

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Сумський державний університет
Факультет електроніки та інформаційних технологій
Кафедра інформаційних технологій

«До захисту допущено»

В.о. завідувача кафедри

_____ Світлана ВАЩЕНКО

_____ 2023 р.

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня магістр

зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки»,
освітньо-професійної програми «Інформаційні технології проектування»
на тему: Моделі прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел

Здобувач групи ІТМ-23 _____ Івашов Дмитро Васильович _____
(шифр групи) (прізвище, ім'я, по батькові)

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

(підпис)

Дмитро ІВАШОВ
(Ім'я та ПРІЗВИЩЕ здобувача)

Керівник професор кафедри ІТ, д.т.н., доцент Сергій ТИМЧУК _____
(посада, науковий ступінь, вчене звання, Ім'я та ПРІЗВИЩЕ)

(підпис)

Суми – 2023

Сумський державний університет
Факультет електроніки та інформаційних технологій
Кафедра інформаційних технологій
Спеціальність 122 «Комп'ютерні науки»
Освітньо-професійна програма «Інформаційні технології проектування»

ЗАТВЕРДЖУЮ

В.о. завідувача кафедри ІТ

Світлана ВАЩЕНКО

«__» _____ 2023 р.

ЗАВДАННЯ

на кваліфікаційну роботу магістра студентові

Івашов Дмитро Васильович

(прізвище, ім'я, по батькові)

1 Тема кваліфікаційної роботи Моделі прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел

затверджена наказом по університету від «08» листопада 2023 р. № 1249-VI

2 Термін здачі студентом кваліфікаційної роботи « 15 » _____ грудня 2023 р.

3 Вхідні дані до кваліфікаційної роботи набори даних електроспоживання у .csv файлах.

4 Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, що їх належить розробити)

теоретичні основи прогнозування споживання електричної енергії, постановка задачі та методи дослідження, розробка моделей прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел, реалізація прогнозування споживання електричної енергії приватним домогосподарством від альтернативних джерел

5 Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових слайдів презентації)

актуальність, постановка задачі, аналіз існуючих моделей прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел, функціональні вимоги моделі прогнозування споживання електричної енергії, інструменти реалізації, структурно-функціональне моделювання, розробка моделі прогнозування споживання електричної енергії від сонячних фотоелектричних установок, архітектура нейронної мережі lstm, декомпозиція часового ряду даних електроспоживання приватного будинку, результат прогнозування для моделі lstm, висновки.

6. Консультанти випускної роботи із зазначенням розділів, що їх стосуються:

Розділ	Консультант	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв

Дата видачі завдання _____.

Керівник _____
(підпис)

Завдання прийняв до виконання _____
(підпис)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ п/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Формування завдання	12.10.23 – 15.10.23	
2	Аналіз сучасного стану прогнозування споживання електроенергії	16.10.23 – 19.10.23	
3	Аналіз основних факторів, що впливають на точність прогнозу споживання електроенергії	19.10.23 – 23.10.23	
4	Аналіз методів прогнозування споживання	24.10.23 – 05.11.23	
5	Розробка моделей прогнозування	06.11.23 – 22.11.23	
6	Розробка структурно-функціональні моделі прогнозування	23.11.23 – 30.11.23	
7	Підготовка набору вхідних даних	13.11.23 – 17.11.23	
8	Побудова прогнозної моделі споживання електроенергії	20.11.23 – 08.12.23	
9	Аналіз отриманих результатів та внесення необхідних корективів до моделі	09.12.23 – 13.12.23	
10	Завершення та аналіз проекту	13.12.23 – 15.12.23	

Магістрант _____

Дмитро ІВАШОВ

Керівник роботи _____

д.т.н., доц. Сергій ТИМЧУК

АНОТАЦІЯ

Кваліфікаційна робота магістра на тему «Моделі прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел» є актуальною у зв'язку зі зростанням споживання електроенергії в сучасному суспільстві і стає невід'ємною частиною енергетичної стратегії для забезпечення сталості та ефективності використання енергоресурсів. Робота складається з вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел на 40 найменувань, та додатків, загальним обсягом 64 сторінок, з яких 51 сторінок становить основний текст, 5 сторінок списку використаних джерел, 10 сторінок додатків.

Зростаюча роль альтернативних джерел енергії в енергетичному балансі України вимагає розробки ефективних методів прогнозування їх споживання. Це важливо для забезпечення надійності та безпеки роботи електроенергетичної системи, а також для планування розвитку альтернативних джерел енергії.

Метою дослідження є розроблення моделі прогнозування споживання електричної енергії приватного домогосподарства від альтернативних джерел.

У дослідженні проаналізовано існуючі методи прогнозування споживання електроенергії. Виявлено, що найбільш придатними для прогнозування споживання електроенергії з альтернативних джерел є методи, які враховують характеристики цих джерел, зокрема їх залежність від погодних умов.

На основі аналізу існуючих методів було розроблено модель прогнозування споживання електроенергії з альтернативних джерел. Апробація моделі на реальних даних показало, що вона забезпечує точність прогнозування до 95%.

Ключові слова: прогнозування, енергетика, енергомережа, модель, прогнозування, аналіз, споживання, нейронні мережі, альтернативні джерела, безпека енергосистем.

ЗМІСТ

ЗМІСТ	6
ВСТУП.....	7
1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ	9
1.1 Аналіз предметної області.....	9
1.2 Аналіз сучасного стану прогнозування споживання електричної енергії	13
2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ТА МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ.....	21
2.1 Мета та задачі дослідження.....	21
2.2 Аналіз основних факторів, що впливають на точність прогнозу споживання електричної енергії від альтернативних джерел	22
2.3 Аналіз методів прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел.....	25
3. РОЗРОБКА МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ ВІД АЛЬТЕРНАТИВНИХ ДЖЕРЕЛ	30
3.1 Математичні моделі прогнозування електроспоживання.....	30
3.2 Структурно-функціональні моделі прогнозування електроспоживання	38
4 РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ ПРИВАТНИМ ДОМОГОСПОДАРСТВОМ ВІД АЛЬТЕРНАТИВНИХ ДЖЕРЕЛ	41
4.1 Підготовка набору вхідних даних	41
4.2 Побудова прогнозованої моделі споживання електроенергії	47
4.3 Оцінка точності прогнозування розроблених моделей.....	51
ВИСНОВКИ	52
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	54
ДОДАТОК А	59
ПЛАНУВАННЯ РОБІТ.....	59
А.1 ІДЕНТИФІКАЦІЯ МЕТИ ІТ-ПРОЕКТУ	60
А.2 ПЛАНУВАННЯ ЗМІСТУ СТРУКТУРИ РОБІТ РОЗРОБЦІ МОДЕЛЕЙ.....	61
А.3 ПОБУДОВА КАЛЕНДАРНОГО ГРАФІКУ РОЗРОБКИ МОДЕЛІ	62
А.4 ПЛАНУВАННЯ РИЗИКІВ ПРОЕКТУ.....	63

ВСТУП

Електрична енергія є одним з найважливіших ресурсів для сучасного суспільства. Вона використовується для освітлення, опалення, охолодження, транспорту, промисловості, комунікацій та багатьох інших сфер життєдіяльності людини. Однак традиційні джерела електроенергії, такі як вугілля, нафта, газ та атомні реактори, мають ряд недоліків, серед яких високий рівень забруднення навколишнього середовища, обмеженість запасів, висока вартість та складність виробництва. Тому все більше уваги приділяється відновлюваним джерелам енергії (ВДЕ), таким як сонячна, вітрова, геотермальна, біомаса та інші. Ці джерела мають переваги у вигляді низького впливу на екологію, відновлюваності, доступності та децентралізованості.

Розвиток альтернативної енергетики є одним з пріоритетних напрямків сьогодення, оскільки дозволяє зменшити залежність від традиційних джерел енергії. Однак альтернативна енергетика також має свої проблеми, зокрема непостійність виробництва, залежність від погодних умов, необхідність інтеграції з існуючою електромережею та складність управління та планування. Для ефективного використання альтернативної електроенергії необхідно мати точну інформацію про її споживання в реальному часі та прогнозувати його на майбутнє. Це дозволить оптимізувати розподіл ресурсів, зменшити втрати та покращити якість обслуговування споживачів.

Існує широкий спектр моделей прогнозування споживання електричної енергії від ВДЕ, які можна класифікувати за різними ознаками, такими як метод прогнозування, горизонт прогнозування та рівень агрегації даних. Одними з найбільш поширених методів прогнозування є статистичні методи, методи машинного навчання та методи штучного інтелекту. Горизонт прогнозування може варіюватися від декількох хвилин до декількох років, а рівень агрегації даних може бути різним, від окремих об'єктів до цілих регіонів.

Вибір моделі прогнозування залежить від конкретних умов застосування, таких як тип ВДЕ, наявність історичних даних, обчислювальні ресурси та вимоги до точності прогнозу.

Об'єкт дослідження: інформаційне забезпечення прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел.

Предмет дослідження: моделі і методи прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел.

Мета: Розробка моделі прогнозування споживання електричної енергії приватним домогосподарством від альтернативних джерел.

Задачі:

- провести аналіз предметної області прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел;
- виконати планування робіт;
- визначити основні фактори, що впливають на точність прогнозу;
- вибрати метод прогнозування;
- провести структурно-функціональне моделювання процесу прогнозування електроспоживання;
- розробити модель прогнозування електроспоживання для приватного домогосподарства та провести оцінку точності прогнозування.

1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ

1.1 Аналіз предметної області

Прогнозування об'ємів споживання електроенергії в сучасному суспільстві стає необхідною складовою енергетичної стратегії, спрямованої на забезпечення стійкості та ефективності використання енергетичних ресурсів [1]. Цей процес відіграє ключову роль у різних сферах, включаючи енергетичні компанії, державні органи та окремих користувачів, приватних власників будинків.

Для енергетичних компаній прогнозування є стратегічним інструментом для оптимізації виробництва. Вони можуть визначити споживчі тенденції та пікові навантаження [2], щоб ефективно розподіляти ресурси і зменшувати витрати. Для державних органів прогнозування є засобом планування та управління енергетичними ресурсами, що сприяє стійкості системи та уникненню можливих аварій.

У приватних будинках прогнозування об'ємів споживання електроенергії має практичне застосування для визначення необхідних обсягів генерації електричної енергії від альтернативних джерел. Освідомленість про планування споживання електроенергії дозволяє приватним особам економити кошти [3], а також збільшує їхню екологічну відповідальність. Підвищення надійності електропостачання в приватних будинках також стає можливим завдяки точним прогнозам.

Загальною метою прогнозування є створення сталого та ефективного енергетичного сектору [4], що враховує потреби суспільства та забезпечує збалансоване використання енергетичних ресурсів на всіх рівнях.

