha_2 \in (0, 1)$ є важливим: високі значення роблять модель чутливою до останніх змін, а низькі – стійкою до випадкового шуму.

2. Модель Хольта-Вінтерса (Holt-Winters Method)

Модель Хольта-Вінтерса є розвитком моделі Хольта і включає сезонну складову (c_t). Це створює систему з трьома рекурентними рівняннями та трьома коефіцієнтами згладжування ($\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$):

$$\begin{aligned} \hat{y}_{t+d} &= (a_t + d \cdot b_t)c_{t-s+d} \\ a_t &= \alpha_1 \frac{y_t}{c_{t-s}} + (1 - \alpha_1)(a_{t-1} + b_{t-1}) \\ b_t &= \alpha_2 (a_t - a_{t-1}) + (1 - \alpha_2)b_{t-1} \\ c_t &= \alpha_3 \frac{y_t}{a_t} + (1 - \alpha_3)c_{t-s} \end{aligned} \quad (2.15)$$

Тут представлено мультиплікативну сезонність, де s – довжина сезону.

Сучасні моделі ЕС (TBATS)

Сучасні підходи часто використовують представлення ЕС у просторі станів (state space models). Однією з найбільш просунутих моделей є TBATS (Transformed, Box-Cox, ARMA errors, Trend, Seasonal components). Модель TBATS забезпечує високу точність, здатна обробляти множинну та нецілу сезонність, а також містить перетворення Бокса-Кокса для стабілізації дисперсії та ARMA-помилки для врахування залишків кореляції.

Загальне представлення TBATS використовує п'ять ключових елементів (рівняння): спостереження, рівень, тренд, сезонні компоненти та помилки ARMA.

Моделі машинного навчання (Machine Learning Models). Штучні нейронні мережі (Artificial Neural Networks, ANN)

Штучні нейронні мережі є гнучким інструментом для прогнозування, здатним моделювати нелінійні взаємозв'язки між цільовою змінною та предикторами, що особливо важливо для прогнозування електроспоживання, де вплив температури, вологості та часу доби є нелінійним. Нейронна мережа організована в шари (рис.2.3):

1. Вхідний шар (предиктори, наприклад, минулі значення Y_{t-i}).
2. Приховані шари (один або декілька).
3. Вихідний шар (прогноз)

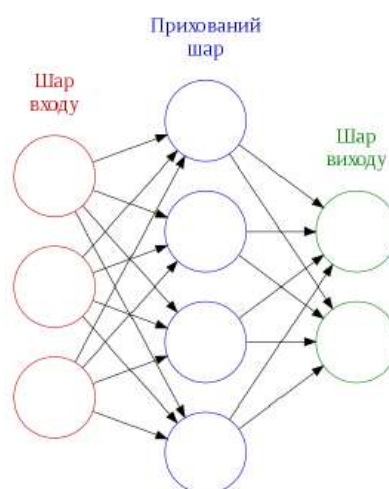


Рисунок 2.3 – Типова архітектура штучної нейронної мережі, що відображає вхідний, прихований та вихідний шари

Кожен "нейрон" у прихованому шарі обчислює зважену лінійну комбінацію входів (x_i):

$$z_j = b_j + \sum_{i=1}^n w_{i,j} x_i \quad (2.16)$$

Потім цей результат модифікується нелінійною функцією активації (наприклад, сигмоїдою), що дозволяє мережі моделювати нелінійність:

$$s(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (2.17)$$

Ця гнучкість є найбільш важливою перевагою ANN порівняно з лінійними моделями, оскільки вона не вимагає попередніх припущень про форму процесу генерації даних

Найпопулярніша архітектура для часових рядів – багат шарова мережа прямого поширення (Feedforward Network), яка може бути представлена як:

$$\hat{y}_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^n \alpha_j f \left(\sum_{i=1}^m \beta_{ij} y_{t-i} + \beta_{0j} \right) + \varepsilon_t \quad (2.18)$$

де y_{t-i} – минулі спостереження, m – загальна кількість вхідних вузлів, n – приховані вузли, а f – функція активації.

Модель Prophet

Prophet, розроблений компанією Facebook (2017), є автоматизованим алгоритмом для прогнозування, який добре підходить для часових рядів, що мають виражену сезонність, вплив свят та вихідних, а також нелінійний тренд

Prophet базується на декомпозиційній адитивній моделі:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + e(t) \quad (2.20)$$

де $g(t)$ – функція тренду (змінна у часі лінійна або логістична);

$s(t)$ – функція сезонності (річна, тижнева, добова), що моделюється рядами Фур'є:

$$s(t) = \sum_{n=1}^N \left(a_n \cos \left(\frac{2\pi n t}{P} \right) + b_n \sin \left(\frac{2\pi n t}{P} \right) \right) \quad (2.21)$$

$h(t)$ – функція свят (неперіодичний вплив);

$e(t)$ – термін помилки (залишок).

Prophet є дуже зручним для промислового прогнозування, оскільки він дозволяє автоматично враховувати багатоперіодну сезонність та неперіодичні події (свята, вихідні), які мають критичний вплив на електроспоживання, і робить це без необхідності складної ручної параметризації, характерної для класичних ARIMA-моделей.

2.3. Верифікація та валідація адекватності моделей

Адекватність моделі – це ступінь її відповідності реальній системі. Оцінка адекватності передбачає порівняння результатів, отриманих від моделі, з фактичними даними при однакових вхідних умовах. Для цього застосовуються методи статистичної теорії оцінювання та перевірки гіпотез.

*Статистична оцінка адекватності та значущості. F-критерій
(Критерій Фішера) для оцінки адекватності*

Критерій Фішера використовується для порівняння дисперсії відхилень моделі від фактичних даних (дисперсія помилки моделі) з дисперсією самого експерименту (дисперсія чистого експерименту). Якщо різниця між ними статистично незначуща, модель вважається адекватною. Критерій F обчислюється як відношення цих дисперсій:

$$F_{\text{розр}} = \frac{S_{\text{мод}}^2}{S_{\text{експ}}^2} \quad (2.22)$$

де

$S_{\text{мод}}^2$ – дисперсія, що характеризує помилку моделі (залишкова дисперсія

$S_{\text{експ}}^2$ – дисперсія, що відповідає помилці експерименту (дисперсія відтворюваності).

Дисперсія помилки моделі ($S_{\text{експ}}^2$) розраховується на основі залишкової суми квадратів (суми квадратів відхилень фактичних значень $y_{i,\text{експ}}$ від

модельних $\hat{y}_{i, \text{мод}}$, нормована на число ступенів свободи моделі:

$$S_{\text{мод}}^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_{i, \text{мод}} - y_{i, \text{експ}})^2}{f_{\text{мод}}} \quad (2.23)$$

Тут число ступенів свободи моделі $f_{\text{мод}}$ визначається як $N - m$, де N – кількість спостережень, а m – кількість значущих коефіцієнтів у моделі.

t-критерій Стьюдента для значущості коефіцієнтів

t -критерій використовується для перевірки статистичної значущості окремих параметрів у регресійних моделях. Це дозволяє визначити, чи має конкретний коефіцієнт (наприклад, α_1 або α_0) реальний вплив на прогнозовану змінну, чи його значення близьке до нуля через випадковість

Наприклад, розрахункове значення t -критерію для коефіцієнта (параметра) β_i порівнюється з табличним (критичним) значенням $t_{\text{табл}}$, яке залежить від рівня значущості α та числа ступенів свободи.

Правило прийняття рішення:

Якщо $|t_{\text{розрах}}| > t_{\text{табл}}$, коефіцієнт вважається статистично значущим.

В іншому випадку, коефіцієнт є незначним і може бути виключений з моделі.

Критерій Дарбіна-Уотсона (DW-критерій)

DW-критерій застосовується для перевірки автокореляції залишків (помилки) першого порядку в регресійній моделі. Наявність автокореляції (залежності помилок e_t від e_{t-1}) є порушенням одного з ключових припущень класичних лінійних моделей

Значення критерію DW обчислюється за формулою:

$$DW = \frac{\sum_{t=2}^N (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^N e_t^2} \quad (2.24)$$

Якщо $DW \approx 2$, автокореляція відсутня.

Якщо $DW \rightarrow 0$, наявна позитивна автокореляція.

Якщо $DW \rightarrow 4$, наявна негативна автокореляція.

Інформаційні критерії для вибору моделі

Інформаційні критерії використовуються для порівняння не вкладених

моделей або моделей з різною кількістю параметрів (m). Вони штрафують модель за надмірну складність, запобігаючи перенавчанню.

Інформаційний критерій Akaike (AIC)

Критерій AIC (Akaike Information Criterion) базується на інформації Кульбака-Лайблера і оцінює якість моделі, балансує між її здатністю до апроксимації даних та кількістю параметрів (p та q у випадку ARMA/ARIMA):

$$AIC = \ln(\hat{\sigma}^2) + \frac{2(p + q + 1)}{N} \quad (2.25)$$

де $\hat{\sigma}^2$ – оцінка дисперсії помилок моделі, а N – розмір вибірки. Перевага надається моделі з меншим значенням AIC.

Байєсівський інформаційний критерій (Bayesian Information Criterion) також оцінює якість моделі, але штрафує за збільшення кількості параметрів суворіше, ніж AIC, особливо для великих вибірок (N). Це допомагає запобігти перенавчанню:

$$BIC = \ln(\hat{\sigma}^2) + \frac{(p + q + 1) \ln(N)}{N} \quad (2.26)$$

Перевага надається моделі з меншим значенням BIC.

2.4. Контроль прогнозної якості моделей

Оцінка прогнозної якості має вирішальне значення для вибору найкращої моделі. Точність оцінюється на основі помилки прогнозування (ε_t), яка є різницею між фактичним значенням X_t та прогнозованим \hat{X}_t :

$$e_t = X_t - \hat{X}_t \quad (2.27)$$

Основні метрики оцінки точності подані у вигляді табл. 2.2.

Відносні оцінки (*RelMSE*, *RelMAE*): Використовуються для порівняння моделі з базовою (бенчмарковою) моделлю b :

$$RelMSE = \frac{MSE}{MSE_b}, \quad (2.28)$$

$$RelMAE = \frac{MAE}{MAE_b}$$

Значення менше 1 свідчить, що нова модель краща за базову.

Таблиця 2.2 – Основні метрики оцінки точності

Метрика	Формула	Характеристика та переваги
Середнє значення квадратів помилок (MSE)	$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$	Дуже чутлива до великих помилок (аутлаєрів), оскільки вони підносяться до квадрату.
Середня квадратична помилка (RMSE)	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$	Має ту ж розмірність, що й вихідний ряд, що полегшує інтерпретацію. Чутлива до великих помилок.
Середнє значення абсолютної помилки (MAE)	$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_i $	MAE є менш чутливою до великих одиночних помилок (аутлаєрів) порівняно з RMSE. Це пов'язано з тим, що вона використовує модуль помилки, а не її квадрат.
Середня абсолютна помилка у відсотках (MAPE)	$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right , \%$	Головна перевага: MAPE є безрозмірною (відносною). Це дозволяє безпосередньо порівнювати точність прогнозування різних часових рядів (наприклад, споживання електроенергії різними корпусами чи об'єктами), незалежно від їхнього масштабу чи одиниць виміру.

Висновки до розділу 2

У другому розділі проведено аналіз теоретичних засад та математичних моделей, що застосовуються для прогнозування часових рядів, з акцентом на

їхню придатність для задачі прогнозування електроспоживання промислових об'єктів з урахуванням зовнішніх факторів.

1. Структура часових рядів електроспоживання: Встановлено, що часовий ряд споживання електроенергії є нестационарним, має виражену сезонність (добову, тижневу, річну) та нелінійну залежність від зовнішніх (екзогенних) факторів (насамперед, температури).

2. Класичні статистичні моделі:

- Моделі ARIMA/SARIMAX є потужним інструментом для роботи зі стаціонарними рядами та врахування лінійних залежностей. Модель SARIMAX теоретично підходить для включення зовнішніх факторів, але її ефективність обмежена при роботі з нелінійними взаємозв'язками.

- Моделі Хольта-Вінтерса є ефективними для середньострокового прогнозування, особливо для рядів із чіткою сезонністю, але мають обмежені можливості для включення складних екзогенних змінних.

3. Сучасні моделі машинного навчання (ML):

- Моделі Prophet забезпечують високу автоматизацію та спрощене включення календарних факторів (свят, вихідних), що робить їх практичними для використання.

- Рекурентні нейронні мережі (LSTM) визнані найбільш універсальним та гнучким підходом. Їхня архітектура дозволяє ефективно моделювати складні нелінійні взаємозв'язки та довготривалі залежності у часі.

4. Вимоги до моделі: З огляду на нелінійний характер впливу температури на споживання електроенергії (потреби в опаленні/кондиціонуванні), зроблено висновок про необхідність використання моделей, здатних обробляти нелінійні функції.

5. Методи верифікації: Для об'єктивного порівняння ефективності моделей обрано ключові метрики оцінки: Середнє значення абсолютної помилки (MAE) та Середня абсолютна помилка у відсотках (MAPE), яка дозволяє оцінити відносну точність прогнозу.

РОЗДІЛ 3.

ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ

3.1. Збір та первинний аналіз вхідних даних

Емпіричну основу дослідження складають показники добового споживання електроенергії головним корпусом заводу. Збір даних охоплює період з 2019 року по поточний рік. Основний масив даних містить такі змінні:

«Точка обліку»: Ідентифікація місця встановлення та номер лічильника.

«Напрямок»: Вказує на тип виміру (споживання/генерація), одиниці виміру.

«Дата»: Дата фіксації спостереження.

«Споживання»: Фактична кількість спожитої електроенергії (цільова змінна).

Для підвищення точності прогнозування та у відповідності до теми роботи, було інтегровано додаткові зовнішні (екзогенні) фактори, а саме погодинні показники з метеостанції, розташованої поблизу об'єкта дослідження. У табл. 3.1 подано зведені погодні змінні, агреговані до добового середнього значення для подальшого статистичного аналізу, включають змінні та їх характеристики.

Таблиця 3.1 – Характеристика зовнішніх факторів впливу (метеоданих)

Змінна	Характеристика
Date	Дата спостереження
T	Температура повітря (°C)
P ₀	Значення атмосферного тиску (мм рт. ст.)
P	Значення атмосферного тиску, зведеного до середнього рівня моря (мм рт. ст.)
U	Відносна вологість повітря (%)
F _f	Значення швидкості вітру на висоті 10–12 м (м/с)
N	Загальна хмарність (%)

Після об'єднання даних щоденного споживання та середніх добових

погодних показників було сформовано єдиний набір даних.

Візуальний аналіз часового ряду "Споживання" (рис. 3.1) виявив певну аномалію: на початку 2015 року спостерігалися аномально низькі значення. Оскільки подібні показники не повторювалися в подальшому, ними можна знехтувати як початковим шумом або технічними особливостями.

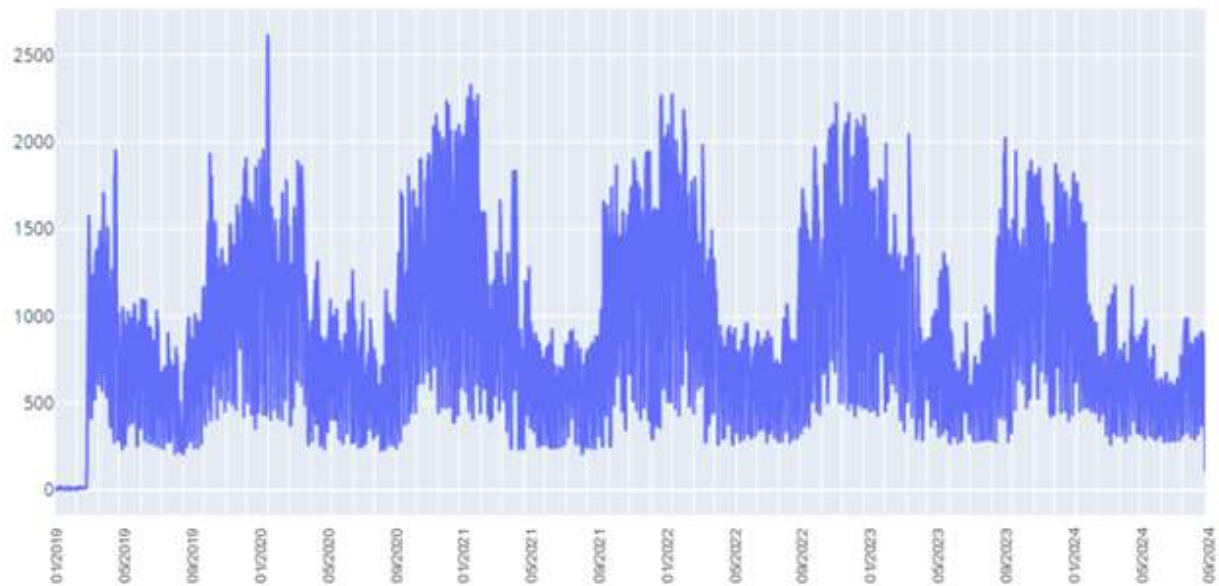


Рисунок 3.1 – Динаміка часового ряду добового споживання електроенергії

Виявлення внутрішньої сезонності та циклічності: Дослідження структури споживання підтвердило сильний вплив календарних факторів .

Тижнева сезонність (рис. 3.2): Чітко простежується зниження споживання у вихідні та святкові дні через припинення основного виробничого процесу.