Процес прогнозування об'ємів споживання електроенергії включає кілька ключових етапів, що допомагають здійснити точні та надійні прогнози. Нижче подано загальний огляд етапів [5] для виконання прогнозування.

Збір історичних даних про споживання електроенергії є першим етапом. Ці дані включають інформацію про використання електроенергії в попередні роки, місяці та дні.

Аналіз даних включає проведення детального аналізу історичних даних для виявлення залежностей, сезонних змін, тенденцій та факторів, що впливають на споживання електроенергії є другим етапом.

Вибір методів прогнозування дозволяє визначити підходи та методи прогнозування, які найкраще відповідають характеру даних і особливостям споживання електроенергії. Це може включати статистичні методи, машинне навчання, аналіз часових рядів тощо є третім етапом.

Тестування та налаштування ефективності прогновної моделі на тестових даних та внесення необхідних корекцій для покращення точності є четвертим етапом.

Прогнозування та застосування розробленої моделі до актуальних даних для отримання прогнозу об'ємів споживання електроенергії на визначений період є п'ятим етапом.

Моніторинг, постійне оновлення прогнозів та їх порівняння з фактичними даними. При необхідності внесення корекцій до моделі для підтримання високої точності є шостим етапом.

Підготовка звітів аналіз результатів, які містять результати прогнозування, висновки та рекомендації для прийняття рішень на основі прогнозів є сьомим етапом.

Цей цикл може бути повторений регулярно для оновлення прогнозів у відповідності зі змінами в споживанні електроенергії та інших впливаючих факторах.

Споживання електроенергії визначається рядом факторів, які охоплюють технічні, економічні, соціокультурні та екологічні аспекти [6]. Зміни в цих областях можуть суттєво впливати на обсяг та характер використання електроенергії.

Технічні інновації та розвиток технологій, такі як впровадження смарт-систем, енергоефективних технологій та віддалених керуючих систем [7], можуть впливати на споживання, сприяючи раціональнішому використанню електроенергії.

Економічні фактори, такі як рівень доходу та ціни на електроенергію, впливають на споживацькі можливості та вибір між енергоефективними та менш ефективними системами.

Соціокультурні аспекти, такі як зміни у робочих графіках, зміни в споживчих звичках та культурних традиціях [8], можуть визначати патерни споживання електроенергії в різних групах населення.

Екологічні питання та рішення, пов'язані зі збереженням енергії та використанням відновлюваних джерел, також впливають на ставлення споживачів до електроенергії та їхню готовність приймати енергоефективні рішення.

Загальні світові тенденції щодо сталого розвитку, урбанізації та росту населення також формують контекст для змін у споживанні електроенергії.

Тривалість прогнозування є важливим аспектом у процесі планування та управління різними аспектами, включаючи споживання електроенергії. Визначення оптимальної тривалості прогнозу визначається конкретним контекстом і завданнями, які передбачаються для розв'язання. Ключові аспекти інтервалів прогнозування розглядаються в роботі [9].

Короткострокове прогнозування, тривалість якого складає від декількох годин до кількох днів, використовується для планування оперативної діяльності, управління піковими навантаженнями, вирішення тимчасових проблем.

Середньострокове прогнозування може тривати від кількох тижнів до кількох місяців і використовується бізнес-планування, розподіл ресурсів на середньостроковий період, врахування сезонних коливань.

Довгострокове прогнозування зазвичай триває від кількох місяців до кількох років, використовується для стратегічного планування розвитку

енергетичної інфраструктури, інвестиційні рішення, узгодження з макроекономічними та соціальними тенденціями.

Екстремальне прогнозування застосовується для коротких термінів у подіях з великим впливом (наприклад, стихійні лиха, аварії). Застосовується для управління кризовими ситуаціями, швидке реагування на непередбачені обставини.

Динамічне оновлення прогнозу це постійне оновлення прогнозу в режимі реального часу відповідно до змін в даних, тенденціях або внутрішніх факторах.

Важливо враховувати, що тривалість прогнозу має визначатися конкретними потребами та особливостями ситуації. Короткострокові прогнози можуть бути необхідні для оперативного управління, в той час як довгострокові прогнози спрямовані на стратегічне планування та розвиток [10]. Поєднання різних тривалостей прогнозів може створити комплексний підхід до управління споживанням електроенергії.

Сучасні підходи до прогнозування електроенергії охоплюють великий спектр методів від традиційних статистичних та математичних моделей до інноваційних технологій машинного навчання та фізичних моделей енергетичних систем [11]. Цей широкий спектр підходів віддзеркалює складність взаємодії факторів, що впливають на енергетичну динаміку, та вимагає постійного удосконалення стратегій прогнозування для забезпечення ефективного функціонування та стійкості електроенергетичних систем у невизначеному майбутньому.

Один із основних підходів – це статистичні методи, які аналізують часові ряди та використовують регресійні моделі для визначення патернів споживання. Завдяки використанню історичних даних, ці методи дозволяють робити прогнози на різні терміни.

Машинне навчання стає все більш популярним підходом, особливо використання алгоритмів класифікації та нейронних мереж [12]. Ці методи можуть адаптуватися до змінних умов та враховувати велику кількість факторів, що впливають на споживання електроенергії.

Фізичні моделі, які враховують енергетичні процеси та фізичні обмеження, розвиваються для отримання більш точних результатів. Моделі балансування та моделі розвитку енергосистем допомагають зрозуміти фізичні аспекти електроенергетики.

Експертні оцінки залишаються важливим елементом прогнозування. Врахування думки та досвіду експертів може забезпечити додаткові відомості та покращити якість прогнозів, особливо в умовах великої невизначеності.

Інтегровані та гібридні підходи набувають популярності, поєднуючи переваги різних методів. Це дозволяє отримати більш точні та надійні результати прогнозування електроенергії.

1.2 Аналіз сучасного стану прогнозування споживання електричної енергії

Використання відновлюваних джерел енергії (ВДЕ) завойовує світ і Україну. Боротьба із забрудненням навколишнього середовища, виснаженням озонового шару та зміною клімату змусила людство шукати альтернативні джерела енергії. До альтернативних або відновлюваних джерел енергії відносяться сонячна, вітрова, гідроенергія та біопаливо.

Країни-члени ЄС роблять дуже оптимістичні прогнози щодо виробництва енергії з альтернативних джерел у майбутньому: до 2030 року частка відновлюваних джерел енергії в структурі загального виробництва електроенергії становитиме 50%. Темпи розвитку альтернативної енергетики в Україні є низькими порівняно з середньосвітовими. Згідно з Енергетичною стратегією України, частка відновлюваних джерел енергії в структурі виробництва електроенергії досягне 7% до 2020 року і 13% до 2025 року. Але в цілому частка відновлюваних джерел енергії в Україні щорічно збільшується, наприклад, в 2017 році потужність альтернативних джерел енергії зросла на 23% (на 257 МВт чистої енергії).

Варто зазначити, що сонячна енергетика посідає перше місце серед природних джерел енергії в Україні, залишаючи позаду вітрову енергетику. Станом на 2017 рік встановлена потужність сонячних електростанцій (СЕС) в Україні становила 735,8 МВт, вітрових електростанцій - 506,2 МВт, міні-ГЕС - 94,6 МВт, електростанцій на біомасі та біогазі - 73,1 МВт, дахових сонячних електростанцій - 6 МВт. За прогнозами аналітиків та експертів енергетичного сектору, у 2018 році кількість встановлених відновлюваних джерел енергії та, як наслідок, кількість виробленої екологічно чистої енергії зростатиме.

Україна має достатній потенціал для розвитку відновлюваних джерел енергії та заміщення традиційних паливно-енергетичних ресурсів.

Тому наша країна поставила перед собою чіткі стратегічні цілі щодо розвитку відновлюваної енергетики, зокрема, досягти 12% частки ВДЕ у кінцевому енергоспоживанні до 2020 року [13] та 25% частки у первинному енергопостачанні до 2035 року [14].

З метою стимулювання виробництва тепла з відновлюваних джерел енергії Верховна Рада України прийняла Закон України [15], який передбачає запровадження стимулюючого тарифу на теплову енергію з альтернативних джерел. Тариф на теплову енергію з альтернативних джерел встановлюється на рівні 90% від діючого тарифу на теплову енергію з газу (а у разі відсутності такого тарифу - на рівні середньозваженого тарифу на теплову енергію з газу за регіонами) [16].

Розвитку сектору відновлюваної енергетики також сприяє Закон України [17], який вносить зміни до Податкового кодексу України [18] та Закону України "Про землі енергетики та правовий режим спеціальних зон енергетичних об'єктів" [19].

Президент України підписав Закон № 810-IX [20], який мав стати першим кроком до вирішення проблемних питань на енергетичному ринку, зокрема щодо укладення договорів з виробниками відновлюваної енергії. Крім того, Уряд України змінив модель покладання спеціальних обов'язків (постанова КМУ від

05.08.2020 № 694). НКРЕКП також внесла зміни до правил ринку своїми постановами № 1998 від 04.11.2020 та № 2084 від 11.11.2020.

Однак станом на грудень 2020 року ліквідність на ринку електроенергії залишалася критично низькою, зокрема через маніпулювання цінами.

Таким чином, проблеми полягають у наступному:

1. Існуюча законодавча база остаточно не вирішила проблему накопичення боргів перед виробниками альтернативної енергії [21].
2. Уряд України не розробив комплексну стратегію розвитку сектору відновлюваної енергетики до 2030 року, враховуючи активний розвиток водневої енергетики у світі та виклики, пов'язані з втратою ліквідності на енергетичному ринку та зміною структури національної економіки через пандемію.
3. Відсутнє належне інформаційне забезпечення підтримки прийняття рішень при впровадженні альтернативної енергетики.

Станом на 1 квітня 2020 року "зелені" тарифи на електричну енергію, вироблену суб'єктами господарювання на об'єктах електроенергетики, що використовують альтернативні джерела енергії, та надбавки до "зелених" тарифів за дотримання рівня використання обладнання, виробленого в Україні, встановлені НКРЕКП [22] на рівні від 2,196 грн/кВт-год (з ПДВ) до 15,87 грн/кВт-год (з ПДВ), тобто середній "зелений" тариф становить 9,0013 грн/кВт-год (з ПДВ).

Загальний обсяг інвестицій міжнародних компаній [23] оцінюється у 2,6 млрд євро, що є одним з найкращих прикладів успішного іноземного інвестування в національну економіку з часів незалежності України. Водночас, за перші три квартали 2020 року в сектор альтернативної енергетики було здійснено інвестицій на суму \$1,1 млрд.