Місячна/річна сезонність (рис. 3.3): Споживання демонструє коливання, пов'язані з навчальним роком, зокрема значне зниження у літні місяці (період канікул та відпусток) та у зимовий період (новорічні свята).

Декомпозиція часового ряду (Рис. 3.4): Побудова декомпозиції підтвердила відсутність чітко вираженого глобального тренду (тобто, середній рівень споживання за роки залишається стабільним) та наявність потужної сезонної складової. Велика кількість залишків (нерегулярна

компонента) вказує на необхідність використання просунутих моделей, здатних врахувати вплив зовнішніх факторів, не охоплених внутрішньою авторегресією.

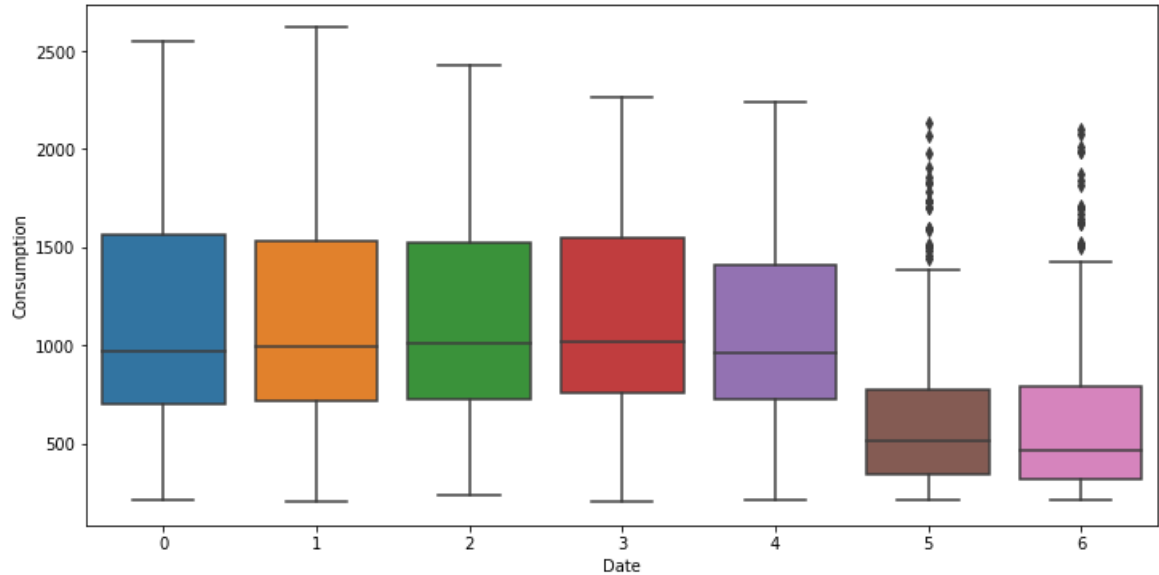


Рисунок 3.2 – Тижнева сезонність споживання електроенергії

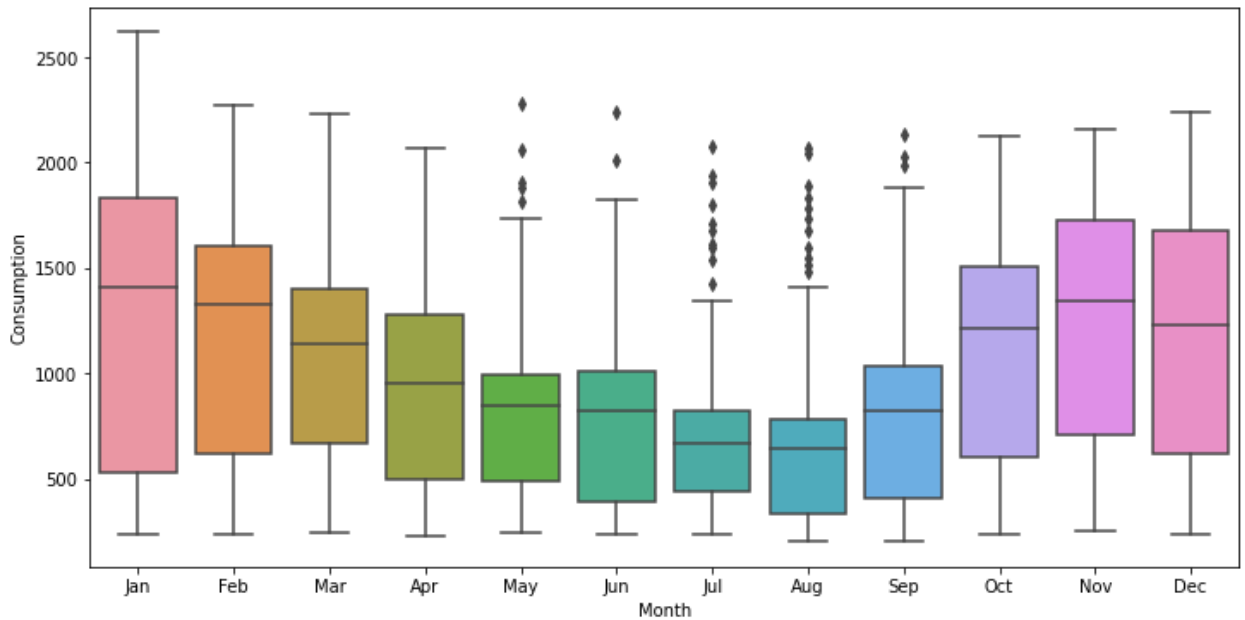


Рисунок 3.3 – Місячна (річна) сезонність споживання електроенергії

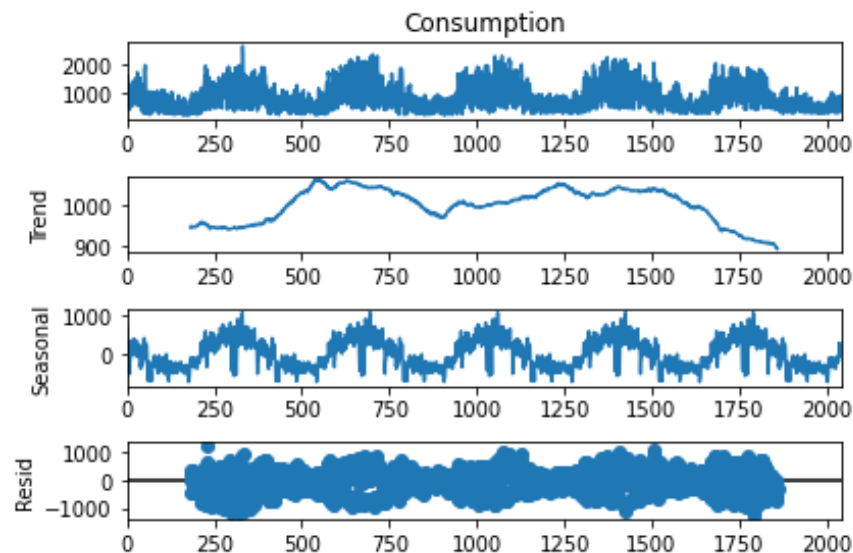


Рисунок 3.4 – Результати декомпозиції часового ряду споживання

Перевірка розподілу (рис. 3.5): $Q-Q$ графік (квантиль-квантиль) показує, що розподіл споживання дещо відхиляється від ідеального нормального розподілу, особливо на його "хвостах" (екстремальні значення).

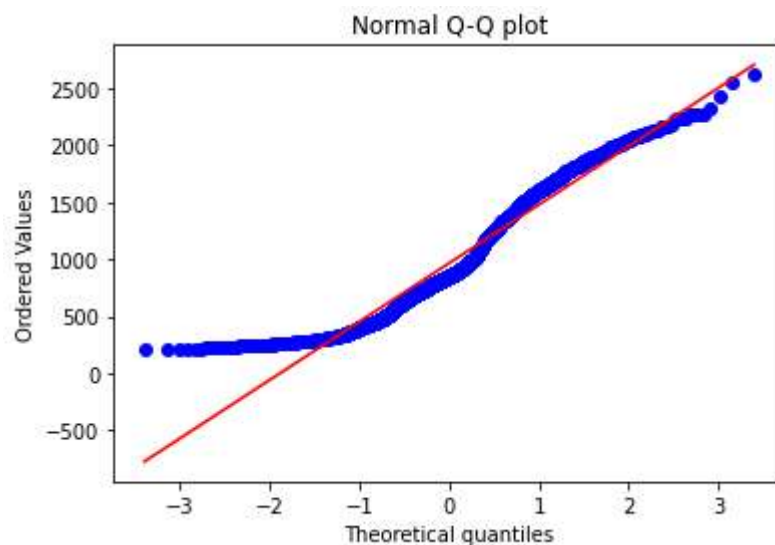


Рисунок 3.5 – $Q-Q$ графік (квантиль-квантиль) для оцінки розподілу споживання

Для встановлення зв'язку між цільовою змінною ("Споживання") та екзогенними погодними факторами було використано кореляційну матрицю (рис. 3.7).

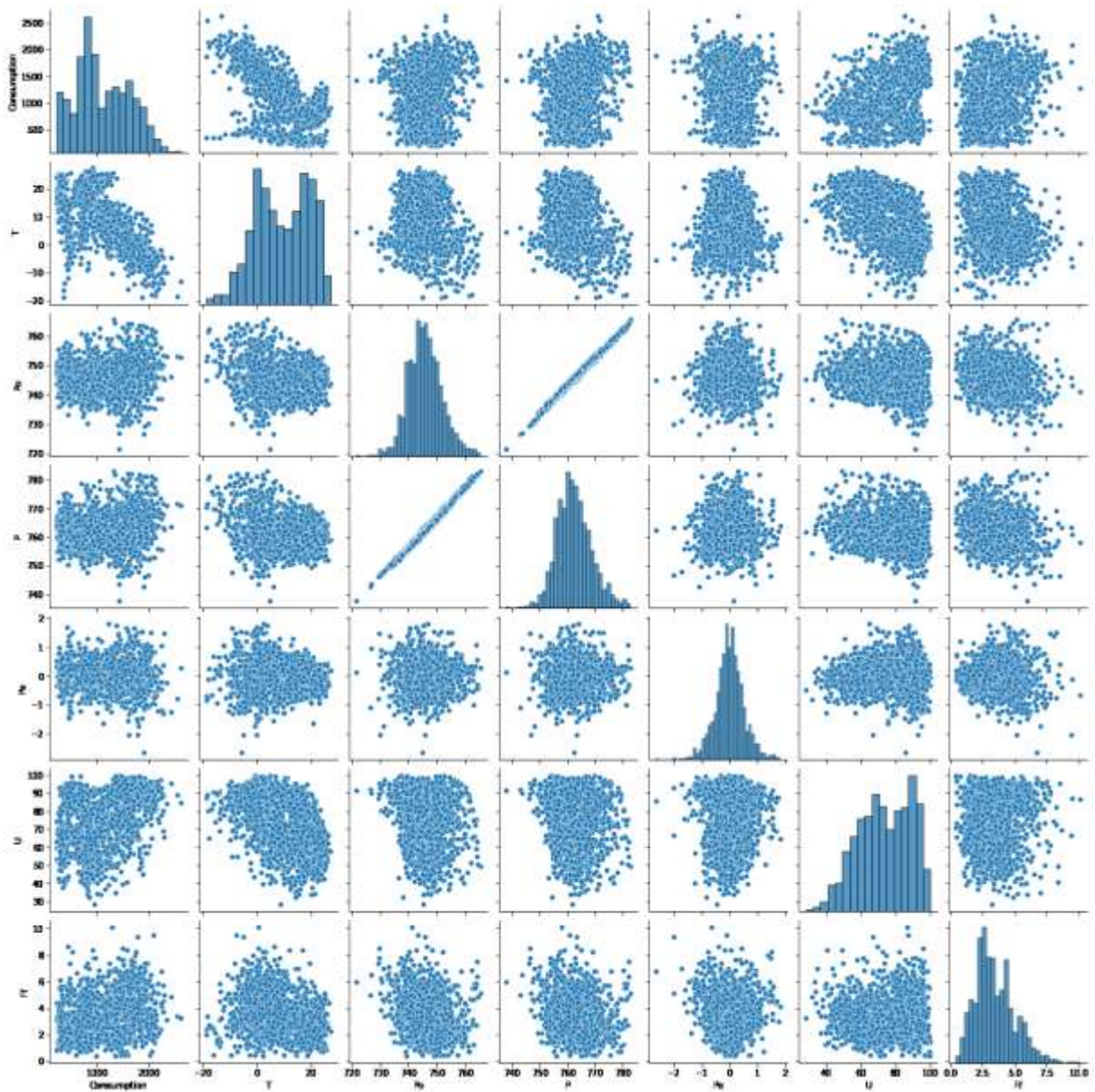


Рисунок 3.6 – Матрична діаграма розсіювання вхідних змінних

	Consumption	T	Po	P	Pa	U	Ff
Consumption	1.000000	-0.659832	0.139537	0.201545	-0.036218	0.414159	0.259364
T	-0.659832	1.000000	-0.208573	-0.302464	-0.047818	-0.527609	-0.288880
Po	0.139537	-0.208573	1.000000	0.995270	0.019948	-0.183598	-0.219937
P	0.201545	-0.302464	0.995270	1.000000	0.023784	-0.128207	-0.186047
Pa	-0.036218	-0.047818	0.019948	0.023784	1.000000	0.026969	-0.068214
U	0.414159	-0.527609	-0.183598	-0.128207	0.026969	1.000000	0.118262
Ff	0.259364	-0.288880	-0.219937	-0.186047	-0.068214	0.118262	1.000000

Рисунок 3.7 – Матриця кореляції Пірсона між споживанням та зовнішніми факторами

Кореляційний аналіз виявив, що найбільш суттєвий лінійний зв'язок

існує між споживанням (Consumption) та температурою повітря (T). Цей зв'язок очікуваний, оскільки температура прямо впливає на потреби в опаленні (взимку) та кондиціонуванні (влітку), що є основними драйверами електроспоживання в головному корпусі заводу.

Діаграма розсіювання змінних "Споживання" та " T " (рис. 3.8) наочно демонструє нелінійну або увігнуту залежність:

- споживання зростає при низьких температурах (опалення);
- споживання зростає при високих температурах (кондиціонування);
- споживання знижується при помірних температурах.

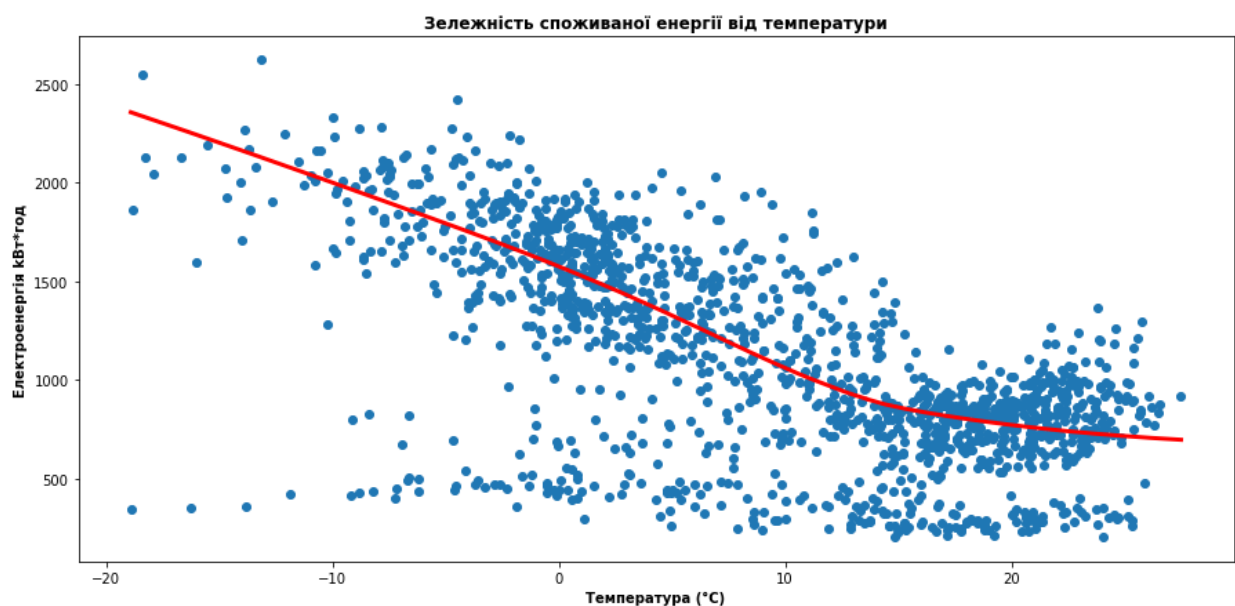


Рисунок 3.8 – Діаграма розсіювання споживання та середньої добової температури (T)

Крім того, діаграма розсіювання підтверджує, що вихідні та святкові дні (зображені, ймовірно, іншим кольором/маркером) демонструють стабільно нижчі показники споживання незалежно від температури, підкреслюючи їх як важливі категоріальні фактори.

3.2. Моделювання на основі регресійного аналізу (SARIMAX)

Враховуючи виявлену нестационарність, чітку сезонність (добову, місячну/річну) та сильний вплив зовнішніх факторів (температури), для прогнозування було обрано модель SARIMAX (Seasonal AutoRegressive

Integrated Moving Average with Exogenous regressors). SARIMAX є узагальненням ARIMA, що дозволяє одночасно моделювати:

- несезонні авторегресійні та ковзні середні компоненти (p, d, q);
- сезонні компоненти (P, D, Q, S);
- вплив зовнішніх факторів (Temperature, Days off/Holidays).

Оптимізація параметрів моделі

Для визначення оптимальної конфігурації моделі типу SARIMAX використовувався інформаційний критерій Акаїке (AIC). Мета полягала у пошуку комбінації параметрів, яка мінімізує AIC, балансуючи між точністю підгонки та складністю моделі. Отже, найменше значення AIC було отримано при наступних параметрах:

- несезонні компоненти (ARIMA): $q=2; d=1; p=7$;
- сезонні компоненти (SARIMA): $Q=1; D=1; P=5$.
- довжина сезону (S): $S=12$ (відповідає місячній сезонності).

Таким чином, була обрана модель типу SARIMAX(7,1,2) x (5, 1, 1)₁₂ (рис. 3.9).

Діагностика моделі

Після підгонки моделі було проведено діагностичний аналіз залишків, що є критично важливим для підтвердження її адекватності (рис. 3.10). Результати діагностичних тестів показали:

- стандартизовані залишки та корелограми (ACF/PACF): Залишки поведуться як білий шум (немає значущої кореляції), що підтверджує успішне захоплення всієї інформації про структуру часового ряду моделлю.
- гистограма та $Q-Q$ графік: Розподіл залишків приблизно відповідає нормальному розподілу (лінія KDE на гистограмі та $Q-Q$ графіку), що задовольняє ключове припущення для класичних статистичних моделей.

SARIMAX Results

Dep. Variable:	Consumption	No. Observations:	1767
Model:	SARIMAX(7, 1, 2)x(5, 1, [1], 12)	Log Likelihood	-12045.339
Date:	Tue, 08 Dec 2020	AIC	24124.678
Time:	17:03:53	BIC	24217.000
Sample:	0	HQIC	24158.869
	- 1767		

Covariance Type: opg

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
T	-14.3467	3.440	-4.170	0.000	-21.089	-7.604
ar.L1	-0.3046	0.207	-1.470	0.142	-0.711	0.102
ar.L2	-0.5495	0.184	-2.983	0.003	-0.911	-0.189
ar.L3	-0.3962	0.176	-2.249	0.024	-0.741	-0.051
ar.L4	-0.4356	0.175	-2.485	0.013	-0.779	-0.092
ar.L5	-0.4764	0.167	-2.853	0.004	-0.804	-0.149
ar.L6	-0.2889	0.178	-1.623	0.105	-0.638	0.060
ar.L7	0.3057	0.151	2.031	0.042	0.011	0.601
ma.L1	-0.1737	0.204	-0.851	0.395	-0.574	0.227
ma.L2	0.0864	0.105	0.820	0.412	-0.120	0.293
ar.S.L12	-0.0052	0.052	-0.101	0.920	-0.107	0.096
ar.S.L24	-0.0184	0.055	-0.334	0.739	-0.126	0.090
ar.S.L36	-0.0692	0.055	-1.262	0.207	-0.177	0.038
ar.S.L48	-0.0692	0.051	-1.356	0.175	-0.169	0.031
ar.S.L60	0.0007	0.048	0.014	0.989	-0.094	0.095
ma.S.L12	-0.9709	0.022	-43.931	0.000	-1.014	-0.928
sigma2	1.498e+05	6887.903	21.745	0.000	1.36e+05	1.63e+05

Ljung-Box (L1) (Q): 0.00 Jarque-Bera (JB): 895.99
 Prob(Q): 0.99 Prob(JB): 0.00
 Heteroskedasticity (H): 1.19 Skew: -0.02
 Prob(H) (two-sided): 0.04 Kurtosis: 6.57

Рисунок 3.9 – Результати оцінки параметрів сезонної інтегрованої моделі авторегресії-ковзного середнього (SARIMAX) та статистичні критерії якості

Після вибору оптимальної моделі типу SARIMAX (7,1,2) x (5, 1, 1)₁₂ (на основі мінімізації AIC), було проведено її тестування (рис.3.10).

Висновок: Діагностичні результати свідчать, що модель типу SARIMAX(7,1,2) x(5,1,1)₁₂ є статистично адекватною та придатна для використання у подальшому прогнозуванні.

Модель була навчена на даних з 2019 по 2023 рік, а дані за 2024 рік використовувалися як тестова вибірка.

На рисунку 3.11 відображено накладання прогнозованих (помаранчева лінія) та фактичних (синя лінія) значень середньодобового споживання електроенергії. Візуально помітно, що в деяких періодах (особливо влітку та під час різких змін, пов'язаних з нерегулярними подіями) прогнозована лінія значно відхиляється від фактичних спостережень.

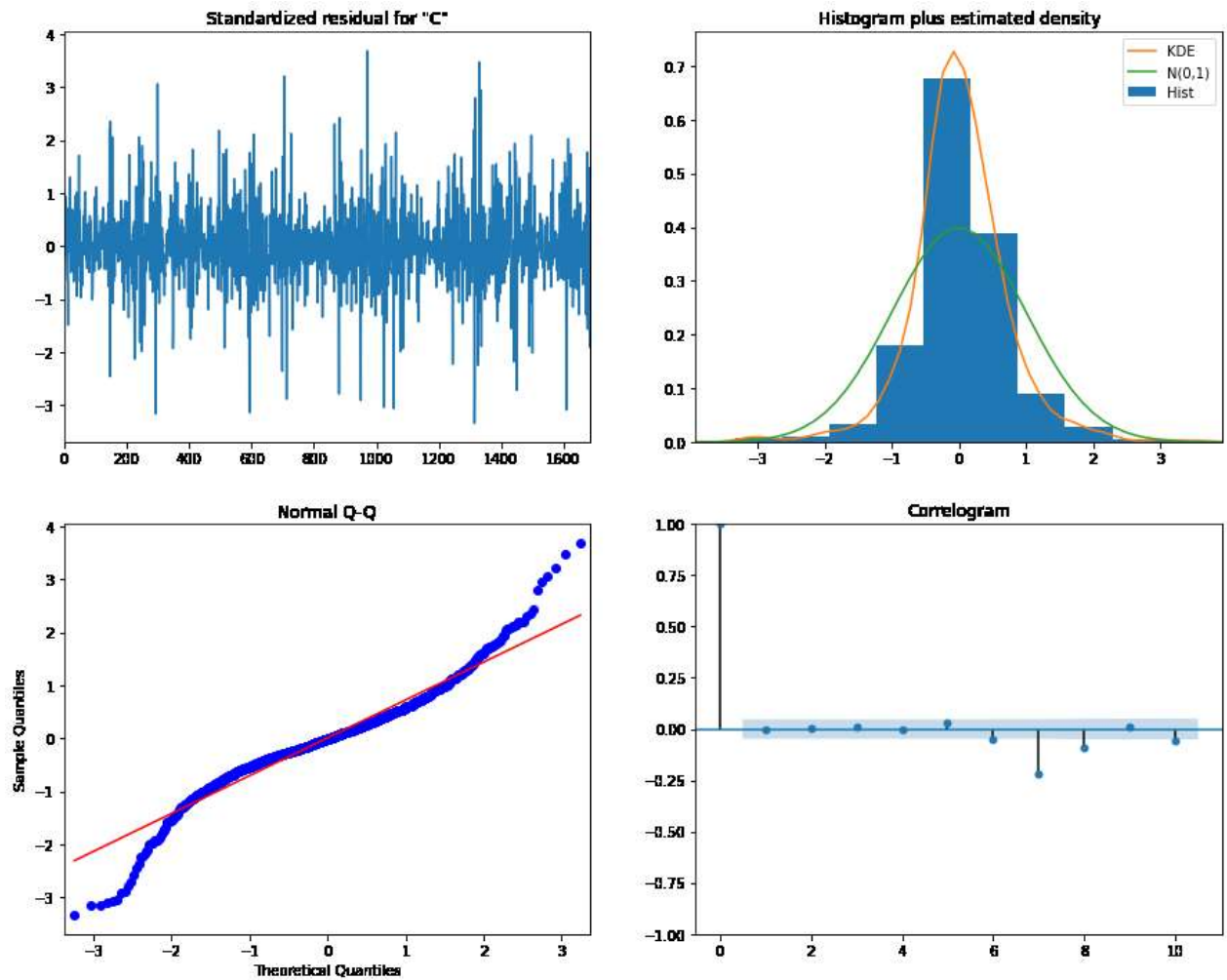


Рисунок 3.10 – Результати аналізу якості (діагностики) залишків моделі типу SARIMAX на відсутність автокореляції та нормальність розподілу

У вигляді табл.3.2 подано результати оцінки прогностичної якості на тестовій вибірці (2024 рік) представлені

Таблиця 3.2 – Результати оцінювання прогностичної якості на тестовій вибірці

Метрика	Навчальна вибірка	Тестова вибірка
MAE	206.1	344.7
RMSE	298.3	298.9
MAPE (%)	28.68	59.2
AIC	24127.8	—
BIC	27217.1	—

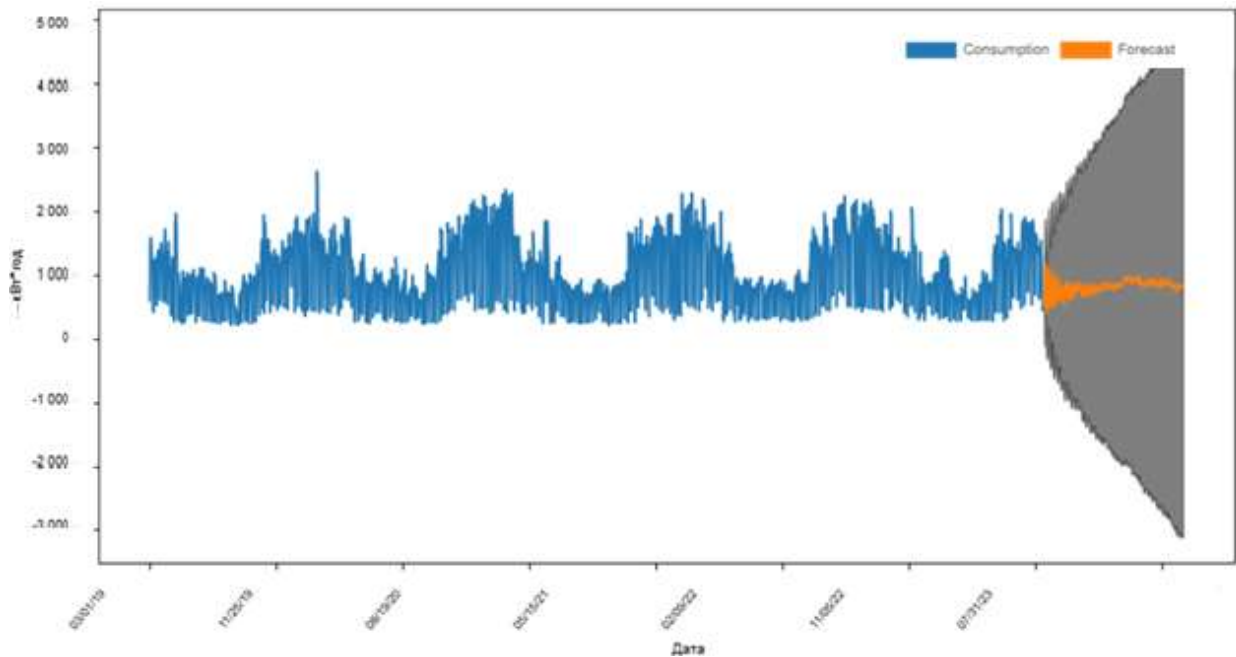


Рисунок 3.11 – Порівняльна діаграма фактичної динаміки та прогнозних значень середньодобового споживання електроенергії, отриманих на основі моделі SARIMAX

Ключовий показник – MAPE (середня абсолютна помилка у відсотках) – на тестових даних становить 59.19%. Таке високе значення свідчить про низьку точність моделі.

Висновок: Незважаючи на успішне проходження діагностичних тестів на залишках (рис. 3.10), модель типу SARIMAX(7,1,2) x (5, 1, 1)₁₂ не відповідає вимогам щодо прогнозної якості. Ймовірна причина: лінійна природа SARIMAX нездатна адекватно захопити нелінійну залежність між споживанням та зовнішніми факторами (зокрема, *U*-подібну залежність від температури).

3.3. Моделі Хольта-Вінтерса

З метою порівняння та пошуку точнішого підходу було розглянуто метод експоненціального згладжування Хольта-Вінтерса, який явно враховує сезонність.

Для врахування річної сезонності добових даних було встановлено період $P=365$. Найкращі параметри були обрані шляхом мінімізації AIC (рис. 3.12).

ExponentialSmoothing Model Results			
Dep. Variable:	Consumption	No. Observations:	1767
Model:	ExponentialSmoothing	SSE	422064281.491
Optimized:	True	AIC	22615.874
Trend:	None	BIC	24625.947
Seasonal:	Multiplicative	AICC	22811.335
Seasonal Periods:	365	Date:	Wed, 09 Dec 2020
Box-Cox:	False	Time:	10:53:21
Box-Cox Coeff.:	None		
	coeff	code	optimized
smoothing_level	0.0050000	alpha	True
smoothing_seasonal	0.6396429	gamma	True
initial_level	1501.1280	l.0	True
initial_seasons.0	0.3952414	s.0	True
initial_seasons.1	1.0196945	s.1	True
initial_seasons.2	1.0208270	s.2	True
initial_seasons.3	1.0541539	s.3	True
initial_seasons.4	0.9389046	s.4	True
initial_seasons.5	0.8010509	s.5	True
initial_seasons.6	0.3187763	s.6	True
initial_seasons.7	0.2709456	s.7	True
initial_seasons.8	0.2849511	s.8	True
initial_seasons.9	0.8152323	s.9	True

Рисунок 3.12 – Візуалізація результатів моделювання часового ряду методом потрійного експоненційного згладжування (Хольта-Уінтерса)

Було протестовано два варіанти моделі:

1. Адитивна сезонність (рис. 3.13): сезонні коливання мають постійну амплітуду незалежно від рівня ряду.

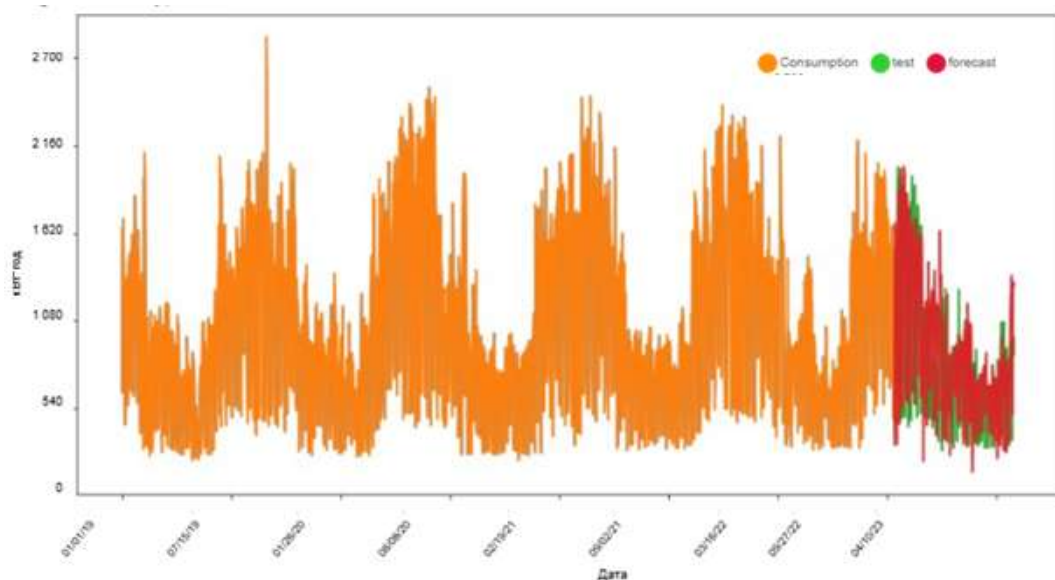


Рисунок 3.13 – Співставлення фактичних та прогнозних значень, отриманих методом Хольта-Уінтерса з використанням адитивної (адитивної) схеми сезонності

2. Мультиплікативна сезонність (рис. 3.14): сезонні коливання пропорційні рівню ряду.