За результатами 2019 року учасники ринку альтернативної енергетики перерахували до бюджетів усіх рівнів 19,9 млрд грн, що втричі перевищує податкові відрахування вугільної галузі [24]. Суттєва різниця між податковим

тягарем вугільної промисловості та альтернативної енергетики полягає в тому, що остання сплачує і земельний, і екологічний податки[25].

Варто зазначити, що завдяки сплаті земельного податку учасниками ринку альтернативної енергетики, якщо сектор розвиватиметься, надходження до бюджетів усіх рівнів постійно зростатимуть.

Прибутки будь-якої компанії, що працює в секторі відновлюваної енергетики, залежать щонайменше від трьох основних чинників. По-перше, техніко-економічні показники наявних генерувальних потужностей, включно зі встановленою потужністю і тарифом на продаж товарної продукції, а також собівартістю вироблення електроенергії. По-друге, фактор фінансової ліквідності та ринкової кон'юнктури, який містить у собі структуру генерації та споживання; середньозважені ціни в усіх сегментах ринку; рівень взаємозв'язків і боргових зобов'язань; тариф оператора системи передачі; дисбаланси; обмеження генерації; взаємозаліки тощо. По-третє, політичний фактор, який, наприклад, виражається у впливі на комерційну стратегію найбільших учасників ринку електроенергії; ухваленні рішень центральними органами виконавчої влади та NEISPA. Комерційна та інформаційна діяльність учасників ринку має найбільший вплив на навантаження [26].

Метод приведеної вартості електроенергії був використаний для розрахунку вартості всієї генерації відновлюваної енергії (рис. 1.1) з урахуванням вартості грошей за період їх використання.

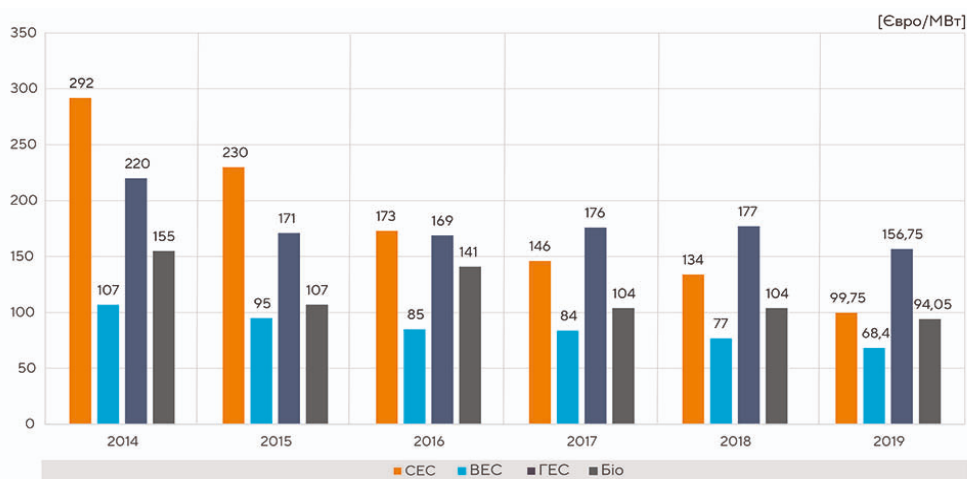


Рисунок 1.1 - Розрахунок собівартості усіх видів генерації ВДЕ

Джерело: [27]

Сонячні електростанції. У період з 2014 по 2019 рік собівартість цього виду виробництва електроенергії знизилася більш ніж удвічі, причому основним фактором стало здешевлення ключових компонентів обладнання. Значний вплив на собівартість мав 2015 рік, коли банківські установи переглянули свою кредитну політику, знизили кредитні ставки та визначили проекти як менш ризиковані та легко передбачувані.

Прогнозований енергетичний баланс (рис. 1.2) розроблено за допомогою математичних моделей на основі індикативних показників Енергетичної стратегії України до 2035 року [28] та з урахуванням впливу пандемії на споживання електроенергії у посткризовий (COVID-19) період.

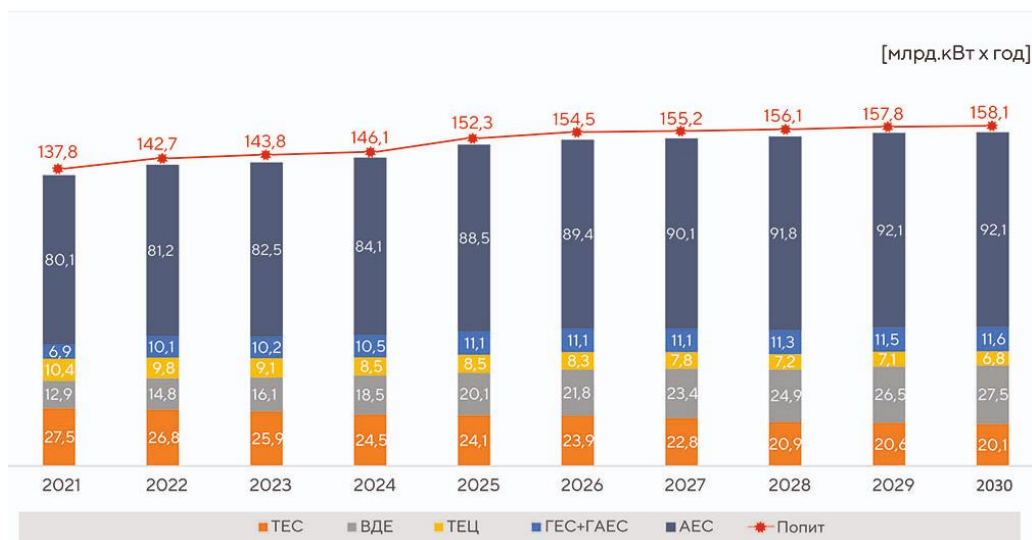


Рисунок 1.2 – Прогнозований енергетичний баланс

Джерело: [27]

Математичне моделювання показало, що запропонований варіант включення ВДЕ в баланс ОЕС України на рівні до 26% дозволяє замінити 3,22 ГВт потужності ТЕС. Це означає, що склад енергоблоків для покриття навантаження такого розміру допускає максимальне збільшення потужності на 0,043 одиниці на годину, що є недостатнім для подолання сплесків навантаження. Дефіцит становить приблизно 0,91 ГВт. Цей дефіцит може бути покритий за рахунок систем накопичення енергії, які використовуються для збалансування добового графіка навантаження та компенсації різких змін навантаження [29][30].

Результати моделювання роботи ОЕС України разом з системами накопичення енергії показують позитивний вплив теплової генерації, а саме зменшення кількості пусків (зупинок) енергоблоків за рахунок вирівнювання добового графіка навантаження.

Акцент для розвитку вітроенергетики в Україні, порівняно з сонячними електростанціями, робиться на більш тривалий час виробництва протягом дня/року та достатньо передбачуваний графік виробництва (рис. 1.3), а також зручність диспетчерського контролю.

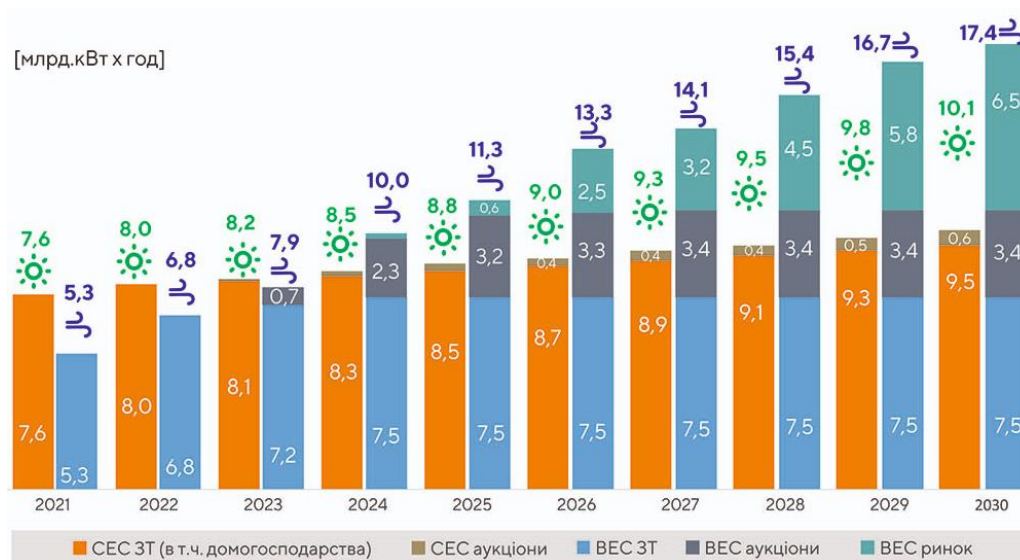


Рисунок 1.3 - Динаміка генерації виробництва альтернативної енергетики

Джерело: [27]

Відповідно до динаміки розвитку альтернативної енергетики, запуску аукціонів та продажу "зеленої" електроенергії в ринок розраховані виплати компаніям ВДЕ.

Базовий сценарій розвитку альтернативної енергетики (рис. 1.4), запропонований у цьому документі, передбачає збільшення платіжного портфелю для сектору ВДЕ з 50,8 млрд грн (2021 рік) до 122,3 млрд грн у 2030 році. Причому останнє значення розраховане за умови, що 18% електроенергії з ВДЕ буде продаватися на ринку.

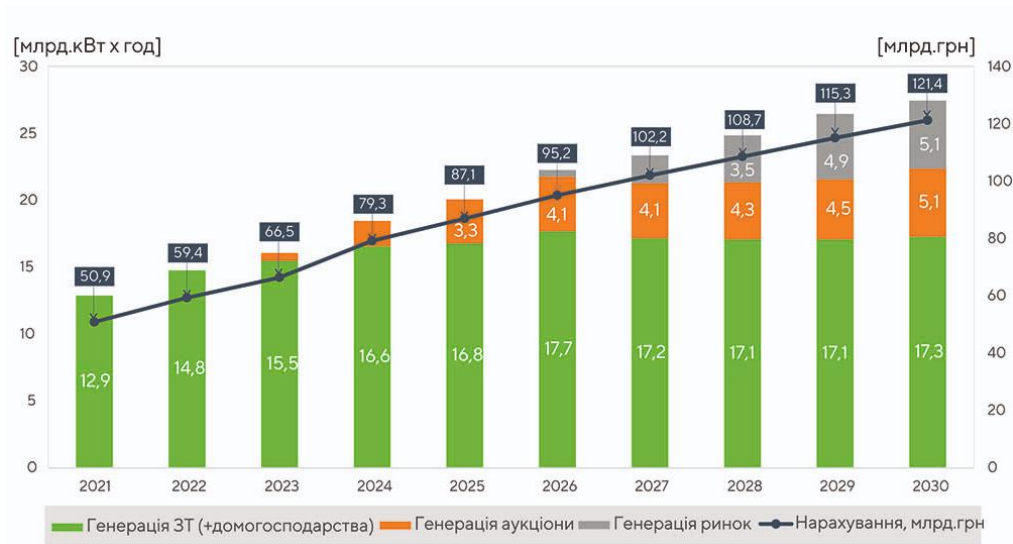


Рисунок 1.4 - Розрахунковий графік генерації ВДЕ

Джерело: [27]

За базовим сценарієм розвитку електроенергетичної системи та виходячи з гіпотези, що неринкові ціни на електроенергію для домогосподарств продовжуватимуть субсидіюватися до 2030 року, оціночний дефіцит коштів лише на ПСО становитиме понад 100 млрд грн, починаючи з 2026 року (рис. 1.5).