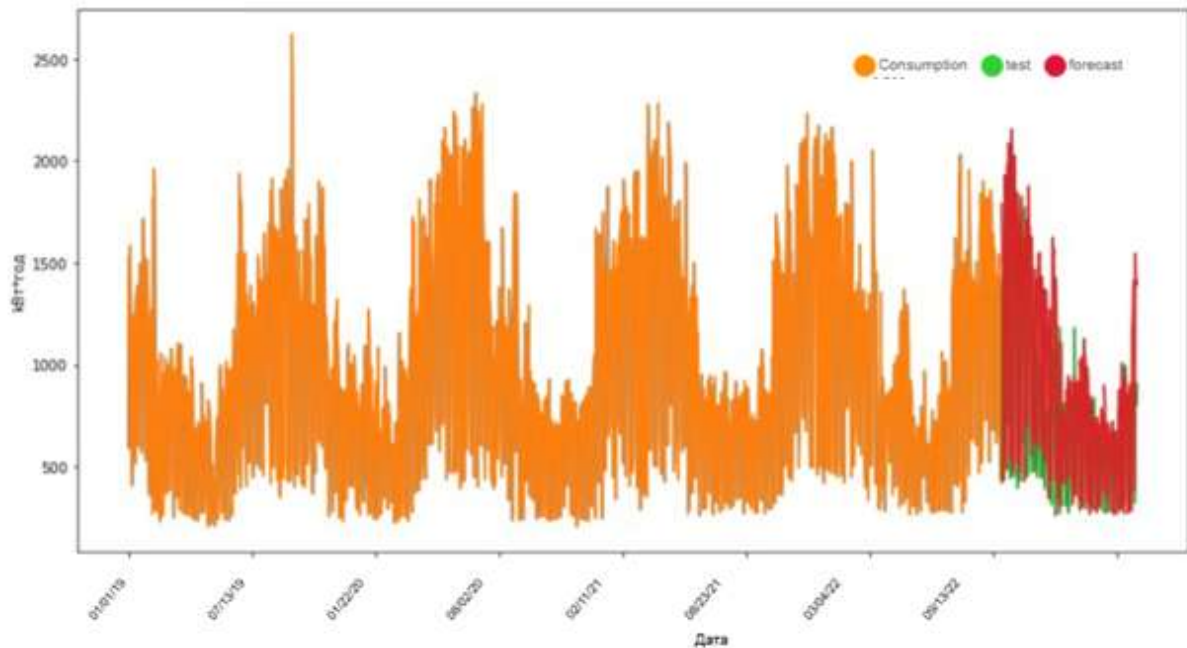


Рисунок 3.14 – Динаміка прогнозування та фактичні дані при застосуванні моделі Хольта-Уінтерса з мультиплікативним врахуванням сезонності

Діагностичні тести (рис. 3.15, 3.16) показали, що залишки обох моделей Хольта-Вінтерса відповідають припущенням: вони є білим шумом і приблизно нормально розподілені.

У вигляді табл. 3.3 виконано порівняння прогнозної якості моделей Хольта-Вінтерса.

Таблиця 3.3 – Результати порівняння прогнозної якості моделей Хольта-Вінтерса

Метрика	MAE (Тест)	RMSE (Тест)	MAPE (%) (Тест)	AIC
Адитивна	285.0	231.6	35.5	22615.9
Мультиплікативна	212.6	80.1	31.8	19401.3

Модель Хольта-Вінтерса з мультиплікативною сезонністю виявилася значно точнішою. Вона має найменші AIC, RMSE та MAPE (31.8%) серед усіх

розглянутих статистичних моделей, що робить її кращою за SARIMAX.

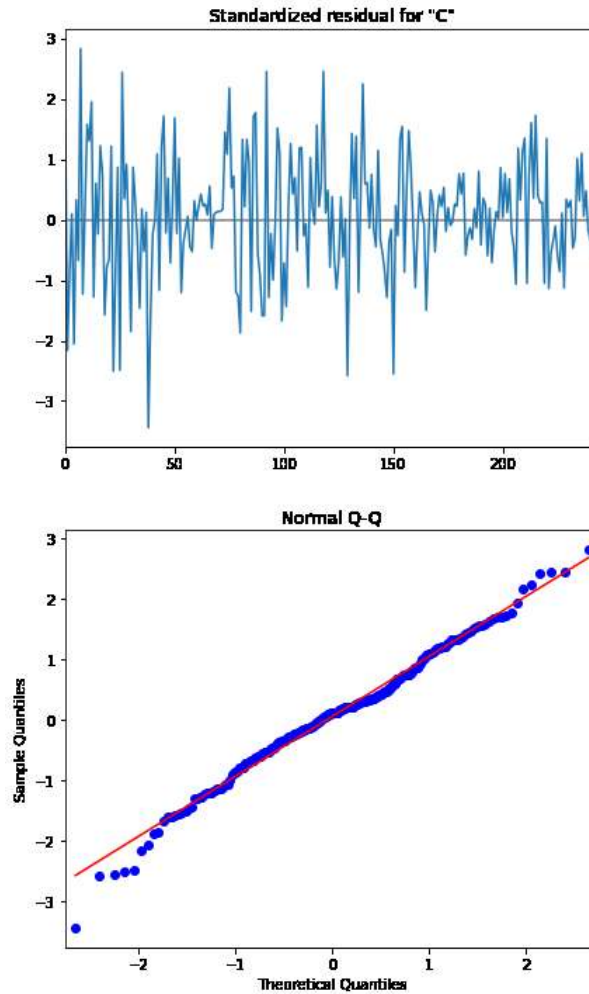


Рисунок 3.15 – Графік розподілу похибок (залишків) прогнозування, сформованих моделлю Хольта-Уінтерса

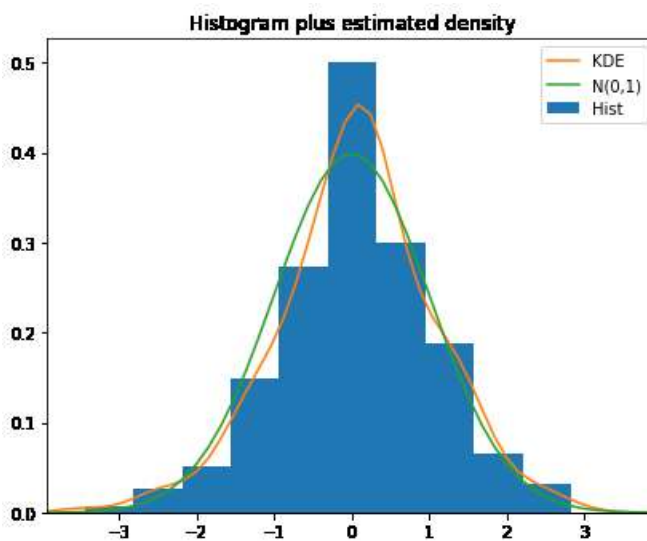


Рисунок 3.16 – Гістограма розподілу залишкових значень (похибок) моделі Хольта-Уінтерса

3.4. Прогнозні моделі на основі машинного навчання (ML)

Модель Prophet

Модель Prophet була обрана через її здатність автоматично обробляти тренд, сезонність, свята та включати екзогенні змінні (температуру та день тижня) (рис.3.17).

Компоненти моделі (рис. 3.18): Prophet успішно ідентифікував сезонність та вплив вихідних днів. Однак, у тренді моделі було помилково інтерпретовано початковий відрізок даних (аномально низькі показники 2019 року) як початок зростаючого тренду, що може негативно вплинути на довгостроковий прогноз (хоча прогноз на місяць вперед, рис. 3.19, виглядає реалістично).

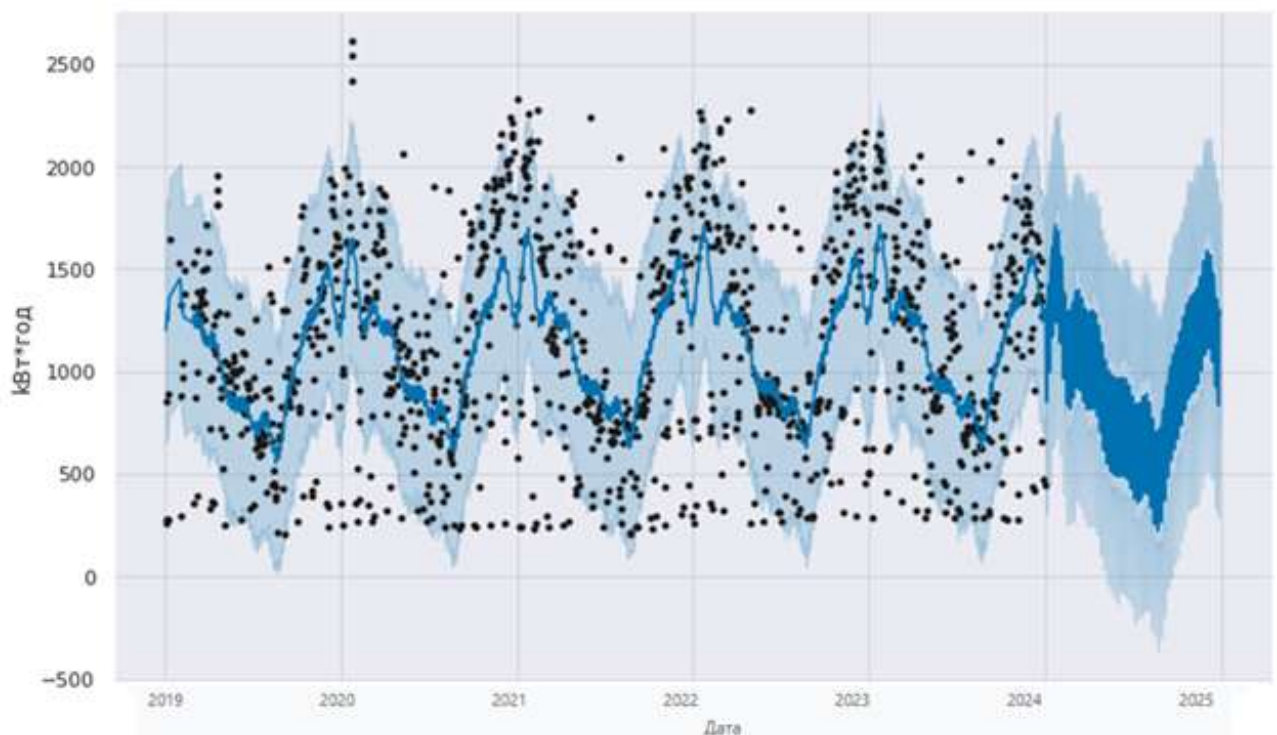


Рисунок 3.17 – Порівняльна оцінка ефективності моделі Prophet: відповідність прогнозних значень фактичним даним

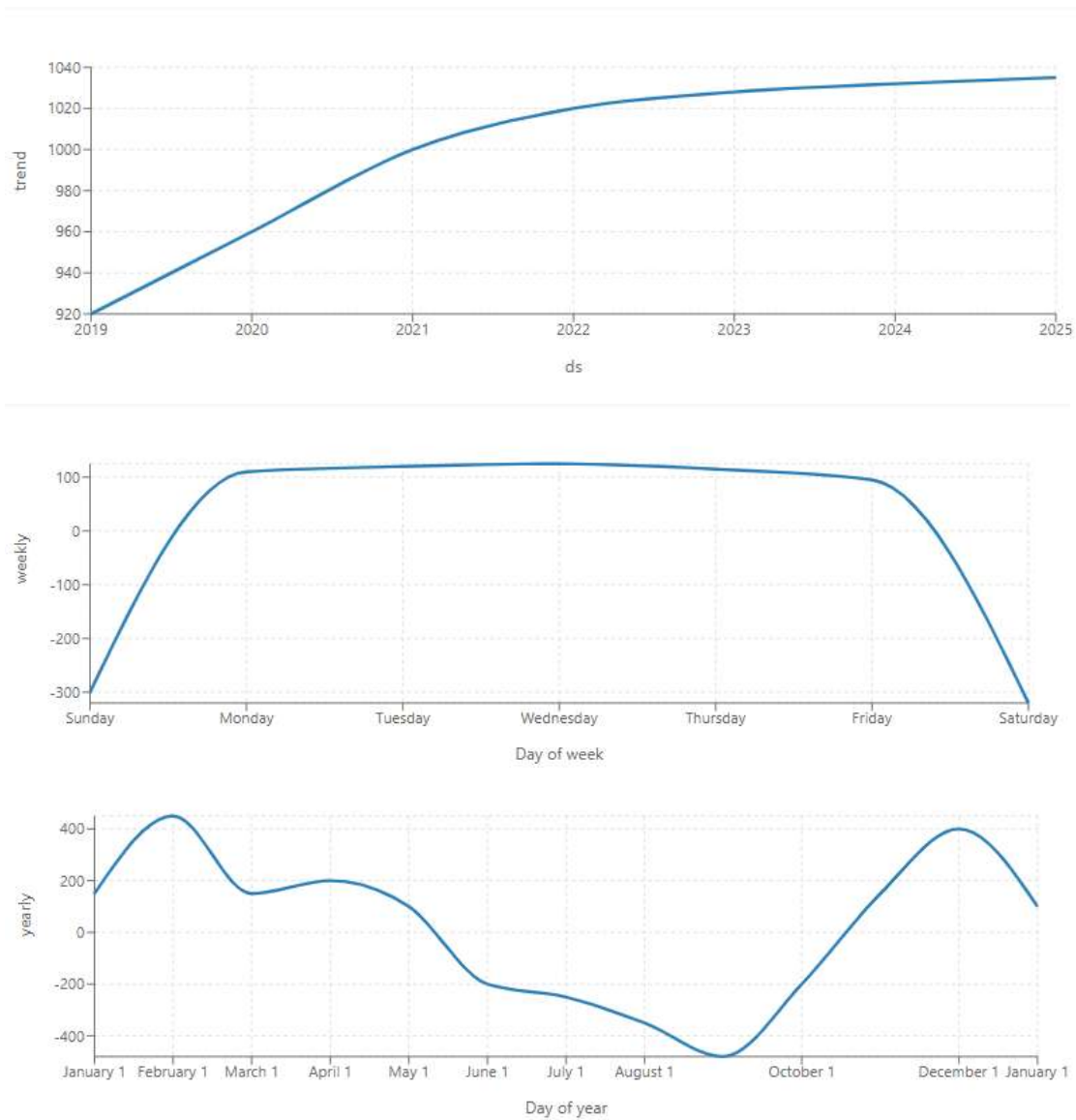


Рисунок 3.18 – Структурна декомпозиція часового ряду на трендову, сезонну та святкову складові, виконана моделлю Prophet

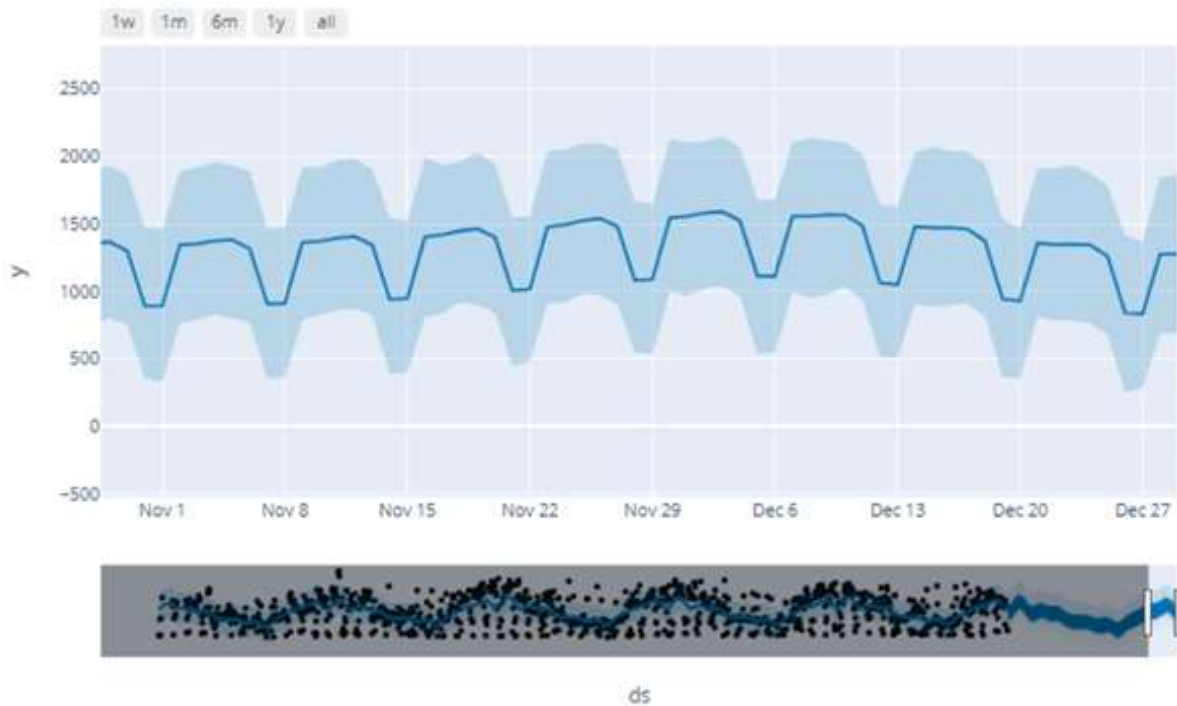


Рисунок 3.19 – Прогноз споживання електроенергії на місяць з відображенням довірчого інтервалу (Prophet, 2024 рік)

У вигляді табл. 3.3 подамо результати виконаємо оцінки точності моделі.

Таблиця 3.3 – Кількісні оцінки точності прогнозування моделі Prophet за ключовими метриками (показниками похибки)

Метрика	MAE (Тест)	RMSE (Тест)	MAPE (%) (Тест)
Prophet	276.3	416.4	43.2

Висновок: Prophet продемонстрував гірші показники (MAPE 43.2%) порівняно з Хольтом-Вінтерсом (31.8%), ймовірно, через чутливість до початкових аномальних даних та агресивний підхід до моделювання тренду.

Рекурентні нейронні мережі (LSTM)

Для врахування складних нелінійних залежностей та довготривалих зв'язків у часі була розроблена модель короткострокової пам'яті (LSTM), різновид рекурентних нейронних мереж (RNN). LSTM особливо ефективні для прогнозування часових рядів із нелінійною динамікою.