Вперше дефіцит у розмірі 18,3 млрд грн виникне у 2023 році.

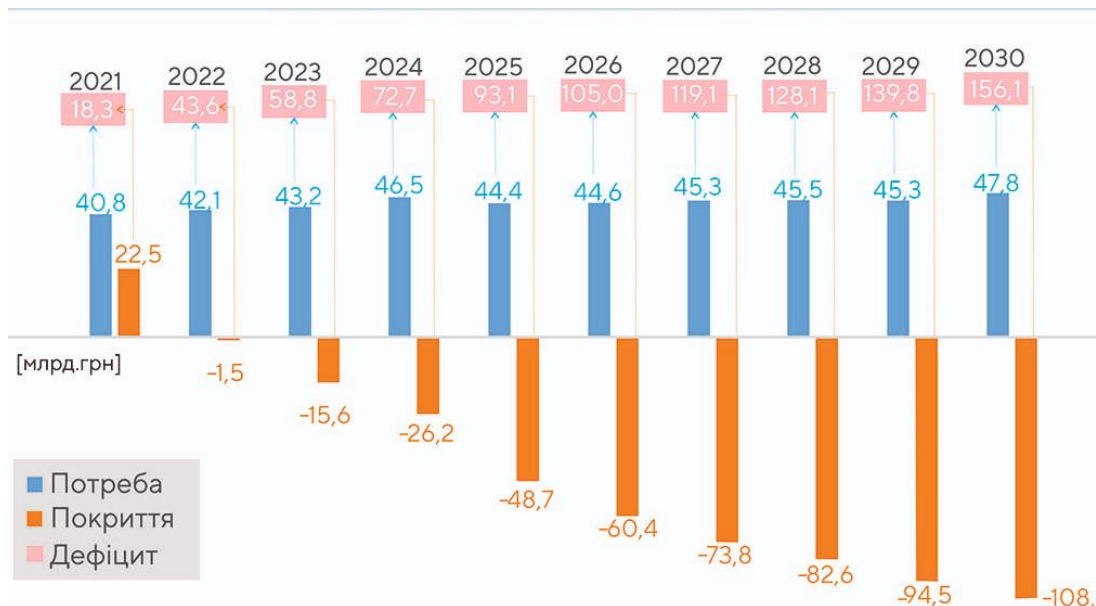


Рисунок 1.5 - Оціночний дефіцит коштів на датування вартості є/є для населення

Джерело: [27]

На сьогоднішній день кінцева вартість електроенергії для домогосподарств та промислових споживачів в Україні на 68% та 53% нижча, ніж в ЄС [31].

Це пов'язано з історичним фактором, оскільки питання збереження пільгових цін на електроенергію для домогосподарств експлуатувалося українськими політиками на шкоду національній економіці. Таким чином, перехресне субсидіювання принесло дивіденди авторам цієї стратегії і спричинило дефіцит коштів для системно важливих підприємств енергетичного сектору.

Поступове приведення цін на електроенергію для домогосподарств до ринкового рівня є співставним з очікуваним зростанням доходів домогосподарств[32]. Крім того, майже 3 мільйони громадян, які отримують субсидії, не відчують впливу ринкових цін на свій добробут.

Наразі витрати середньостатистичного українського домогосподарства на електроенергію становлять 2,7% від загальних витрат, а після вирівнювання становитимуть близько 6% (рис. 1.6).

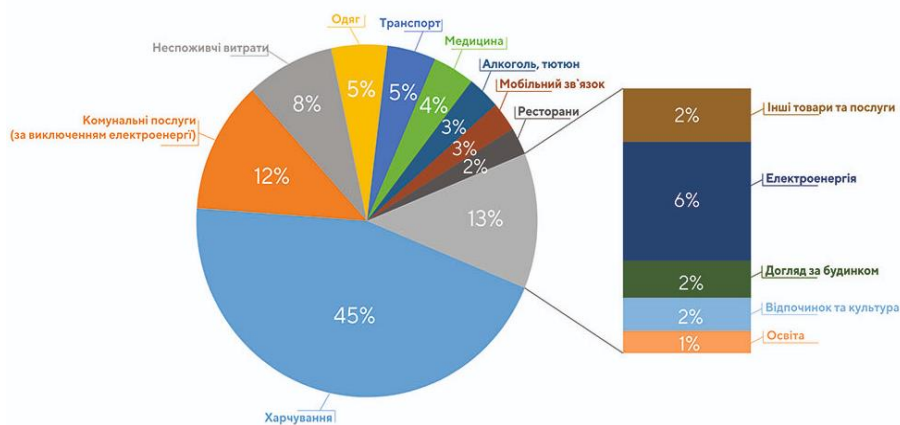


Рисунок 1.6 - Структура витрат середньостатистичного домогосподарства після вирівнювання цін на електроенергію

Джерело: [27]

2. Постановка задачі та методи дослідження

2.1 Мета та задачі дослідження

Метою дослідження є розроблення математичної моделі прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел.

Для досягнення цієї мети необхідно вирішити такі задачі:

- вибір та обґрунтування методологічних підходів до моделювання споживання електричної енергії від альтернативних джерел;
- розробка та верифікація моделей прогнозування споживання електричної енергії від сонячної, вітрової та геотермальної енергетики;
- порівняльний аналіз отриманих моделей за точністю, надійністю та оптимальністю;

У рамках дослідження будуть розглянуті такі підходи до прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел:

- статистичні методи прогнозування.
- метод машинного навчання.
- ансамбль дерев рішень.

Розроблені моделі будуть оцінені на основі критерію точності прогнозування.

Очікувані результати дослідження:

- розробка моделі прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел.
- оцінка розроблених моделей на реальних даних.
- покращення точності, швидкості та стійкості прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел.

Результати дослідження будуть мати практичне значення для операторів систем розподілу електричної енергії, виробників електричної енергії від альтернативних джерел та інших зацікавлених сторін.

2.2 Аналіз основних факторів, що впливають на точність прогнозу споживання електричної енергії від альтернативних джерел

Точність прогнозу споживання електричної енергії від альтернативних джерел залежить від багатьох факторів, зокрема від якості даних, на яких навчається модель прогнозування, складності моделі, методології прогнозування, а також від погодних умов.

Для забезпечення стабільної роботи енергосистеми необхідно мати точні прогнози споживання електричної енергії від альтернативних джерел. Як правило, точність прогнозу на рівні 95% вважається достатньою для забезпечення стабільності енергосистеми.

Однак в деяких випадках може знадобитися більш висока точність прогнозу. Наприклад, якщо енергосистема має обмежені резерви потужності, то може знадобитися точність прогнозу на рівні 99% або навіть 99,9%.

Точність прогнозу також може залежати від конкретного застосування. Наприклад, якщо прогноз використовується для планування виробництва електроенергії, то може знадобитися більш висока точність, ніж якщо прогноз використовується для управління балансом енергосистеми.

Загалом, точність прогнозу споживання електричної енергії від альтернативних джерел повинна бути достатньою для забезпечення стабільності енергосистеми і відповідати конкретним потребам застосування.

Щоб отримати більш точний прогноз, необхідно враховувати всі фактори, що впливають на споживання, використовувати складні моделі прогнозування і застосовувати методи машинного навчання для виявлення та усунення похибок в даних.

Основними факторами, що впливають на точність прогнозу споживання електричної енергії від альтернативних джерел, може бути точність даних, на яких навчається модель прогнозування, також дані повинні бути репрезентативними для фактичного споживання енергії. Вони повинні включати в себе інформацію про всі

фактори, що впливають на споживання, такі як погодні умови, час доби, календарний день, тощо.

Складністю моделі прогнозування є врахування якомога більше факторів які можуть забезпечити більш високу точність прогнозу. Однак вони також більш чутливі до похибок в даних.

Деякі методи прогнозування, такі як методи машинного навчання, можуть забезпечити більш високу точність, ніж інші методи, такі як методи статистичного прогнозування.

Точність даних, на яких навчається модель прогнозування, є одним з найважливіших факторів, що впливають на точність прогнозу. Дані повинні бути репрезентативними для фактичного споживання енергії, тобто вони повинні відображати всі фактори, що впливають на споживання

Якщо дані не є репрезентативними, то модель прогнозування може навчитися прогнозувати споживання енергії, яке не відповідає фактичному споживанню. Це може призвести до зниження точності прогнозу.

Для того, щоб дані були репрезентативними, необхідно зібрати їх протягом достатнього періоду часу. Дані повинні включати в себе інформацію про всі фактори, що впливають на споживання.

Наприклад, для прогнозування споживання електричної енергії від сонячних панелей необхідно зібрати дані про інтенсивність сонячного випромінювання, температуру повітря, хмарність, тощо. Дані повинні бути зібрані протягом декількох років, щоб врахувати сезонні коливання погодних умов.

Крім того, важливо, щоб дані були отримані з надійних джерел. Дані з ненадійних джерел можуть містити помилки, які можуть призвести до зниження точності прогнозу саме тому для підвищення точності прогнозу споживання електричної енергії від альтернативних джерел необхідно збирати репрезентативні дані з надійних джерел.

Якщо проаналізувати прості і складні моделі прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел то ми бачимо що прості моделі можуть враховувати лише один фактор, наприклад, інтенсивність сонячного

випромінювання. Така модель може бути використана для прогнозування споживання електричної енергії від сонячних панелей.

Натомість складної моделі можуть враховувати кілька факторів, таких як інтенсивність сонячного випромінювання, температура повітря, хмарність, час доби, календарний день, тощо. Така модель може бути використана для прогнозування споживання електричної енергії від сонячних панелей з більшою точністю.

Для підвищення точності прогнозу споживання електричної енергії від альтернативних джерел необхідно використовувати складні моделі, які враховують більше факторів. Однак необхідно також використовувати методи машинного навчання для виявлення та усунення похибок в даних.