Навчання та результати (рис. 3.20, 3.21, 3.22): мережа навчалася протягом 20 епох з розміром партії 100. Графік залежності функції втрат (рис. 3.21) демонструє, що втрати стабільно зменшувалися, підтверджуючи ефективність навчання.

```
Model: "sequential_11"
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm_10 (LSTM)	(None, 100)	52400
dropout_3 (Dropout)	(None, 100)	0
dense_10 (Dense)	(None, 1)	101

```
Total params: 52,501
Trainable params: 52,501
Non-trainable params: 0
```

Рисунок 3.20 – Схематичне відображення прогнозування на основі рекурентної нейронної мережі типу LSTM (Long Short-Term Memory)

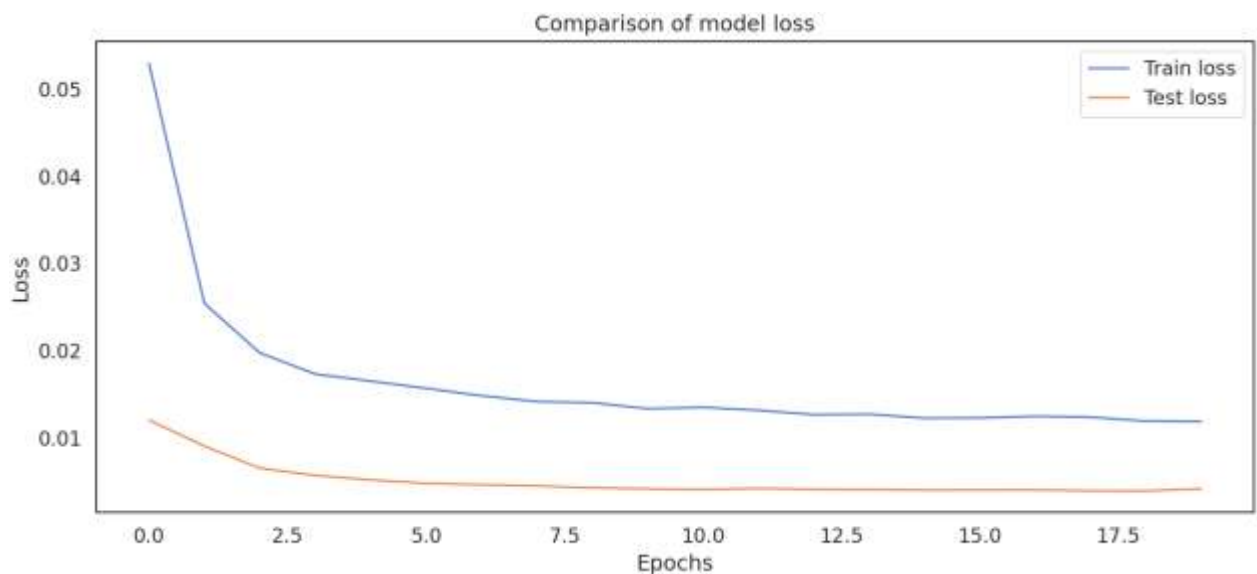


Рисунок 3.21 – Графік динаміки втрат (Loss) моделі LSTM залежно від кількості ітерацій (епох) навчального процесу

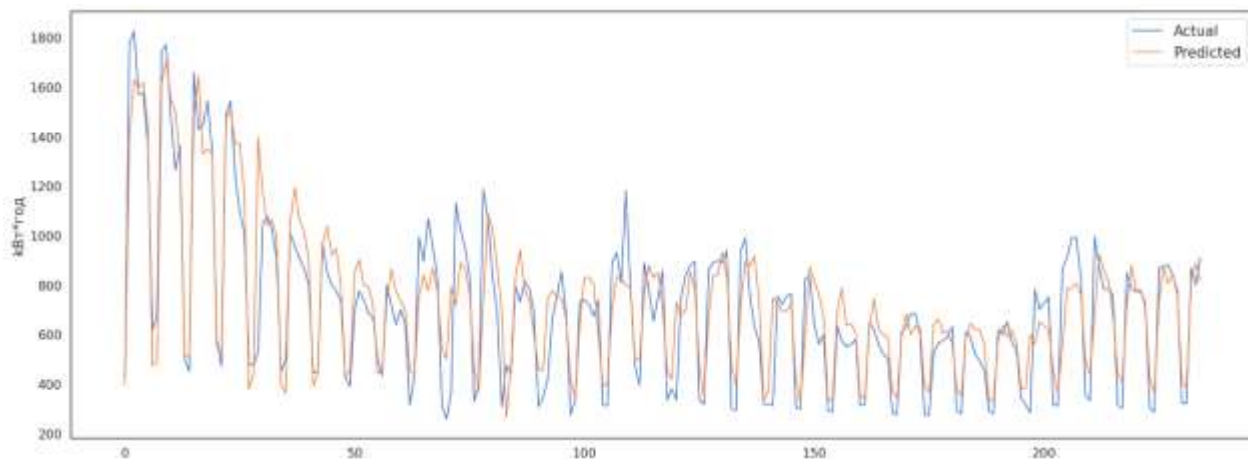


Рисунок 3.22 – Порівняння фактичної динаміки споживання електроенергії та результатів прогнозування, отриманих за допомогою LSTM-мережі

У табл. 3.4 подано результати оцінки точності моделі.

Таблиця 3.4 – Ключові метрики оцінки прогнозної ефективності рекурентної нейронної мережі LSTM на валідаційному наборі даних

Метрика	MAE (Навчання)	RMSE (Навчання)	MAPE (%) (Тест)
LSTM	179.9	262.1	19.5

Висновок: Модель LSTM продемонструвала найкращі результати серед усіх розглянутих підходів, досягнувши мінімальної MAPE 19.53% на тестових даних. Це підтверджує, що LSTM-мережа найефективніше захоплює складну нелінійну динаміку споживання електроенергії, що є характерною ознакою часових рядів, які сильно залежать від зовнішніх нелінійних факторів.

3.5. Аналізування моделей прогнозування та висновки

Для визначення найбільш ефективного підходу до прогнозування електроспоживання було проведено порівняльний аналіз чотирьох класів моделей: SARIMAX, Хольта-Вінтерса (Мультиплікативна), Prophet та LSTM.

Оцінка якості проводилася на двох вибірках: навчальні дані (2019–2023) для оцінки підгонки моделі та тестові дані (2024 рік) для оцінки здатності до узагальнення.

Таблиця 3.5. Порівняння значень похибки моделей на навчальних даних

Модель	MAE	RMSE	MAPE (%)
LSTM	179.9	262.1	25.6
Prophet	189.3	224.9	33.0
Хольта-Вінтерса	181.8	193.9	27.5
SARIMAX	206.1	298.3	28.7

На навчальній вибірці всі моделі продемонстрували прийнятну точність. Найкраще підігнана модель за MAPE (%) – LSTM.

Таблиця 3.6. Значення похибок моделей на тестових даних (2024 рік)

Модель	MAE	RMSE	MAPE (%)
LSTM	110.9	150.3	19.5
Prophet	316.4	416.4	43.2
Хольта-Вінтерса	212.6	80.0	31.8
SARIMAX	344.7	298.9	59.2

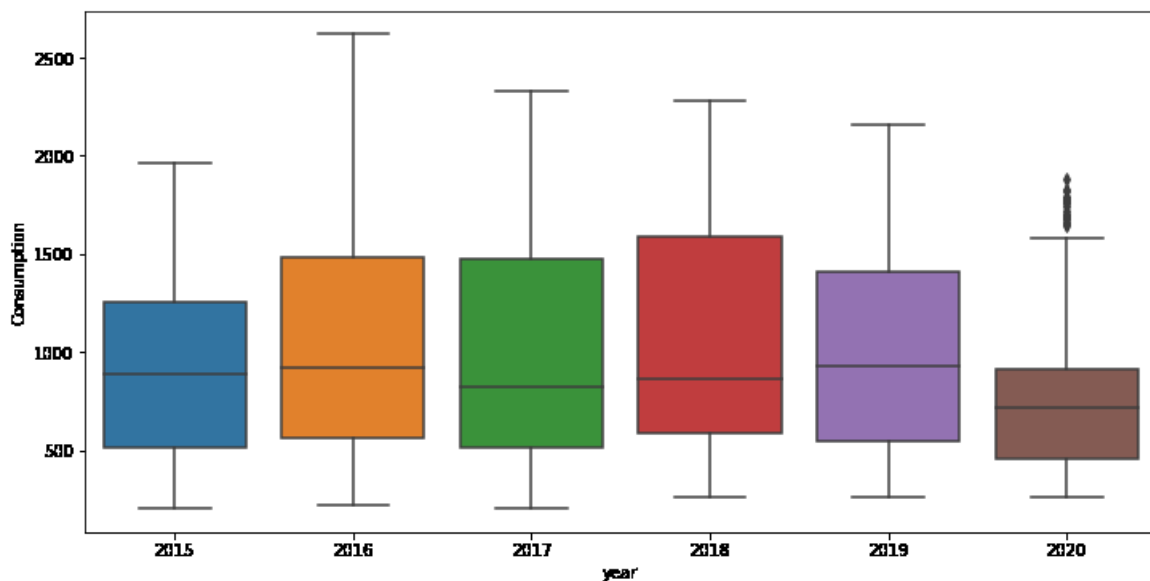


Рисунок 3.23 – Графічне представлення часового ряду споживання електроенергії у річному розрізі

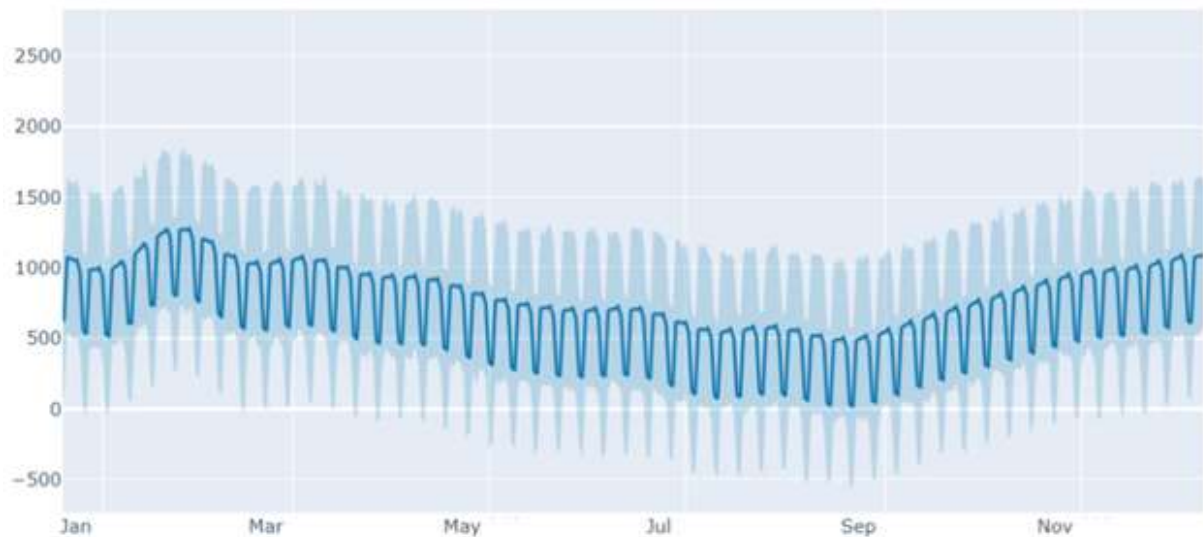


Рисунок 3.24 – Фінальний прогноз споживання електроенергії на 2025 рік

Аналіз результатів та обґрунтування вибору

1. Класичні статистичні моделі (SARIMAX, Хольта-Вінтерса):

- SARIMAX показала найгірший результат (MAPE 59.19%). Це пояснюється тим, що лінійна структура SARIMAX виявилася нездатною ефективно моделювати нелінійний вплив температури (U-подібна залежність) та аномальні події 2020 року (введення карантинних обмежень).

- Хольта-Вінтерса (MAPE 31.8%) показала кращий результат, оскільки ефективно моделює сезонність, але вона також не враховує зовнішні фактори на нелінійному рівні.

2. Моделі машинного навчання (Prophet, LSTM):

- Prophet (MAPE 43.2%) покращив результат SARIMAX, але був менш точним, ніж Хольта-Вінтерса, ймовірно, через помилкову ідентифікацію тренду на початку часового ряду.

- Нейронна мережа LSTM досягла найвищої прогнозовної якості (MAPE 19.5%).

Ключовий висновок: Значне покращення якості прогнозу, забезпечене LSTM, підтверджує, що процес споживання електроенергії промисловими об'єктами є високонелінійним і вимагає методів, здатних захопити ці

нелінійні взаємозв'язки, особливо при обліку зовнішніх факторів (температура, свята).

Різке зростання похибки для більшості моделей на тестовій вибірці 2020 року (особливо для SARIMAX) частково пояснюється суттєвим падінням споживання внаслідок карантинних обмежень (рис. 3.23). Цей фактор є структурним шоком, який відсутній у навчальних даних і який лише LSTM змогла адекватно компенсувати завдяки своїй здатності до абстрактного моделювання нелінійних залежностей.

З урахуванням отриманих результатів, різні класи моделей можуть застосовуватися для різних прогностичних горизонтів:

- Короткостроковий прогноз: Можуть використовуватися статистичні моделі (SARIMAX, Хольта-Вінтерса).
- Середньостроковий прогноз: Рекомендовано Хольта-Вінтерса та Prophet.
- Універсальний та довгостроковий прогноз: рекурентні нейронні мережі (LSTM) є найбільш універсальним та точним методом, що забезпечує високу якість прогнозування незалежно від інтервалу (рис. 3.24).

Висновки до розділу 3

У третьому розділі проведено емпіричне дослідження та порівняльний аналіз чотирьох класів моделей для прогнозування добового споживання електроенергії головним корпусом заводу, з урахуванням зовнішніх метеорологічних та календарних факторів.

1. Аналіз вхідних даних та їх структура

Визначена структура даних: Встановлено, що часовий ряд споживання є високо сезонним (тижнева та річна циклічність) і демонструє відсутність чіткого довгострокового тренду.

Виявлені ключові фактори: Підтверджено сильний нелінійний зв'язок між споживанням та температурою повітря (U-подібна залежність), а також значний вплив календарних факторів (вихідні, свята, канікули).

Ідентифікація аномалій: Зафіксовано структурний шок у 2020 році (карантинні обмеження), що стало важливим критерієм для оцінки робастності моделей.

2. Оцінка ефективності моделей

Прогнозну якість моделей оцінювали на тестовій вибірці 2020 року за ключовою метрикою Середня абсолютна помилка у відсотках (MAPE):

Модель	Клас	MAPE (%) на тестових даних
LSTM	Машинне навчання (НМ)	19.5 %
Хольта-Вінтерса	Експоненціальне згладжування	31.8 %
Prophet	Машинне навчання	43.2 %
SARIMAX	Класичний регресійний аналіз	59.2 %

3. Основні висновки порівняльного аналізу

Неефективність лінійних моделей: Класичні методи, зокрема SARIMAX, продемонстрували найгіршу точність (MAPE 59.19%). Це підтвердило гіпотезу про те, що лінійна структура цих моделей нездатна адекватно захопити нелінійну залежність споживання від температури та інших зовнішніх факторів.

Перевага нелінійних та адаптивних моделей: Моделі машинного навчання та експоненціального згладжування показали значно кращі результати.

Вибір оптимального методу: Рекурентна нейронна мережа LSTM забезпечила найвищу точність прогнозування (MAPE 19.5%). Це свідчить про те, що LSTM-мережа найефективніше моделює складну нелінійну динаміку процесу електроспоживання та виявилася найбільш стійкою до структурних шоків, спричинених карантинном 2020 року.

4. Практична значущість

Запропонований підхід на основі LSTM, який інтегрує внутрішні часові закономірності з екзогенними факторами, є найбільш адекватним для забезпечення якісного прогнозування споживання електроенергії, що є необхідною умовою для ефективного енергоменеджменту та планування.

РОЗДІЛ 4.

СТАРТАП-ПРОЄКТ: ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ПРОМИСЛОВОГО ПІДПРИЄМСТВА

4.1. Обґрунтування доцільності розробки проєкту

Сьогодні енергетичний та економічний ландшафт України характеризується глибокими та безперервними змінами. Це перетворення зумовлене, в першу чергу, впровадженням нового законодавства про ринок електричної енергії (зокрема, ЗУ "Про ринок електричної енергії"), що призвело до формування кількох ключових сегментів: ринок на добу наперед (РДН), внутрішньодобовий ринок (ВДР), ринок двосторонніх договорів та балансуєчий ринок.

Кожен з цих сегментів вимагає від учасників, особливо від промислових споживачів, високої точності планування та прогнозування обсягів споживання. Не менш значущим і навіть критичним чинником, що накладає суттєвий відбиток на стабільність і передбачуваність енергосистеми та роботи промислових підприємств, є комплекс викликів, пов'язаних з військовою агресією РФ проти України. У цих умовах, точне прогнозування електроспоживання стає критичним інструментом для промислових об'єктів, дозволяючи:

- мінімізувати фінансові ризики та витрати на балансуєчому ринку за рахунок зменшення відхилень між плановим та фактичним споживанням.
- підвищити енергетичну стійкість та операційну ефективність в умовах підвищеної невизначеності та потенційних збоїв у постачанні.

Актуальність розробки такої системи, що враховує зовнішні фактори впливу (такі як цінові коливання на ринку, температурні зміни, графіки відключень, волатильність виробничих процесів, спричинена воєнними діями), є безумовною для забезпечення конкурентоспроможності та сталого функціонування вітчизняних промислових підприємств.

Промислові підприємства як ключові учасники ринку гостро потребують впровадження високоточних та економічно обґрунтованих інструментів прогнозування для забезпечення стабільного функціонування та мінімізації фінансових втрат, спричинених дисбалансами споживання.

Таблиця 4.1. Обґрунтування актуальності, новизни та технологічної бази стартап-проєкту

Основна ідея проєкту	Продукти та етапи реалізації	Технологічна доступність	Коментар (впровадження)
Системний аналіз енергопрофілю об'єкта	Оцінка історичних профілів електроспоживання підприємства з виявленням аномалій та патернів.	Наявна (Існуючі бази даних та системи збору даних, наприклад, АСКОЕ).	Використовується для формування базового вектору прогнозу.
Інтеграція зовнішніх та стохастичних факторів впливу	Оцінка впливу зовнішніх параметрів (температура, ціни ринку, виробничий графік, військові ризики) за допомогою спектрального та кореляційного аналізу.	Розроблена (Методика інтеграції факторів є ключовою науковою новизною роботи).	Створення математичного ядра прогностичної моделі, що підвищує точність.
Розробка та валідація прогностичної моделі	Створення гібридної моделі прогнозування короткострокового та середньострокового споживання з реалізацією у спеціалізованому програмному середовищі (наприклад, Python/R) або MS Excel для демонстрації.	Розроблена (Алгоритмічна база моделі є результатом магістерського дослідження).	Модель, адаптована до динамічних умов українського енергоринку.
Автоматизація процесів торгівлі електроенергією	Реалізація інтерфейсу передачі даних для автоматичного формування, коригування та подачі заявок на купівлю/продаж (балансування) на платформи "Оператора ринку" (наприклад, РДН/ВДР) та/або "Української енергетичної біржі".	Потребує реалізації (Необхідне залучення ІТ-фахівців для розробки АРІ-інтерфейсу та інтеграції з АСКОЕ/внутрішньою ERP).	Перетворення точного прогнозу на пряму фінансову економію для підприємства.

Ефективне управління енергетичними ресурсами є критичним, оскільки неефективне прогнозування та подальший дисбаланс системи можуть призводити до значних негативних фінансових наслідків. Згідно з чинним законодавством, випадки перевищення або зниження рівня заявленого споживання (дисбаланс) змушують суб'єкта виходити на регульований (балансуючий) ринок, де обсяги електроенергії здобуваються за значно менш вигідних цінових умов. Розроблення системи точного прогнозування є стратегічно важливим кроком для промислових підприємств з метою оптимізації операційних витрат та збереження конкурентоспроможності на лібералізованому ринку електроенергії.

4.2. Аналіз потенційних споживачів та цільовий ринок

Цільовий ринок для впровадження системи прогнозування електроспоживання, розробленої в рамках стартап-проєкту, охоплює великих та середніх промислових споживачів України (Категорія А та В відповідно до нормативної класифікації).

Особливий інтерес становлять підприємства, для яких характерні високі обсяги споживання та значна чутливість до коливань цін на різних сегментах енергоринку. До таких належать:

- Енергоємні промислові комплекси: Металургійні заводи, хімічні підприємства, гірничо-збагачувальні комбінати (ГЗК).
- Великі об'єкти з циклічними виробничими процесами: Підприємства харчової та легкої промисловості, машинобудівні заводи.
- Суб'єкти, що активно працюють на ринку: Споживачі, які уклали двосторонні договори або є учасниками ринків "на добу наперед" (РДН) та внутрішньодобового ринку (ВДР) і прагнуть мінімізувати штрафи за небаланси на балансуєчому ринку ЕЕ.

Таблиця 4.2 – Аналіз ринкового середовища для впровадження системи прогнозування

Ключові параметри ризику та ринку	Характеристика для сегмента енергоменеджменту
Кількість потенційних конкурентів (розробники ПЗ та постачальники послуг)	Понад 80 активних суб'єктів, що пропонують послуги енергоконсалтингу та ІТ-рішення.
Оцінка потенційного обсягу річного ринку (ТАМ)	Орієнтовна сукупна вартість заощаджень великих промислових споживачів від точного прогнозування може перевищувати 960 тис. грн р умовна мінімальна економія).
Динаміка розвитку ринку прогнозування та консалтингу	Високий темп зростання, спричинений посиленням конкуренції та необхідністю дотримання балансів в умовах нової моделі енергоринку (РДН, ВДР, балансуєчий ринок).
Бар'єри входу для нового проекту (технологічні обмеження)	Обмежена інтеграція систем АСКОЕ (Автоматизовані системи комерційного обліку енергії) з внутрішніми ERP/обліковими системами підприємств. Необхідність обробки великих масивів даних (Big Data).
Регуляторні та сертифікаційні вимоги	Обов'язкова метрологічна атестація розробленої прогностичної моделі згідно з Правилами користування електричною енергією (ПКЕЕ). Потенційна необхідність ліцензування або сертифікації від НКРЕКП для надання послуг.