2.3 Аналіз методів прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел

Прогнозування споживання електричної енергії є важливою задачею в електроенергетиці. Воно дозволяє операторам систем електропостачання планувати свою діяльність, зокрема, забезпечувати баланс між виробництвом і споживанням електроенергії.

Існує ряд методів прогнозування споживання електричної енергії. Вони можуть бути класифіковані за різними ознаками, наприклад, за періодом прогнозування, за кількістю використовуваних факторів, за характером залежності між факторами і прогнозованим значенням.

За періодом прогнозування методи прогнозування можна розділити на три групи:

- короткострокове прогнозування (до 1 року) застосовується для планування поточної діяльності операторів систем електропостачання.
- середньострокове прогнозування (від 1 року до 5 років) застосовується для планування інвестиційних програм.
- довгострокове прогнозування (понад 5 років) застосовується для планування розвитку енергосистеми.

За кількістю використовуваних факторів методи прогнозування можна розділити на групи:

- методи однофакторного прогнозування, що використовують один фактор для прогнозування споживання електричної енергії. наприклад, для прогнозування споживання електроенергії в побуті можна використовувати фактор чисельності населення.
- методи багатфакторного прогнозування, що використовують кілька факторів для прогнозування споживання електричної енергії. наприклад, для прогнозування споживання електроенергії в промисловості можна використовувати фактори чисельності

промислових підприємств, обсягу виробництва продукції, цін на електроенергію тощо.

За характером залежності між факторами і прогнозованим значенням методи прогнозування можна розділити на декілька груп:

- методи лінійної залежності, які передбачають, що існує лінійна залежність між факторами і прогнозованим значенням. Наприклад, метод лінійної регресії використовується для прогнозування споживання електричної енергії на основі факторів чисельності населення і середньої вартості електроенергії.
- методи нелінійної залежності, які передбачають, що існує нелінійна залежність між факторами і прогнозованим значенням. Наприклад, метод поліноміальної регресії використовується для прогнозування споживання електричної енергії на основі факторів чисельності населення, середньої вартості електроенергії і темпів економічного зростання.

До основних методів прогнозування споживання електричної енергії відносяться:

- метод екстраполяції передбачає, що прогнозує майбутнє значення на основі аналізу минулих значень.
- метод експертних оцінок, що передбачає використання експертних суджень для прогнозування майбутнього значення.
- методи статистичного прогнозування, які використовують статистичні методи для визначення залежності між факторами і прогнозованим значенням.
- методи штучного інтелекту, які використовують нейронні мережі для прогнозування майбутнього значення.

Кожен метод варто розглянути детальніше, що дозволить нам більш глибоко зрозуміти переваги та недоліки методи.

Метод екстраполяції є найпростішим методом прогнозування. Він передбачає прогнозування майбутнього значення на основі аналізу минулих

значень. Метод екстраполяції може бути ефективним у випадках, коли існує стійка тенденція зміни значення в минулому. Однак, метод екстраполяції може давати невірні результати в випадках, коли тенденція зміни значення змінюється.

Метод експертних оцінок передбачає використання експертних суджень для прогнозування майбутнього значення. Метод експертних оцінок може бути ефективним у випадках, коли існує велика кількість факторів, які впливають на значення, або коли ці фактори складно кількісно оцінити. Однак, метод експертних оцінок може бути суб'єктивним і давати невірні результати.

Методи статистичного прогнозування використовують статистичні методи для визначення залежності між факторами і прогнозованим значенням. Методи статистичного прогнозування можуть бути ефективними у випадках, коли існує стійка статистична залежність між факторами і прогнозованим значенням. Однак, методи статистичного прогнозування можуть бути не ефективними в випадках, коли залежність між факторами і прогнозованим значенням не є статистично значущою.

Методи штучного інтелекту використовують нейронні мережі для прогнозування майбутнього значення. Методи штучного інтелекту можуть бути ефективними у випадках, коли існує складна динаміка зміни значення. Однак, методи штучного інтелекту можуть бути складними у реалізації і потребувати значних обсягів даних для навчання.

Вибір методу прогнозування залежить від багатьох факторів, наприклад таких:

- період прогнозування
- кількість використовуваних факторів
- характер залежності між факторами і прогнозованим значенням
- доступність даних
- бюджет

Для короткострокового прогнозування часто використовуються методи екстраполяції і метод експертних оцінок. Для середньострокового і

довгострокового прогнозування часто використовуються методи статистичного прогнозування і методи штучного інтелекту.

Для прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел необхідно враховувати такі фактори, як:

- зміна попиту на електроенергію;
- зміна погодних умов навколишнього середовища.

Методи прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел повинні бути здатні адаптуватися до змінних факторів, які впливають на споживання електричної енергії.

Найбільш перспективними методами прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел є методи штучного інтелекту, які дозволяють враховувати складну динаміку зміни значення.

Вибір методу прогнозування залежить від таких факторів:

- період прогнозування;
- кількість використовуваних факторів;
- характер залежності між факторами і прогнозованим значенням;
- доступність даних;
- необхідна точність прогнозу;
- короткострокове прогнозування.

Для оцінки якості прогнозу використовуються такі показники:

- абсолютна похибка – різниця між фактичним значенням і прогнозованим значенням;
- відносна похибка – відношення абсолютної похибки до фактичного значення;
- кореляційний коефіцієнт – міра залежності між фактичними значеннями і прогнозованими значеннями.

Порівняльний аналіз методів прогнозування споживання електричної енергії показує, що кожна методика має свої переваги і недоліки.

Метод екстраполяції є простим і легким у використанні, але він може давати невірні результати в випадках, коли тенденція зміни значення змінюється.

Метод експертних оцінок може бути ефективним у випадках, коли існує велика кількість факторів, які впливають на значення, або коли ці фактори складно кількісно оцінити. Однак, метод експертних оцінок може бути суб'єктивним і давати невірні результати.

Методи статистичного прогнозування можуть бути ефективними у випадках, коли існує стійка статистична залежність між факторами і прогнозованим значенням. Однак, методи статистичного прогнозування можуть бути не ефективними в випадках, коли залежність між факторами і прогнозованим значенням не є статистично значущою.

Методи штучного інтелекту можуть бути ефективними у випадках, коли існує складна динаміка зміни значення. Однак, методи штучного інтелекту можуть бути складними у використанні і вимагати значних обчислювальних ресурсів.

Вибір методу прогнозування повинен проводитися з урахуванням конкретних умов і вимог.

3. РОЗРОБКА МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ ВІД АЛЬТЕРНАТИВНИХ ДЖЕРЕЛ

3.1 Математичні моделі прогнозування електроспоживання

Модель ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) представляє собою підхід до прогнозування часових рядів [33], який об'єднує три ключові компоненти: авторегресію (AR), інтегровану складову (I) та ковзне середнє (MA). Ця модель розроблена для роботи з різноманітними шаблонами та закономірностями в часових рядах.

- авторегресія (ar): вказує на те, що поточне значення часового ряду залежить від його попередніх значень з певним лагом. авторегресія дозволяє враховувати автокореляції в часовому ряді, тобто повторюваність певних патернів чи тенденцій;
- інтегрована складова (i): вказує на необхідність диференціації часового ряду для забезпечення його стаціонарності. створюється новий ряд, який є різницею між поточним значенням та попереднім значенням ряду;
- ковзне середнє (ma): використовує попередні значення стохастичного шуму для прогнозування поточного значення часового ряду. це дозволяє моделі враховувати кореляції у залишках моделі.

Об'єднуючи ці три компоненти, модель ARIMA стає ефективним інструментом для аналізу та прогнозування часових рядів. Важливо відзначити, що вибір оптимальних значень параметрів ARIMA, таких як порядки авторегресії (p), диференціації (d) та ковзного середнього (q), визначається на основі аналізу властивостей конкретного часового ряду та його компонентів. ARIMA може бути корисним інструментом для прогнозування та управління різноманітними економічними, фінансовими та іншими часовими рядами. Модель ARIMA(p, d, q) може бути виражена наступним чином [33]:

$$Y_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \phi_i(Y_{t-i} - \alpha) + \varepsilon_t, \quad (3.1)$$

де:

Y_t - значення часового ряду в момент часу t ,

α - константа,

ϕ - коефіцієнти авторегресії,

p - порядок авторегресії (AR).

Інтегрована складова враховує рівень диференціації d :

$$Y'_t = Y_t - Y_{t-d},$$

де Y'_t - зміщене на d -відносності від поточного значення.

Ковзне середнє в моделі ARIMA також враховується:

$$Y_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \phi_i(Y_{t-i} - \alpha) + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t, \quad (3.2)$$

де:

θ_j - коефіцієнти ковзного середнього (MA),

q - порядок ковзного середнього (MA),

ε_t - біла помилка (біле шумове випадкове коливання).

Підбір оптимальних значень p , d , та q зазвичай виконується за допомогою методів, таких як аналіз автокореляційної функції (ACF) та часткової автокореляційної функції (PACF). Ці значення дозволяють оптимально побудувати ARIMA-модель для прогнозування часового ряду.

Модель SARIMAX (Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average with exogenous factors) є покращенням класичної моделі ARIMA, яка включає в себе компоненти для роботи з сезонністю та зовнішніми факторами [34]. Ця модель є потужним інструментом для прогнозування часових рядів, де враховуються як трендові, так і сезонні коливання, а також вплив зовнішніх факторів.

Модель SARIMAX(p, d, q)(P, D, Q, s) з урахуванням екзогенних факторів може бути представлена наступним чином:

$$Y_t = \alpha + \beta X_t + \varepsilon_t, \quad (3.3)$$

де:

Y_t - значення часового ряду в момент часу t ,

α - константа,

X_t - вектор екзогенних факторів в момент часу ,

β - вектор коефіцієнтів для екзогенних факторів,

ϵ_t - біла помилка (біле шумове випадкове коливання).

Модель SARIMAX включає стандартні компоненти ARIMA, такі як:

p - порядок авторегресії (AR),

d - ступінь диференціації (I),

q - порядок ковзного середнього (MA).

Також, для роботи із сезонністю, в моделі присутні наступні параметри:

P - порядок сезонної авторегресії,

D - ступінь сезонної диференціації,

Q - порядок сезонного ковзного середнього,

s - період сезонності.

Формула для SARIMAX може виглядати як:

$$Y_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \epsilon_{t-j} + \sum_{k=1}^k \beta_k X_{k,t} + \epsilon_t, \quad (3.4)$$

де:

Y_t - значення часового ряду в момент часу t,

α - константа,

ϕ_i - коефіцієнти авторегресії,

θ_j - коефіцієнти ковзного середнього,

$X_{k,t}$ - значення екзогенних факторів у момент часу t,

β_k - коефіцієнти екзогенних факторів,

ϵ_t - помилка (біле шумове випадкове коливання).