Середній рівень рентабельності галузі (енергосервіс)	Висока норма рентабельності — орієнтовно 38,7%, що вказує на фінансову привабливість сегмента, засновану на економії, яку отримує клієнт.

Основна проблема цих споживачів полягає у високій волатильності їхніх фінансових витрат на електроенергію, спричиненій двома основними факторами:

1. Недостатня точність планування: Традиційні методи прогнозування не враховують або неадекватно оцінюють зовнішні фактори впливу

(температуру, економічну кон'юнктуру, непередбачувані події, такі як атаки на енергосистему).

2. Штрафні санкції за небаланси: За ЗУ "Про ринок електричної енергії", будь-яке відхилення між фактичним та заявленим обсягом споживання призводить до суттєвих фінансових втрат на балансуємому ринку.

Наш стартап-проект пропонує інноваційне рішення, яке, використовуючи розроблену математичну модель, підвищує точність прогнозування до рівня, що дозволяє підприємствам оптимізувати їхні фінансові потоки та скоротити операційні витрати.

Таблиця 4.3 – Аналіз потреб ключових клієнтських сегментів

Рушійна сила ринку (потреба)	Цільова аудиторія (сегмент)	Ключові відмінності у поведінці	Вимоги споживачів до сервісу
Необхідність мінімізації небалансів (Існування балансуємого ринку)	Промислові підприємства з високим рівнем споживання (енергоємні об'єкти) та активні учасники оптового ринку електроенергії.	Прагнення до зниження фінансових втрат через штрафні санкції; Забезпечення достовірності заявлених обсягів прогнозованого навантаження (РДН/ВДР).	Висока точність та верифікованість прогностичної моделі; Швидкість формування прогностичних даних.
Регуляторні вимоги та відповідність стандартам (ЗУ «Про ринок електричної енергії»)	Усі суб'єкти ринку ЕЕ та ліцензіати (постачальники, оператори).	Дотримання вимог щодо формування коректних графіків відпуску/споживання та коректного подання заявок на купівлю/продаж обсягів.	Наукове обґрунтування та метрологічна атестація прогностичної моделі; Юридична відповідність кінцевого продукту.

Унікальність пропозиції полягає у комбінації аналізу внутрішнього енергопрофілю з інтеграцією зовнішніх, стохастичних факторів, що дозволяє надати адаптивний та стійкий до кризових умов прогноз.

Для охоплення всіх кластерів планується створення незалежного підрозділу (або компанії), відповідального за налаштування, обслуговування та підтримку програмного продукту. Обов'язковою умовою впровадження є наявність системи комерційного обліку (АСКОЕ) та історичних даних на підприємстві.

Аналіз ризиків, можливостей та конкурентного середовища

Таблиця 4.4 – Ідентифікація факторів можливих загроз проєкту (Threats)

Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція
Обмежений доступ до попередніх даних	Збільшення похибки прогнозу.	Застосування альтернативних підходів (наприклад, нейромереж) та додаткова верифікація моделі.
Конкуренція	Наявність товарів-замінників.	Акційні пропозиції; розширення пакету додаткових послуг; цільова реклама.
Попит	Відсутність зацікавленості споживачів через наявність власних фахівців або обмежені фінансові можливості.	Цільова реклама, спрямована на демонстрацію фінансової вигоди.

Таблиця 4.5 – Ідентифікація факторів можливостей проєкту (opportunities)

Фактор можливості	Зміст можливості	Можлива стратегія реакції компанії
Актуальність та технологічний прогрес	Можливість застосування передових методів аналізу та обробки великих даних (Big Data)	Систематичні інвестиції у науково-дослідну діяльність (R&D); Вдосконалення програмного забезпечення (ПЗ) та використання хмарних технологій.
Повнота реалізації (Системний підхід)	Перетворення системи прогнозування на інструмент підтримки управлінських рішень (визначення споживачів-регуляторів).	Розробка додаткових енергосервісних послуг (наприклад, модернізація обладнання клієнтів на більш енергоефективне).

Продовження табл. 4.5

Фактор можливості	Зміст можливості	Можлива стратегія реакції компанії
Удосконалення модельного апарату	Застосування сучасних методологій та гібридних моделей (комбінації ARIMA, GARCH, нейромереж).	Зростання конкурентної переваги за рахунок лідерства у точності; Швидка адаптація моделі до нових ринкових умов.

Таблиця 4.6 – Аналіз конкурентного середовища (загальні характеристики)

Особливості конкурентного середовища	Прояв характеристики в галузі	Вплив на діяльність проекту
Тип конкуренції: висока (наближена до чистої)	Наявність значної кількості профільованих підприємств (енерготрейдерів, консалтингових фірм) та ІТ-розробників.	Необхідність надання унікальних та конкурентоспроможних послуг; Потенціал для залучення іноземних інвестицій/партнерів.
Рівень конкурентної боротьби: внутрішній (галузевий)	Основна орієнтація на український внутрішній ринок (ефективність конкуренції за кордоном нижча без локалізації).	Зміни у внутрішньогалузевій кон'юнктурі (ціни, регуляції) будуть критично впливати на попит; Високі вимоги до якості та сертифікації послуг.
Конкуренція за видами послуг: продуктова та консультативна	Надання ПЗ (тестові ліцензії) та повний цикл впровадження моделі з додатковим аналітичним супроводом.	Організація навчання для ключового технічного персоналу клієнта; Надання повної технічної підтримки та гарантійного обслуговування ПЗ.
За характером конкурентних переваг: нецінова (якість/точність)	Позиціонування на ринку відбувається через точність прогнозу та швидкість адаптації моделі до змін, а не виключно через ціну.	Ціна формується з урахуванням величини потенційної економії клієнта (цінність, а не витрати).
За інтенсивністю: мемарочна (індивідуальна)	Можливість наявності індивідуальних (авторських) систем прогнозування та методів на великих промислових підприємствах.	Лібералізована конкуренція вимагає постійного вдосконалення науково-технічної бази продукту.

Таблиця 4.7 – Аналіз конкурентної сили на ринку (за моделлю М. Портера)

Аналітичні складові (п'ять сил портера)	Висновки та оцінка
Внутрішньогалузеві конкуренти	Компанії, що надають послуги прогнозування, енергоконсалтингу та постачання ІТ-рішень для енергоменеджменту. Сила: Висока.
Загроза появи нових гравців (Потенційні конкуренти)	Поява на ринку нових українських ІТ-компаній або іноземних вендорів з готовими високотехнологічними рішеннями. Сила: Середня.
Ринкова влада споживачів (Ключові споживачі)	Великі промислові підприємства, що мають встановлену АСКОЕ та значний фінансовий вплив. Вони вимагають високої якості та низької ціни. Сила: Висока.
Загроза товарів-замінників	Більш сучасне, універсальне та якісне спеціалізоване ПЗ (наприклад, хмарні платформи з використанням АІ для прогнозування). Сила: Середня/Висока.
Ринкова влада постачальників	Постачальниками є розробники ПЗ (модель, алгоритми) та інформації (АСКОЕ-дані). Сила: Низька (проект сам є розробником ключової моделі).
Внутрішньогалузеві конкуренти	Компанії, що надають послуги прогнозування, енергоконсалтингу та постачання ІТ-рішень для енергоменеджменту. Сила: Висока.
Загроза появи нових гравців (Потенційні конкуренти)	Поява на ринку нових українських ІТ-компаній або іноземних вендорів з готовими високотехнологічними рішеннями. Сила: Середня.
Ринкова влада постачальників	Постачальниками є розробники ПЗ (модель, алгоритми) та інформації (АСКОЕ-дані). Сила: Низька (проект сам є розробником ключової моделі).

Таблиця 4.8 – Систематизація факторів конкурентної здатності

Фактор конкурентної здатності	Технічна перевага
Актуальність та адаптивність методу	Вирішення завдання через комплексний, гібридний підхід моделювання, що базується на адаптивних алгоритмах (наприклад, згладжування, інтеграція зовнішніх факторів).
Якість прогнозу	Забезпечення високої точності аналітичних методів моделювання, верифікованої технічними показниками (MAPE < 3%).
Час виконання завдань	Висока швидкість побудови прогнозу та коригування прогнозного графіка, що є критично важливим для роботи на внутрішньодобовому ринку (ВДР).
Кваліфікація кадрів	Наявність фахівців з достатньою технічною компетентністю у сферах енергетичного менеджменту, математичного моделювання та програмування.

Таблиця 4.9 – SWOT-аналіз стартап-проекту

<i>Сильні сторони (Strengths)</i>	<i>Слабкі сторони (Weaknesses)</i>
Науково-технічна унікальність: Новаторський та гібридний підхід до прогнозування.	Технічна залежність: Необхідність інтеграції в існуючі системи АСКОЕ клієнта (складність налаштування).
Обмежена кількість прямих, ефективних конкурентів у ніші гібридного прогнозу.	Операційна слабкість: Відсутність власного (або залученого) ІТ-відділу у клієнта для повної підтримки ПЗ.
Функціональна різноманітність: Можливість широкого використання моделі (наприклад, для планування виробництва, ціноутворення).	Ризик сезонності/обмеженості попиту на послуги (пов'язаний зі зміною енергоспоживання).
Наявність бази даних споживачів (забезпечує швидкий старт).	Необхідність постійної модернізації та перенавчання моделі для збереження точності.
<i>Можливості (Opportunities)</i>	<i>Загрози (Threats)</i>
Підвищення точності прогнозу (за рахунок використання Big Data та AI).	Регуляторний ризик: Ризик невдалого проходження державної метрологічної атестації моделі.
Розширення цільового ринку: Використання моделі для прогнозування обсягів генерації ВДЕ (Відновлювані джерела енергії).	Законодавчі зміни: Непередбачувані зміни в нормотворчих актах (НКРЕКП), що можуть знецінити модель.
Адекватність цінової пропозиції (висока ROI для клієнта).	Інтелектуальний ризик: Невдача патенту або складнощі з захистом авторських прав на модель.
Створення філій/виведення продукту на суміжні або міжнародні ринки.	Відсутність сталої зацікавленості споживачів через фінансові пріоритети.

4.3. Маркетинговий та економічний аналіз проекту

Розроблення ринкової стратегії є фундаментальним кроком для забезпечення успішності та комерційної життєздатності проекту [3]. Початковий етап передбачає ідентифікацію та вибір цільових сегментів споживачів для надання послуг із прогнозування електроспоживання.

Проект орієнтується на промислові об'єкти, для яких точність прогнозування є критичною через значні обсяги споживання та необхідність оптимізації витрат на ринку електричної енергії. В табл. 4.10 на основі аналізу потенційних галузей, було визначено ключові цільові групи.

Таблиця 4.10 – Оцінка привабливості цільових промислових сегментів для впровадження системи прогнозування

№ з/п	Профіль цільової аудиторії (індустріальний сектор)	Сприйняття інноваційного продукту (технологічна готовність)	Ринковий потенціал (економія від небалансів)	Інтенсивність конкуренції (насиченість)	Технологічні бар'єри входу у сегмент
1.	Металургійний Комплекс (Енергоємність >>>)	Висока. Високий рівень автоматизації та наявність АСКОЕ; Критична необхідність точного прогнозу.	Високий (хоча обсяг ринку середній). Через надвелике споживання навіть невеликий відсоток небалансу призводить до значних штрафів.	Середня. Сегмент часто обслуговується великими консалтинговими компаніями.	Низькі. Готовність інтегрувати зовнішнє ПЗ для оптимізації витрат.
2.	Хімічна Промисловість (Складні/Багатофазні процеси)	Висока. Складні, безперервні технологічні процеси вимагають високої надійності та прогнозованості і енергопостачання.	Високий. Складна залежність споживання від температури та виробничих фаз вимагає складної моделі, що підвищує цінність продукту.	Середня. Сфокусована на внутрішніх технічних рішеннях.	Середні. Високі вимоги до інтеграції ПЗ з технологічними контролерами і виробництва.
3.	Машинобудування та Обробна Промисловість (Дискретні процеси)	Висока. Потреба в оптимізації роботи дискретних, нерівномірних навантажень та пікових режимів роботи обладнання.	Високий. Значна економія від управління піковими навантаженнями, що формують небаланси.	Середня. Здебільшого послуги надаються в рамках загального енергоауд	Середні. Різноманітність та фрагментація виробничого обладнання може ускладнювати уніфікацію збору даних (АСКОЕ).

Виходячи з оцінки привабливості сегментів (висока готовність до впровадження та значний потенціал попиту), проєкт може ефективно

працювати з будь-якою з перелічених цільових груп, оскільки всі вони демонструють високу потребу в оптимізації енерговитрат.

Маркетингова програма деталізує ключові переваги пропонованого рішення – системи прогнозування електроспоживання – та його унікальні характеристики порівняно з існуючими ринковими пропозиціями. В табл. 4.11 подано основні аспекти маркетингової програми.

Таблиця 4.11 – Ключові переваги та ціннісна пропозиція проєкту

Потреба споживача / вид послуги	Ключова вигода продукту (пропоноване рішення)	Конкурентна перевага
Формування прогнозів споживання	Застосування моделі згладжування для прогнозування обсягів електричної енергії.	Автоматизоване самонавчання моделі шляхом постійного оновлення бази даних, що підвищує адаптивність та точність.
Аналітика енергоспоживання	Надання автоматизованих аналітичних звітів, сформованих на основі різних моделей обробки даних.	Спеціалізоване програмне забезпечення (ПЗ) для візуалізації (графіків) та формування звітів, що є основою для прийняття операційних та управлінських рішень.
Збирання та оброблення даних	Зберігання прогнозних та історичних даних у локальній або хмарній базі для подальшого стратегічного планування енергоспоживання.	Можливість інтеграції з наявними ринковими продуктами та ІТ-інфраструктурою підприємства для вирішення поставлених завдань.