Модель SARIMAX дозволяє враховувати не лише внутрішні закономірності часових рядів, але і зовнішні фактори, що може робити її дуже потужним інструментом для прогнозування.

Recurrent Neural Network (RNN) – це тип нейронної мережі, яка призначена для роботи з послідовними даними та враховує залежності в часі [35]. В базовій формі RNN може бути виражений наступною системою рівнянь:

$$h_t = \sigma(W_{ih}x_t + U_{hh}h_{t-1} + b_h), \quad (3.5)$$

$$y_t = \sigma(W_{ho}h_t + b_o), \quad (3.6)$$

де:

h_t - внутрішній стан (hidden state) в момент часу t ,

x_t - вхід в момент часу t ,

W_{ih} - матриця ваг між вхідними значеннями та внутрішнім станом,

U_{hh} - матриця ваг між попереднім внутрішнім станом та поточним внутрішнім станом,

b_h - вектор зсуву для внутрішнього стану,

W_{ho} - матриця ваг між внутрішнім станом та виходом,

b_o - вектор зсуву для виходу,

σ - функція активації, зазвичай sigmoid або tanh.

Ці рівняння вказують на те, як внутрішній стан h_t оновлюється в кожен момент часу з урахуванням вхідних даних x_t та попереднього внутрішнього стану h_{t-1} . Потім внутрішній стан використовується для генерації виходу y_t . Функції W_{ih} , U_{hh} , W_{ho} - це матриці ваг, які піддаються тренуванню.

Однак, базові RNN мають тенденцію стикатися з проблемою зниклих градієнтів під час тренування на довгих послідовностях. Тому для роботи з більш довгостроковими залежностями застосовуються покращені архітектури, такі як Long Short-Term Memory (LSTM) та Gated Recurrent Unit (GRU), які вирішують цю проблему [36].

Модель LSTM (Long Short-Term Memory) є покращеною версією базового RNN, розробленою для боротьби з проблемою зниклих градієнтів та забезпечення довгострокової пам'яті в послідовностях [36]. Основні рівняння для LSTM виглядають наступним чином:

Крок забування (Forget Gate):

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (3.7)$$

Крок входу (Input Gate):

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3.8)$$

Крок оновлення клітини (Cell Update):

$$\widetilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3.9)$$

Вихідний шлюз (Output Gate):

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (3.10)$$

Оновлений внутрішній стан (Hidden State Update):

$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t), \quad (3.11)$$

де:

x_t - вхід в момент часу t ,

W_f, W_i, W_C, W_o - матриці ваг,

b_f, b_i, b_C, b_o - вектори зсуву,

σ - функція сигмоїди,

\tanh - гіперболічний тангенс,

\odot - покомпонентне множення (Hadamard product).

Ці рівняння вказують на важливі етапи обробки інформації в LSTM-моделі. Зокрема, вентиля забування (f_t), вентиля входу (i_t) та вентиля виходу (o_t) контролюють потік інформації через модель, а пам'ять (C_t) оновлюється та забувається відповідно до цих вентилів.

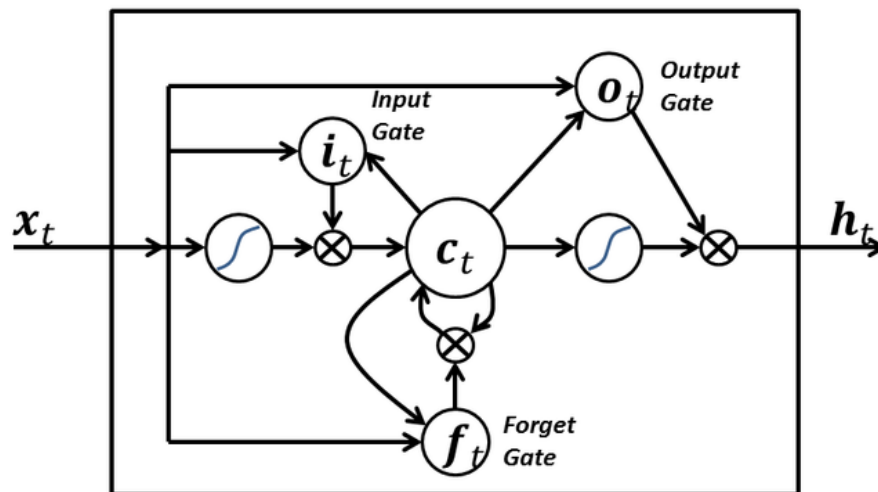


Рисунок 3.1 – Архітектура нейронної мережі LSTM

Джерело: [37]

Ця архітектура (рис. 3.1) дозволяє LSTM зберігати та використовувати довгострокові залежності в послідовностях, роблячи її ефективною для задач

обробки мови, музичного аналізу, генерації тексту та інших областей, де важлива контекстуальна інформація.

У сфері прогнозування часових рядів, які характеризуються динамічною еволюцією в часі, використання випадкового лісу для регресії виявляється цікавим, але неординарним підходом. Випадковий ліс як ансамбль дерев рішень, відзначається ефективністю та гнучкістю до перенавчання.

Математично виражається використанням середнього значення прогнозів всіх дерев, де \hat{y} представляє прогнозоване значення регресії для нового прикладу, N - кількість дерев у випадковому лісі, $f_i(x)$ - прогноз, який подає кожне окреме дерево:

$$\hat{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i(x), 3.12)$$

де:

\hat{y} - визначає прогнозоване значення регресії для нового прикладу,

N - представляє кількість дерев, що складають випадковий ліс,

$f_i(x)$ - означає прогноз, отриманий від кожного окремого дерева.

Особливість випадкового лісу полягає в тому, що кожне дерево будується на випадковій підмножині навчального набору даних та випадковій підмножині ознак для кожного розгалуження в структурі дерева. Ця стратегія призводить до різноманітності дерев, що допомагає уникнути перенавчання та забезпечити стійкість до шуму в даних.

Інформаційні критерії використовуються для визначення оптимальних параметрів у моделі авторегресії [38]. Ці критерії дозволяють порівнювати різні моделі між собою, але не надають можливості проводити статистичні тести гіпотез для перевірки відповідності моделі даним.

Інформаційні критерії, зокрема критерій Акаїке (AIC), є інструментами для оцінки якості статистичних моделей, призначеними для порівняння різних моделей. Вони базуються на понятті інформаційної функції, яка враховує якість підгонки моделі до даних і величину складності моделі.

Критерій Акаїке визначається наступним чином:

$$AIC = \ln \ln (\hat{\sigma}^2) + \frac{2(p + q + 1)}{n}, \quad (3.13)$$

Байєсівський інформаційний критерій (BIC), який базується на досягненні максимуму функції правдоподібності, визначається наступним чином:

$$BIC = \ln \ln (\hat{\sigma}^2) + \frac{(p + q + 1) \ln \ln (n)}{n}, \quad (3.14)$$

Оцінки точності прогнозування використовуються для порівняння ефективності різних моделей прогнозування [39]. Ці оцінки дозволяють визначити, наскільки добре модель вирішує завдання передбачення в порівнянні з іншими альтернативами. Чим вища точність прогнозування, тим ефективніше модель відображає реальні залежності в даних та може служити корисним інструментом для прогнозування майбутніх подій.

Середня абсолютна похибка (MAE) представляє собою метрику точності прогнозування, яка обчислюється шляхом усереднення абсолютних значень похибок між прогнозованими та фактичними значеннями. Ця метрика визначає, наскільки в середньому прогнози відхиляються від фактичних значень без врахування напрямку похибок.

Математично MAE визначається як:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|, \quad (3.15)$$

Середня квадратична помилка (RMSE) є метрикою точності прогнозування, що визначається як квадратний корінь із середньоквадратичної помилки. Ця метрика використовується для оцінки того, наскільки добре модель прогнозує значення, порівняно з фактичними даними.

Формально RMSE визначається наступним чином:

Середня абсолютна відсоткова похибка (MAPE) є метрикою точності прогнозування, що виражає середнє абсолютне відсоткове відхилення між прогнозованими та фактичними значеннями. Ця метрика використовується для

оцінки точності прогнозу та виражає величину відхилення у відсотках від реальних даних.

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

Математично MAPE визначається як:

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|, \% \quad (3.16)$$

Визначення максимально припустимого відсотку похибки для прогнозування електроенергії визначається рядом факторів, включаючи технічні характеристики системи, вимоги до точності та регулятивні норми. У рамках електроенергетичної індустрії, де надійність та ефективність є ключовими пріоритетами, встановлення норми для максимального відсотку похибки має вирішальне значення.

Наукове співтовариство та промислові галузі використовують різні стандарти та методології для визначення цього параметра. Наприклад, міжнародні стандарти, такі як International Performance Measurement and Verification Protocol (IPMVP) [40], можуть враховувати фактори, які визначають максимальні відхилення прогнозів від фактичних значень.

Важливо враховувати контекст конкретного застосування та його вимоги. У виробництві електроенергії чутливість до похибок може бути великою, особливо в умовах високої конкуренції та стриманих ресурсів. З іншого боку, у менш критичних застосуваннях, де система має більшу гнучкість, може допускатися більший рівень похибки.

Цей підхід до визначення максимально припустимого відсотку похибки віддзеркалює баланс між технічними можливостями систем та необхідністю забезпечення високої точності прогнозування для забезпечення оптимальної ефективності та надійності електроенергетичної системи.

3.2 Структурно-функціональні моделі для прогнозування споживання електроенергії

Прогнозування електроспоживання на самперед є складовою процесу підтримки для прийняття рішень при управлінні енергетичною інфраструктурою, основним завданням якого є досягнення балансу між двома складовими, виробництвом та споживанням. Контекстна діаграма процесу прогнозування електроспоживання зображена на рис. 3.2 та приведена вигляді IDEF0-діаграми. Побудована структурно-функціональна модель на самперед показує декомпозицію процесів у прогнозуванні електроспоживання.



Рисунок 3.2 - Контекстна діаграма процесу «Прогнозування енергоспоживання»

Джерело: побудовано автором

Побудована структурно-функціональна модель являє собою декомпозицію всіх процесів прогнозування електроспоживання.

Прогнозування електроспоживання формується з наступних етапів:

- формування матриці вхідних даних для прогнозування;
- побудови моделей прогнозування;
- вибору моделі прогнозування;
- визначення прогнозованого споживання.

Розгорнутий вигляд позначення IDEF0 показаний на малюнку рис.3.3

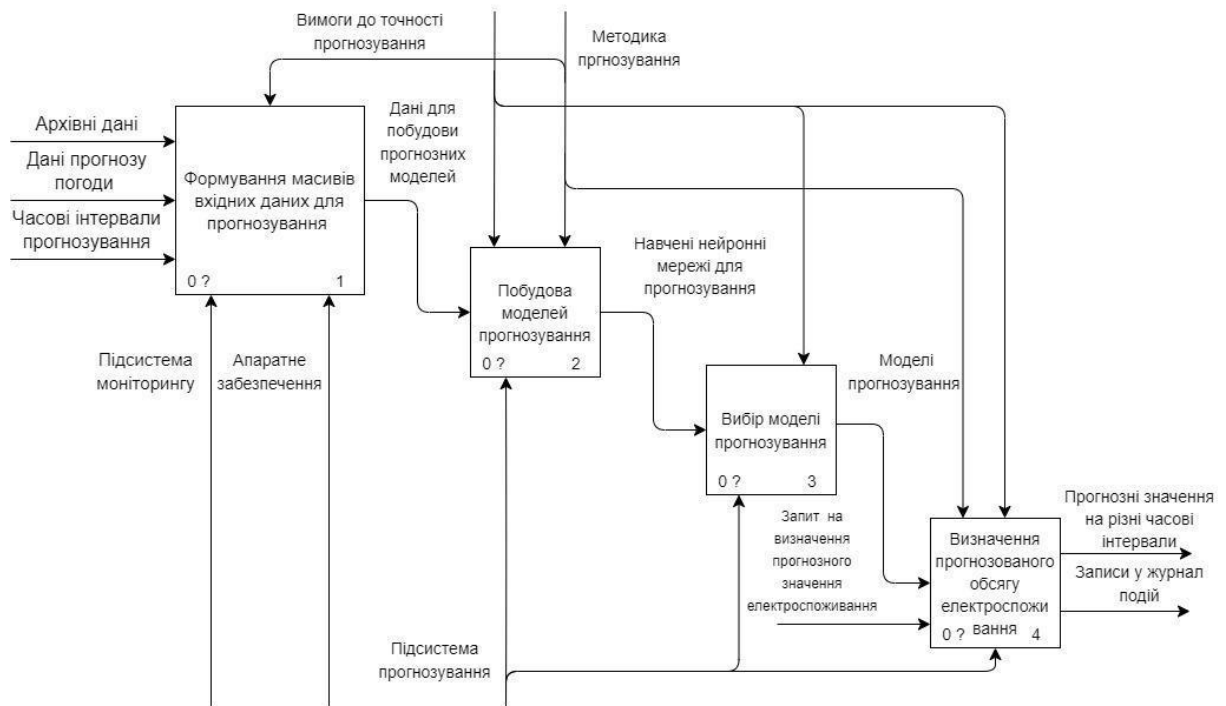


Рисунок 3.3 - Діаграма декомпозиції процесу «Процесу прогнозування енергоспоживання»

Джерело: побудовано автором

Масиви вхідних даних створюються з даних моніторингу в режимі реального часу, зібраних після попередньої обробки. Для прогнозування використовуються дані про споживання електроенергії на часових інтервалах, що відповідають типу прогнозу. Для короткострокового прогнозу використовуються дані погодинного споживання електроенергії, при цьому погодинний прогноз розраховується кожні три години протягом однієї доби на три дні наперед. Для середньострокового прогнозу використовуються дані добового споживання електроенергії, а прогноз визначається на період від одного тижня до одного місяця. Набори вхідних даних для прогнозування також включають показники погодних умов, що впливають на

споживання, такі як температура навколишнього середовища, час доби та сонячне сяйво. Набори вхідних даних можуть також включати соціальні фактори, які визначають попит на постачання електроенергії та відповідають періодам пікового навантаження, наприклад, час доби для побутових споживачів, режим роботи підприємства зі змінним графіком роботи. Масив вхідних даних регулярно оновлюється, доповнюється даними моніторингу, а нерелевантні дані видаляються і не враховуються при подальшому прогнозуванні.

4 РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ ПРИВАТНИМ ДОМОГОСПОДАРСТВОМ ВІД АЛЬТЕРНАТИВНИХ ДЖЕРЕЛ

4.1 Підготовка набору вхідних даних

Для прогнозування було обрано набір даних приватного будинку з розумним електролічильником, який містить велику кількість показників, що вносились в базу кожні 5 хв. Необхідно виконати прогноз змінної «pLoad» яка показує миттєве споживання електроенергії.

Так як дані містять велику кількість пропусків, було вирішено знайти усереднені значення показників за кожен годину. Наступним кроком було виконано декомпозицію часового ряду (рис. 4.1). Декомпозиція часового ряду – це метод аналізу, спрямований на розкриття його структури шляхом визначення основних компонентів. Вона включає у себе тренд, який представляє собою загальну тенденцію змін протягом тривалого періоду; сезонні коливання, що повторюються через фіксований часовий інтервал; та залишкову складову, яка враховує випадкові або непередбачувані зміни. Декомпозиція часового ряду дозволяє проводити детальний аналіз кожної компоненти окремо, щоб отримати глибше розуміння його властивостей та закономірностей. Цей метод застосовується для прогнозування, виявлення аномалій та розкриття ключових тенденцій в динаміці часових даних.

В даному часовому ряді відсутній тренд. Сезонність виявляється в періодичних змінах, які повторюються з фіксованою регулярністю в одну добу. Також міститься велика кількість залишкової складової, які залишаються після відокремлення тренду та сезонності.

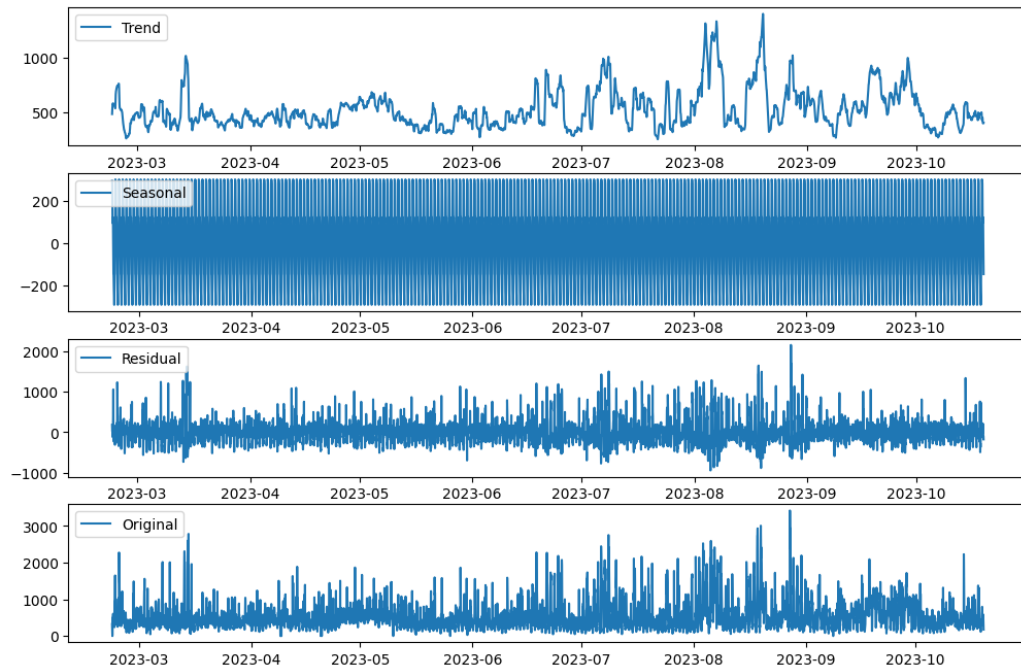


Рисунок 4.1– Декомпозиція часового ряду електроспоживання приватного будинку

Джерело: побудовано автором

Для розширення даних у набір даних було згенеровано додаткові змінні такі як: поточна година, день тижня, місяць, довжина світлового дня. Поточна година дозволила побачити розподілення споживання електроенергії протягом доби (рис. 4.2). З графіку слідує, що об'єми споживання електроенергії залежать від часу доби. В денний час доби показники споживання збільшуються, зростають викиди.

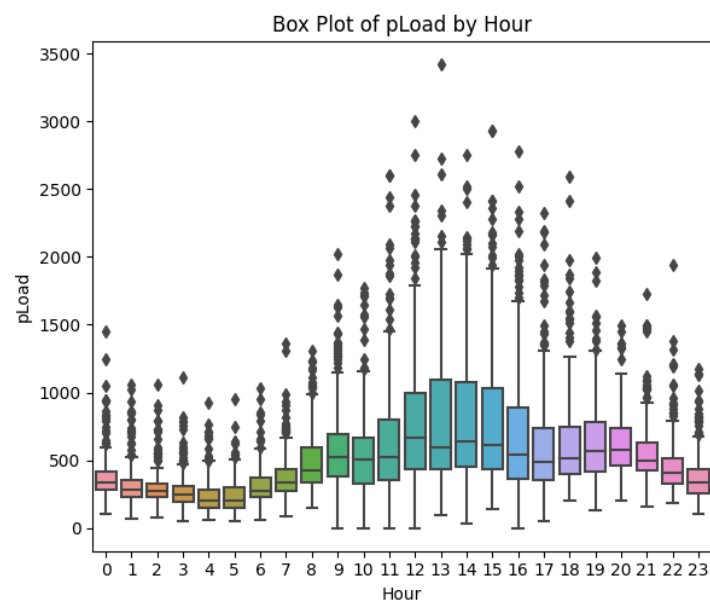


Рисунок 4.2– Розподілення споживання електроенергії протягом доби

Джерело: побудовано автором

Прогнозування електроенергії також залежить від пори року (рис. 4.3), влітку збільшуються об'єми споживання електроенергії. Також з (рис. 4.3) впливає, що дані асиметричні і містять велику кількість викидів.