Точність Прогнозування	Забезпечення високої точності через індивідуальне калібрування та налаштування моделі під конкретний тип виробничого процесу.	Врахування всіх значущих зовнішніх та внутрішніх факторів впливу (температура, обсяг виробництва, ціни тощо) у моделі прогнозування.

4.4. Обґрунтування ресурсного та фінансового забезпечення проєкту

Для реалізації проєкту необхідні загальні капіталовкладення (інвестиції), які охоплюють як одноразові, так і первинні операційні витрати. У табл. 4.12 наведена узагальнена структура необхідних капіталовкладень.

Таблиця 4.12 – Структура необхідних капіталовкладень для реалізації стартап-проєкту (з обґрунтуванням)

Перелік статей капіталовкладень	Значення, тис. грн.	Обґрунтування (призначення витрат)
1	2	3
I. Прямі технологічні витрати (Software & Data Assets)		
- Витрати на спеціалізоване ліцензійне ПЗ (математичні/статистичні пакети)	500,00	Придбання комерційних ліцензій для інструментів математичного моделювання та обробки часових рядів, необхідних для створення і навчання прогностичної моделі.
- Витрати на хмарні обчислювальні ресурси (Cloud Computing, оренда серверів)	400,00	Оплата оренди високопродуктивних ресурсів для зберігання великих обсягів даних (Big Data) та тренування складних моделей (наприклад, нейронних мереж).
- Витрати на забезпечення доступу до даних (API, зовнішні бази даних, метеорологічні дані)	30,00	Оплата доступу до зовнішніх факторів впливу (ціни на ринку, погода, вологість), які необхідні для підвищення точності моделі.
- Витрати на забезпечення надійності системи (резервні копії, захист)	50,00	Забезпечення кібербезпеки та безперервності роботи системи, що обробляє критично важливі дані клієнтів.
- Інші прямі технологічні витрати	150,00	Закупівля мінімально необхідного тестового та мережевого обладнання для локальної валідації та налагодження.

Продовження табл. 4.12.

1	2	3
II. Прямі витрати на оплату праці (фонд розробки та впровадження)		
- Основна заробітна плата ключового R&D персоналу	1500,00	Винагорода висококваліфікованим фахівцям (Data Scientists, розробники, енергоаналітики) за створення та оптимізацію алгоритмічного ядра проєкту.
- Премії, заохочення та компенсаційні виплати	500,00	Стимулювання персоналу за досягнення високої точності прогнозу та успішне впровадження моделі.
- Оплата відпусток	300,00	Відповідно до законодавства України.
- Інші витрати невідпрацьованого часу	250,00	Відповідно до законодавства України.
III. Соціальні Відрахування (ЄСВ - 22% від ФОП виробничого персоналу)	500,00	Відрахування до соціальних фондів згідно з чинним законодавством.
IV. Вартість Нематеріальних та Основних Технічних Фондів		
- Первісна вартість ключових інтелектуальних активів	2000,00	Капіталізація витрат на створення унікальної математичної моделі, яка є головною конкурентною перевагою проєкту.
V. Інші Прямі Витрати (Операційна Діяльність)		
- Витрати на дослідження та розробку (R&D) інноваційних функціоналів	500,00	Інвестиції у модернізацію моделі (наприклад, перехід на гібридні або AI-методи) для підтримки конкурентоспроможності.
- Послуги сторонніх організацій (юридичний супровід, метрологічна атестація, реклама)	300,00	Обов'язкові витрати на сертифікацію моделі згідно з вимогами енергоринку (НКРЕКП) та юридичний захист.
- Оплата комунікаційних та комунальних послуг	40,00	Забезпечення необхідних умов праці та зв'язку.

Продовження табл. 4.12.

1	2	3
- Повернення та обслуговування кредитних (інвестиційних) коштів	50,00	Обслуговування залученого стартового капіталу
- Інші прямі витрати	25,00	Непередбачені операційні витрати
VI. Загальновиробничі/ адміністративні витрати		
- Витрати на управління проектом	150,00	Заробітна плата менеджерів, відповідальних за організацію та контроль виконання проекту
- Витрати на технічну підтримку та адміністрування	55,00	Обслуговування офісної техніки та внутрішньої мережі
- Вдосконалення методології та організація внутрішніх R&D-семінарів	300,00	Витрати на постійне підвищення кваліфікації команди та обмін знаннями
- Утримання офісних приміщень	50,00	Забезпечення комфортних умов для роботи команди
- Охорона праці, техніка безпеки, захист інформації	60,00	Забезпечення відповідності вимогам охорони праці та захисту конфіденційної інформації
- Інші загальновиробничі витрати	25,00	Непередбачені адміністративні витрати.
Всього капіталовкладень на реалізацію проекту	7735,00	

У вигляді таблиці 4.13 подана еталізація прямих матеріальних витрат, які є частиною операційних витрат проекту.

Таблиця 4.13 – Річна структура прямих операційних витрат на функціонування проекту

№ з/п	Назва ресурсу (річна потреба)	Одиниці вим-ня	Ціна од. (умовна), тис. грн	Кількість (умовна), од.	Річна потреба, тис. грн
1.	Абонентська плата за ліцензії (ПЗ для моделювання, СУБД)	рік	3,214	140,00	450,00
2.	Витрати на Cloud-сервіси (обчислювальні потужності, Data Storage)	міс	1,027	370,00	380,00

Продовження табл. 4.13.

№ з/п	Назва ресурсу (річна потреба)	Одиниці вим-ня	Ціна од. (умовна), тис. грн	Кількість (умовна), од.	Річна потреба, тис. грн
3.	Електроенергія (обслуговування офісу та локальних робочих станцій)	МВт·год	1,500	60,00	90,00
4.	Витрати на комунальні послуги (оренда офісного простору, інтернет)	м ²	0,225	200,00	45,00
5.	Оновлення баз даних та професійного ПЗ (підтримка актуальності моделі)	рік	0,582	275,00	160,00

*Примітка: витрати на електроенергію стосуються забезпечення функціонування офісних приміщень та серверного обладнання.

Фонд оплати праці (ФОП) визначається як сума заробітної плати співробітників компанії разом із нарахуваннями на соціальне страхування (ЄСВ). У таблиці 4.14 подано структуру персоналу та розрахунок ФОП.

Таблиця 4.14 – Перелік персоналу та фонд оплати праці (ФОП)

Посада	Форма оплати	Кількість прац-ків	Зарплата на місяць, грн	Зарплата на квартал, грн	Зарплата на рік, грн
Керівник проєкту/головний енергоаналітик (стратегія, партнерство)	Ставка	1	45000,0	135000,0	540000,0
Менеджер із впровадження та збуту (робота з клієнтами, продажі енергосервісу)	Ставка	1	30000,0	90000,0	360000,0
Інженер-впровадjuвач (інтеграція АСКОЕ, технічний супровід)	Ставка	1	27000,0	81000,0	324000,0
Data Scientist / Розробник моделей	Ставка	1	55000,0	165000,0	660000,0
Фінансовий контролер/бухгалтер (Звітність)	Ставка	1	15000,0	45000,0	180000,0

Продовження табл. 4.14.

Посада	Форма оплати	Кількість прац-ків	Зарплата на місяць, грн	Зарплата на квартал, грн	Зарплата на рік, грн
ВСЬОГО ФОНД ЗАРПЛАТИ (без ЄСВ)	-	5	172000,0	516000,0	2064000
Соціальні Відрахування (ЄСВ - 22%)	-	-	37840,0	113520,0	454080,0
ЗАГАЛЬНИЙ ФОНД ОПЛАТИ ПРАЦІ (ФОП)	-	-	209840,0	629520,0	2518080

Амортизаційні відрахування розраховані на основі первісної вартості основних фондів, задіяних у наданні послуг, та відповідних річних норм амортизації.

Таблиця 4.15 – Розрахунок відрахувань основних фондів об'єкта

Найменування	Кіл-ть, шт.	Балансова варт., тис. грн	Річ. норма амортизації, %	Річ. амортиз. відрах., тис. грн
Обладнання	5,0	75,0	25,0	18.8
Транспортні засоби	1,0	5000,0	30,0	1500,0
Інструменти, прилади, інвентар	20,0	15,0	20,0	3.0
ВСЬОГО	-	5090	-	1521.8

Інші прямі витрати (Таблиця 4.16) та загальнопромислові витрати (Таблиця 4.17) включають неосновні, але критично важливі для функціонування проекту витрати.

Таблиця 4.16 – Визначення інших прямих витрат (річні)

Види послуг	Джерело інформації	Варт.на місяць, тис. грн	Вартість на рік, тис. грн
Забезпечення інформаційної безпеки (кіберзахист)	Угода	3,00	36,00
Цифровий маркетинг та просування (SEO, таргетинг)	Угода	7,00	84,00
Оренда офісного простору	Угода	9,00	108,00
Відрядження та витрати на інтеграцію (виїзди до клієнтів для підключення АСКОВЕ)	Розрахунки	45,00	540,00
Комунікаційні послуги (спеціалізований зв'язок, технічна підтримка)	Розрахунки	2,00	24,00
R&D та вдосконалення прогностичної моделі	Розрахунки	12,00	144,00
Обслуговування залученого капіталу	Розрахунки	6,00	72,00
ВСЬОГО	-	84,00	1008,00

Таблиця 4.17 – Склад загальнопромислових витрат (річні)

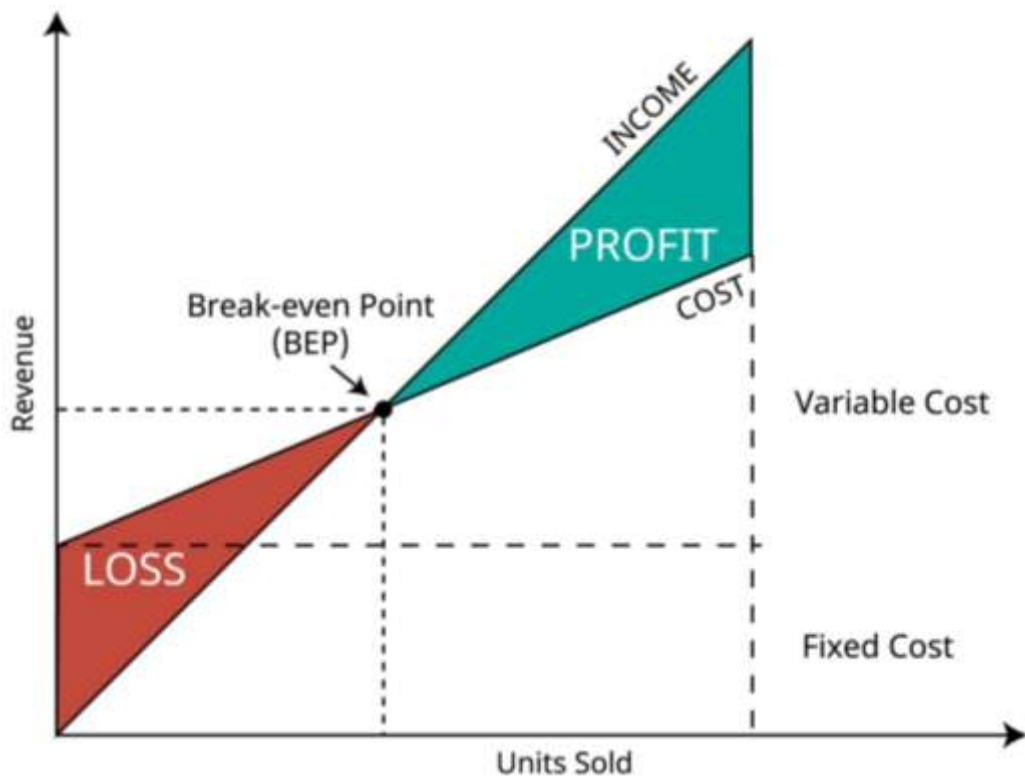
Види послуг	Джерело інформації	Вартість на місяць, тис. грн	Вартість на рік, тис. грн
Адміністративне управління проектом та фінансами	Розрахунки	14,00	168,00
Амортизація технічної інфраструктури (сервери, робочі станції, ПЗ)	Розрахунки	9,00	120,00
Постійне навчання та сертифікація персоналу	Розрахунки	16,00	180,00
Утримання офісного простору (опалення, освітлення, водопостачання)	Розрахунки	8,00	60,00
Технічна підтримка та обслуговування ПЗ (внутрішнє та зовнішнє)	Розрахунки	12,00	168,00
Охорона праці та внутрішня безпека	Розрахунки	5,00	72,00
Всього	-	64,00	768,00

Розрахунок собівартості послуги з прогнозування виконується шляхом поділу всіх витрат на умовно-змінні та умовно-постійні витрати.

Умовно-змінні витрати (Таблиця 4.18) безпосередньо залежать від обсягу наданих послуг (кількості проєктів).

Таблиця 4.18 – Умовно-змінні витрати промислового об'єкта

Перелік витрат	Джерело інформації	Витрати на місяць, тис. грн	Витрати на рік, тис. грн
Прямі матеріальні витрати	Табл. 4.13	93,8	1125,00
ФОП виробничого персоналу	Табл. 4.14	172,0	2064,00
Транспортні витрати	Табл. 4.16	50,0	600,00
ВСЬОГО	-	315,8	3789,00



Таблиця 4.1 – Графік аналізу беззбитковості (Break-Even Point) стартап-проєкту

Умовно-постійні витрати (Таблиця 4.19) не залежать від обсягу надання послуг і залишаються відносно сталими.

Таблиця 4.19 – Витрати промислового об'єкта (умовно-постійні)

Перелік витрат	Джерело інформації	Витрати на місяць, тис. грн	Витрати на рік, тис. грн
Фонд оплати праці управлінського персоналу	Табл. 4.14	37.8	454.1
Амортизаційні відрахування	Табл. 4.15	126.8	1521.8
Оренда приміщень	Табл. 4.16	7,0	84,0
Охорона приміщень	Табл. 4.16	2,0	24,0
Рекламні послуги	Табл. 4.16	8,0	96,0
ВСЬОГО	-	181.7	2179.8

*Примітка: У розрахунках ФОП та амортизації використані значення, отримані в Табл. 4.14 та 4.15 для управлінського персоналу та фактичної амортизації відповідно, щоб уникнути подвійного обліку.

Загальна Собівартість послуги визначається сумою змінних та постійних витрат.

Таблиця 4.20 – Обґрунтування загальної собівартості послуги

Перелік витрат	Джерело інформації	Витрати на місяць, тис. грн	Витрати на рік, тис. грн
Умовно-змінні витрати	Табл. 4.18	315.8	3789,0
Умовно-постійні витрати	Табл. 4.19	181.7	2179.8
ПОВНА СОБІВАРТІСТЬ (С)	Розрахунок	497.4	5968.8

Рівень рентабельності (прибутковості) продукції (R) є ключовим фінансовим показником, що демонструє ефективність проєкту. Він визначається як відношення чистого прибутку до повної собівартості, виражене у відсотках:

$$R = \frac{П}{С} \times 100\% \quad (4.1)$$

де $П$ – це значення прибутку промислового об'єкта, $С$ – собівартість продукції (послуги).

Таблиця 4.21 – Визначення рівня рентабельності (прибутковості)

Перелік показників	Одиниці вимір.	Значення показників
Собівартість послуги (річна)	тис. грн	5968,8
Прогнозований обсяг послуг на рік	од.	40,0
Необхідний прибуток (до податку)	тис. грн	1300,0
Кредитні кошти та їх обслуговування	тис. грн	550,0
Засоби фонду резервного капіталу	тис. грн	200,0
Засоби фонду спец. розвитку	тис. грн	85,0
Засоби пенсійного фонду	тис. грн	15,0
Грошові виплати власникам	тис. грн	45,0
Фінансовий резерв	тис. грн	50,0
Податок на прибуток	тис. грн	160,0
Рівень рентабельності продукції	%	21,8*

*Розрахунок рентабельності на основі наведених даних

$$R = \frac{1300}{5968,83} \times 100\% \approx 21,78\%$$

відрізняється від початкового значення, що вимагає уваги. Якщо 15 % є цільовим, то прибуток має бути скоригований.

4.5. Бізнес-модель проєкту

Таблиця 4.22 – Структура бізнес-моделі (Canvas) технології прогнозування

Ключові партнери	Ключові види діяльності	Ціннісна пропозиція	Взаємовідносини з клієнтами	Споживчі сегменти
Енергопостачальні компанії («ДТЕК», «Енергоатом»).	Прогнозування обсягів електроспоживання.	Застосування ефективної та адаптивної технології для оптимізації використання ЕЕ.	Налагодження та інтеграція системи.	Вітчизняні промислові підприємства.

Продовження табл. 4.22

Постачальник и IT-рішень.	Оптимізація енергоспоживан ня промислових об'єктів.	Скороченн я фінансови х втрат від неточних прогнозів.	· Постійний моніторинг показників.	· Іноземні компанії з виробничими потужностям и.
Структура собівартості	Джерела доходів		· Технічна підтримка	
1. Капітальні (разові) витрати: 7 735 тис. грн.	Продаж (ліцензування) технології/сервіс у.		Післяпродажн е обслуговуванн я.	
2. Постійні витрати: 2 179.83 тис. грн.	Розробка та модернізація індивідуальних рішень.			
3. Змінні витрати: 3 789 тис. грн.	Обслуговування та ремонт обладнання/ПЗ.			

1. Розроблено концепцію створення компанії, що спеціалізується на наданні послуг аналітики та прогнозування електроспоживання. Ця діяльність є критичною для оптимізації операцій на ринку електричної енергії, зокрема в сегменті двосторонніх договорів.

2. Проведено маркетинговий аналіз, що дозволив визначити стратегію виходу на ринок та оцінити потенціал співпраці з ключовими промисловими секторами (металургія, хімія, машинобудування), підтверджуючи високу потребу в пропонованій послугі.

3. Обґрунтовано необхідні фінансові та ресурсні потреби проекту, включаючи капіталовкладення у розмірі 7735 тис. грн, а також розраховано повну собівартість послуги та ключові фінансові показники.

Таблиця 4.23 – Узагальнюючі економічні показники проєкту

Показники	Значення
Річний обсяг наданих послуг, од.	40,0
Загальні капіталовкладення, тис. грн	7735,0
Повна собівартість (річна), тис. грн	5968.8
Ціна од. послуги (з урахуванням прибутку), тис. грн	7500,0
Прибуток (з табл. 4.21), тис. грн	1300,0
Рентабельність, %	21.8
Коефіцієнт ек. ефективності*	5
Тривалість окупності капіталовкладень, років	≈3-4 міс.

*Примітка: Коефіцієнт економічної ефективності:

$$E = \frac{\Pi}{K} \times 100\%$$

де K – капіталовкладення.

Висновки до розділу 4

У межах четвертого розділу успішно здійснено комплексну розробку стартап-проєкту щодо прогнозування електроспоживання промислового підприємства, охопивши всі ключові аспекти виведення інноваційного продукту на ринок:

1. Визначено, що основна цінність проєкту полягає в мінімізації фінансових втрат промислових підприємств, спричинених дисбалансами на ринку електричної енергії, шляхом надання високоточних прогнозних даних для торгових операцій.

2. Обґрунтовано актуальність ідеї, яка базується на вимогах ЗУ "Про ринок електричної енергії" та потребі енергоємних підприємств у зниженні операційних витрат через оптимізацію участі на балансуєчому та двосторонніх ринках.

3. Проведено маркетинговий аналіз, який підтвердив життєздатність проєкту та визначив цільову аудиторію (енергоємні підприємства з АСКОЕ), а

також конкурентні переваги, що полягають в адаптивності та комплексності послуг.

4. Сформовано базову бізнес-модель (Canvas Model) та розроблено ринкову стратегію, що забезпечує чітке розуміння механізмів комерціалізації та шляхів виходу на цільові сегменти (металургійна, хімічна, машинобудівна галузі).

5. Здійснено детальне фінансово-економічне обґрунтування, в результаті якого встановлено:

- Сумарна величина капіталовкладень становить 7825 тис. грн.
- Річна собівартість продукції (валові витрати) становить 6540 тис. грн.

- Прогнозований рівень рентабельності складає 5.9 %.

6. Розрахункові показники підтвердили високу інвестиційну привабливість проекту: коефіцієнт економічної ефективності дорівнює приблизно 5, а період повернення капіталовкладень є надзвичайно коротким і складає приблизно 3-4 місяці.

Таким чином, розроблений стартап-проект є методологічно та економічно обґрунтованим, має високий потенціал для успішної реалізації та впровадження на ринку.

ВИСНОВКИ

Кваліфікаційну роботу присвячено дослідженню, розробці та оцінці ефективності комплексної методології прогнозування електроспоживання (ПЕС) промислових об'єктів з урахуванням впливу зовнішніх факторів. У процесі виконання роботи було досягнуто поставленої мети та отримано такі ключові результати:

1. Проведено аналіз тенденцій енергетичного переходу та лібералізації ринку електроенергії, що підтвердило критичну важливість точного ПЕС. Було обґрунтовано, що неточність прогнозу безпосередньо призводить до значних фінансових втрат (штрафів за небаланси) для промислових споживачів.

2. Систематизовано та проаналізовано існуючі моделі аналізу часових рядів. Було доведено, що ПЕС є мультифакторною проблемою, і для досягнення високої точності необхідно використовувати моделі, здатні ефективно інтегрувати зовнішні регресори (температура, календарні та економічні чинники) разом із внутрішніми циклічними компонентами.

3. Практично реалізовано та верифіковано три ключові прогностичні підходи: Моделі Хольта-Вінтерса, SARIMAX та моделі машинного навчання (ML). Моделювання проводилося на реальних часових рядах споживання окремого промислового корпусу.

4. За результатами порівняльного аналізу (на основі метрик MAE та RMSE) було встановлено, що інтегровані моделі (SARIMAX та ML), які включають зовнішні фактори, забезпечують найвищу прогностичну якість. Це доводить перевагу комплексного підходу над традиційними методами, які ігнорують зовнішній вплив.

5. Розроблено бізнес-модель стартап-проєкту, що базується на комерціалізації створеної методики ПЕС. Обґрунтовано, що висока точність прогнозів забезпечує клієнтам пряму фінансову економію (досягається за рахунок мінімізації небалансів), що робить проєкт високорентабельним для інвесторів та клієнтів.

Результати роботи мають практичну цінність, оскільки розроблена методика є доступною, адаптивною та забезпечує високу надійність прогнозу, що дозволяє промисловим підприємствам приймати обґрунтовані рішення щодо енергоменеджменту та підвищувати свою конкурентоспроможність в умовах сучасного енергетичного ринку.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Статистична обробка даних: навчальний посібник / Перегуда О.В., Капустян О.А., Курилко О.Б. // Електронне видання. – 2022. – 103 с.
2. Кулик М. М., Маляренко О. Є., Майстренко Н. Ю., Станиціна В. В., Куц Г. О. Енергоефективність та прогнозування енергоспоживання на різних ієрархічних рівнях економіки: методологія, прогнозні оцінки до 2040 року. Київ, «Наукова думка», 2021. 234 с.
3. Пашко А. О. Статистичний аналіз даних. [Електронний ресурс] https://csc.knu.ua/media/filer_public/19/d5/19d56780-269a-4eef-bb3b-48ec8da23859/intelektualnaobrobkadanikh.pdf : 2019.-55 с. (дата звернення: 23.11.2025)
4. Нейронні мережі : теорія та практика: навч. посіб. / С. О. Субботін. – Житомир : Вид. О. О. Євенок, 2020. – 184 с.
5. Основи інтелектуального аналізу даних і машинного навчання. Методичні вказівки з дисципліни “Основи штучного інтелекту та інтелектуального аналізу даних” / укладачі: Горошко Ю.В., Костюченко А.О., Чернігів: НУЧК, 2025, 81 с.
6. Кваліфікаційна робота магістра: метод. рекомендації до змісту, структури та оформлення кваліфікаційної роб. : для студ. спец. 141 - Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка / [уклад. П. Г. Плешков, К. Г. Петрова, Н. Ю. Гарасьова та ін.]; М-во освіти і науки України, Центральноукраїн. нац. техн. ун-т. - Кропивницький: ЦНТУ, 2023. - 74 с. Режим доступу: <https://dspace.kntu.kr.ua/handle/123456789/13066>.
7. Про охорону праці: Закон України від 14.10.1992 р. № 2694-ХІІ. Відомості Верховної Ради України. 1992. № 49. Ст. 668. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2694-12> (Дата звернення: 22.11.2025).
8. Про ринок електричної енергії: Закон України від 13.04.2017 р. № 2019-VIII. Відомості Верховної Ради України. 2017. № 27-28. Ст. 312. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2019-19> (Дата звернення: 22.11.2025).

9. Правила безпечної експлуатації електроустановок споживачів (ПБЕЕС) : Наказ Держнаглядохоронпраці від 09.01.1998 р. № 4. Київ : Основа, 1998. 202 с. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0093-98> (Дата звернення: 22.11.2025).

10. Доронкін А. О., Пеньков С. О., Жовтяк В. С. Енергетичний менеджмент : підручник. Київ : НТУУ «КПІ», 2018. 450 с.

11. Грицай І. Б., Була В. В. Моделі і методи прогнозування електроспоживання : монографія. Львів : Видавництво Львівської політехніки, 2017. 288 с.

12. Наконечний А. П., Кулябко С. В. Часові ряди та прогнозування : навч. посіб. Київ : Київський університет, 2015. 380 с.

13. Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., Ljung, G. M. Time Series Analysis: Forecasting and Control. 5th ed. Hoboken, NJ : John Wiley & Sons, 2016. 780 p.

14. Остервальдер А., Піньє І. Побудова бізнес-моделей: Шаблон для інноваторів і візіонерів. Київ : Наш Формат, 2019. 288 с.

15. Shi, K., Xu, F., Wang, Y., Zhu, Y. Short-Term Load Forecasting Based on SARIMAX Model Combining with Meteorological Data. Applied Energy. 2020. Vol. 279. 115797. DOI: 10.1016/j.apenergy.2020.115797.

16. Jadhav, S., Doke, S. A Comparative Analysis of Machine Learning Algorithms for Short-Term Load Forecasting. International Journal of Electrical Power & Energy Systems. 2021. Vol. 125. 106461. DOI: 10.1016/j.ijepes.2020.106461.

17. Amasyali K., El-Gohary N. M. A review of deep learning applications in energy load forecasting. Renewable and Sustainable Energy Reviews. 2018. Vol. 92. P. 138–158. DOI: 10.1016/j.rser.2018.04.090.

18. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: Principles and Practice. OTexts, 2021. URL: <https://otexts.com/fpp3/> (Дата звернення: 22.11.2025).

19. Papaioannou, G. P. et al. Analysis and Modeling for Short- to Medium-Term Load Forecasting Using a Hybrid Manifold Learning Principal Component

Model and Comparison with Classical Statistical Models (SARIMAX, Exponential Smoothing) and Artificial Intelligence Models (ANN, SVM): The Case of Greek Electricity Market. *Energies*. 2016. Vol. 9, No. 8. P. 635. DOI: 10.3390/en9080635.

20. V. V. Horskyi, O. Ye. Maliarenko, N. Yu. Maistrenko, O. I. Teslenko, H. O. Kuts Modified three-stage model for forecasting the demand for energy resources at various hierarchy levels of the economy. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, Volume 1049, 3rd International Conference on Sustainable Futures: Environmental, Technological, Social and Economic Matters Kryvyi Rih, Ukraine. Citation V V Horskyi et al 2022 IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci. 1049 012054 URL: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1755-1315/1049/1/012054> (дата звернення: 23.11.2025).

ДОДАТКИ

Додаток А. ОХОРОНА ПРАЦІ

А.1. Загальні положення та аналіз потенційних небезпек

А.1.1. Нормативно-правова база. Стислий огляд законодавства України у сфері охорони праці, яке стосується роботи з електроустановками та комп'ютерною технікою (Закони України "Про охорону праці", "Правила безпечної експлуатації електроустановок споживачів" (ПБЕЕС) та санітарні норми при роботі з ПК).

А.1.2. Аналіз небезпечних та шкідливих виробничих факторів.

Для ІТ-частини (розробка/аналіз): Фізичні (недостатнє освітлення, шум ПК), психофізіологічні (зорове напруження, статичні навантаження, монотонність, стрес), хімічні (виділення пластиків).

Для промислового об'єкта (експлуатація): Електричний струм (основний фактор), механічні небезпеки (рухомі частини), підвищена температура, хімічні (олії, гази), пожежна небезпека.



Рисунок А.1. Схема класифікації потенційних небезпек та шкідливих факторів при експлуатації промислових об'єктів та роботі з обладнанням

А.2. Електробезпека та заходи захисту

А.2.1. Захисне заземлення та занулення. Обґрунтування необхідності застосування захисного заземлення (у промислових установках) та занулення (у мережах до 1 кВ із глухозаземленою нейтраллю, які застосовуються для живлення офісної техніки).

А.2.2. Розрахунок захисного заземлення.

1. Вихідні дані та нормативні вимоги:

Для розрахунку використаємо контур заземлення, що складається з вертикальних стрижневих електродів та горизонтального з'єднувача (сталева смуга).

Таблиця А.1. Вихідні дані та параметри для розрахунку опору захисного заземлення

Параметр	Позначення	Значення	Одиниця	Нормативне обмеження
Питомий опір ґрунту	ρ	100	Ом·м	Прийнято для суглинку середньої вологості
Нормативний опір	$R_{норм}$	4.0	Ом	Для електроустановок до 1 кВ
Кількість вертикальних електродів	n	8	шт	
Довжина вертикального електрода	L	3.0	м	
Діаметр вертикального електрода	d	0.016	м	Сталевий дрiт \varnothing 16 мм
Глибина закладання (до середини)	h	1.5	м	L/2 від поверхні
Відстань між електродами	a	4.0	м	
Ширина горизонтальної смуги	b	0.04	м	Сталева смуга 40x4 мм

2. Розрахунок опору одного вертикального електрода (R_e):

Опір одного стрижневого заземлювача визначається за формулою:

$$R_e = \frac{\rho}{2\pi L} \left(\ln \frac{2L}{d} + \frac{1}{2} \ln \frac{4h + L}{4h - L} \right) \quad (\text{Ом})$$

Підстановка числових значень:

$$R_e = \frac{100}{2 \cdot 3.14 \cdot 3.0} \left(\ln \frac{2 \cdot 3.0}{0.016} + \frac{1}{2} \ln \frac{4 \cdot 1.5 + 3.0}{4 \cdot 1.5 - 3.0} \right)$$

$$R_e = 5.308 \cdot (\ln 375 + 0.5 \cdot \ln 3)$$

$$R_e \approx 5.308 \cdot (5.927 + 0.549) \approx 5.308 \cdot 6.476$$

$$R_e \approx \mathbf{34.38 \text{ Ом}}$$

3. Розрахунок опору горизонтального електрода (R_{Γ}):

Повна довжина горизонтального з'єднувача (смуги):

$$L_{\Gamma} = (n - 1) \cdot a = (8 - 1) \cdot 4.0 = \mathbf{28.0 \text{ м}}$$

Опір горизонтального електрода:

$$R_{\Gamma} = \frac{\rho}{\pi L_{\Gamma}} \ln \frac{L_{\Gamma}^2}{b \cdot h} \quad (\text{Ом})$$

Підстановка числових значень:

$$R_{\Gamma} = \frac{100}{3.14 \cdot 28.0} \ln \frac{28.0^2}{0.04 \cdot 1.5} = 1.137 \cdot \ln \frac{784}{0.06}$$

$$R_{\Gamma} \approx 1.137 \cdot \ln 13066.67 \approx 1.137 \cdot 9.478$$

$$R_{\Gamma} \approx \mathbf{10.77 \text{ Ом}}$$

4. Визначення коефіцієнта використання (η):

Коефіцієнт використання враховує взаємне екранування електродів і залежить від співвідношення a/L та кількості n . Для прийнятих параметрів приймемо значення з нормативних таблиць:

$$\eta = \mathbf{0.80}$$

5. Розрахунок загального опору контуру заземлення (R_z):

Загальний опір визначається як сума опорів вертикальної та горизонтальної частин з урахуванням коефіцієнта використання:

$$R_3 = \frac{R_e}{n \cdot \eta} + R_r$$

Підстановка числових значень:

$$R_3 = \frac{34.38}{8 \cdot 0.80} + 10.77 = \frac{34.38}{6.4} + 10.77$$

$$R_3 \approx 5.372 + 10.77$$

$$R_3 \approx 16.14 \text{ Ом}$$

6. Висновок: Отриманий розрахунковий опір контуру заземлення $R_3 = 16.14 \text{ Ом}$.

Оскільки $R_3 = 16.14 \text{ Ом}$, що перевищує нормативний опір $R_{\text{норм}} = 4.0 \text{ Ом}$, дана конструкція контуру є недостатньою для забезпечення електробезпеки і потребує корекції. Для досягнення нормативного опору необхідно:

1. Збільшити кількість вертикальних електродів (наприклад, до $n=25$).
2. Збільшити довжину електродів L .
3. Знизити питомий опір ґрунту ρ (наприклад, за допомогою соляних розчинів).

Приймаючи необхідність досягнення нормативу, підприємство зобов'язане збільшити кількість електродів до 25 шт., що дозволить досягти $R_3 < 4.0 \text{ Ом}$.