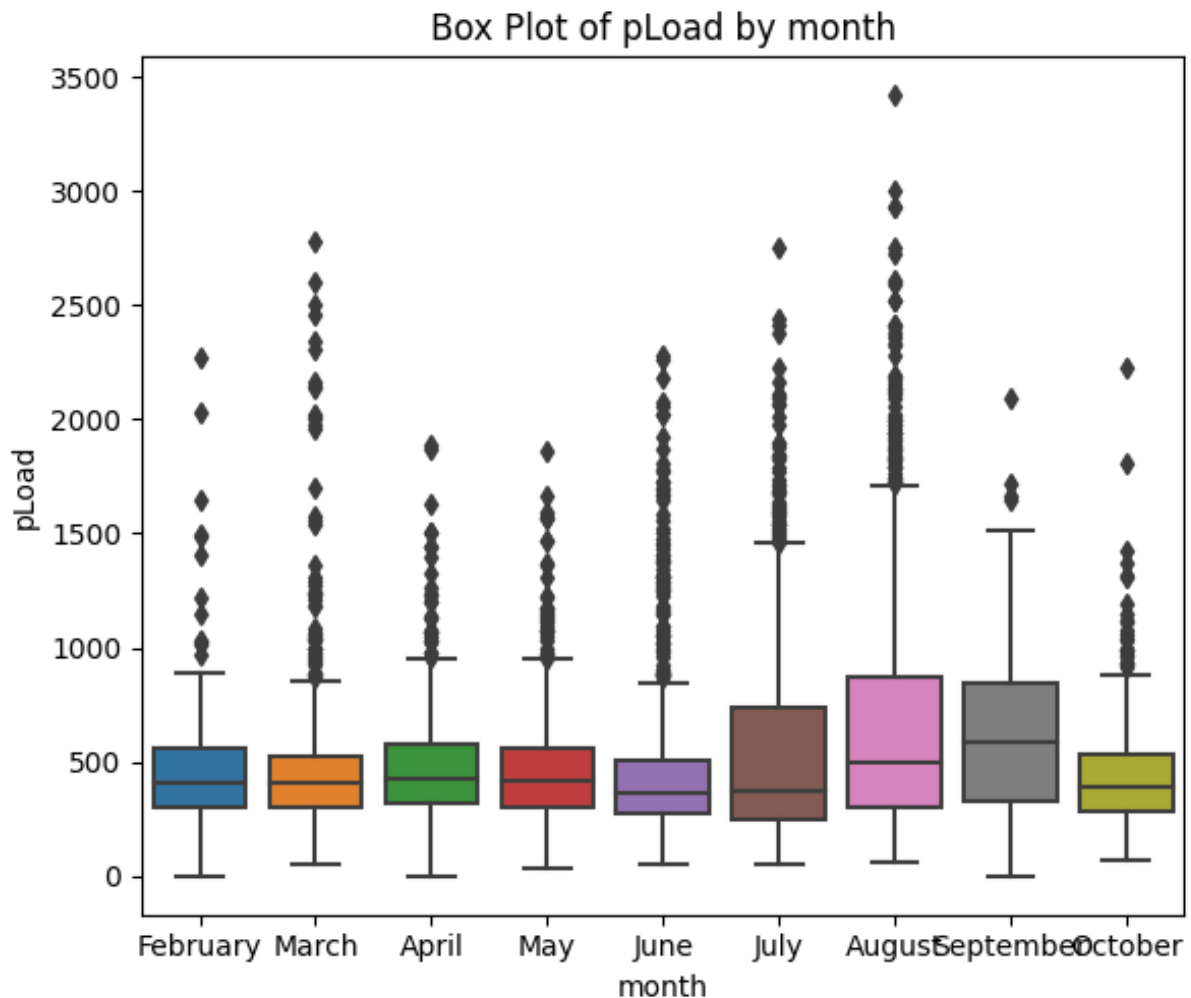


Рисунок 4.3– Розподілення споживання електроенергії протягом року

Джерело: побудовано автором

Побудувавши коробкову діаграму розподілення споживання електроенергії протягом тижня (рис. 4.4), було встановлено зростання електроспоживання в вихідний день тижня, і, як і в попередніх випадках, дані містять велику кількість викидів.

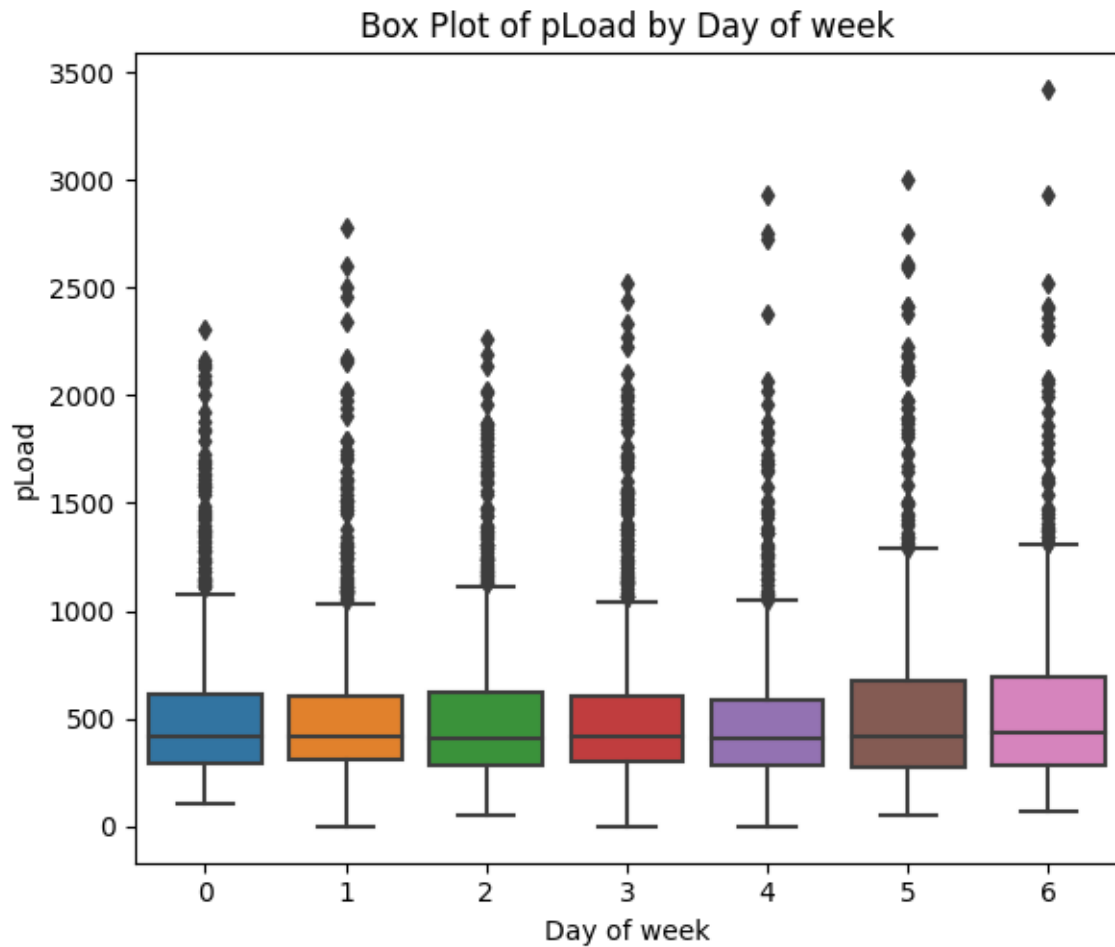


Рисунок 4.4– Розподілення споживання електроенергії протягом тижня

Джерело: побудовано автором

Побудовано кореляційну матрицю залежностей споживання електроенергії від інших параметрів даних (рис. 4.5). Це дало змогу виявити найбільш корельовані дані і використати їх моделях прогнозування електроенергії.

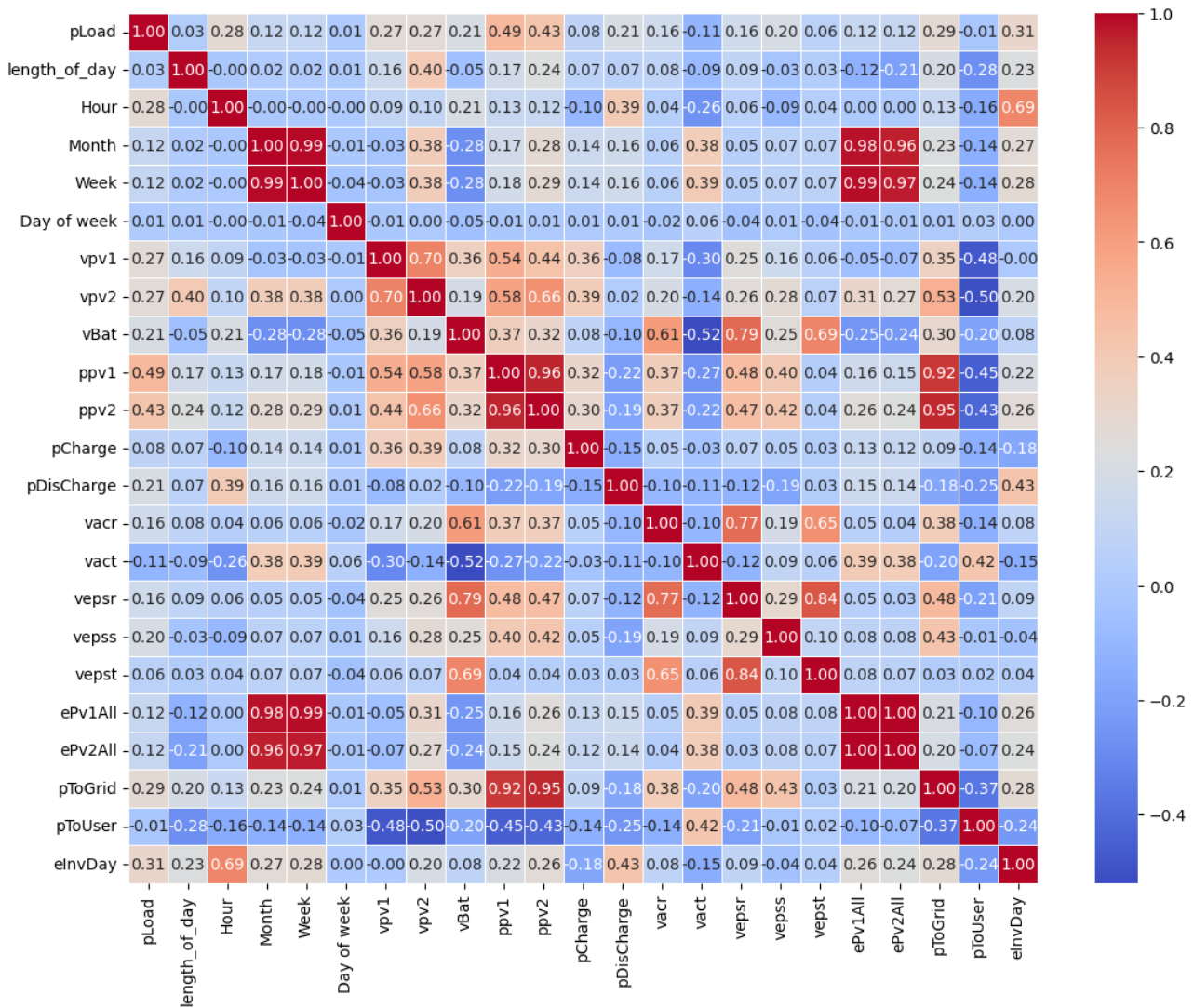


Рисунок 4.5– Кореляційна матриця даних електроспоживання приватного будинку

Джерело: побудовано автором

Побудувавши графіки розсіювання, було помічено лінійну залежність між найбільш корельованими змінними і значенням споживання електроенергії (рис. 4.6).

Scatter Plots of Variables vs pLoad with Regression Line

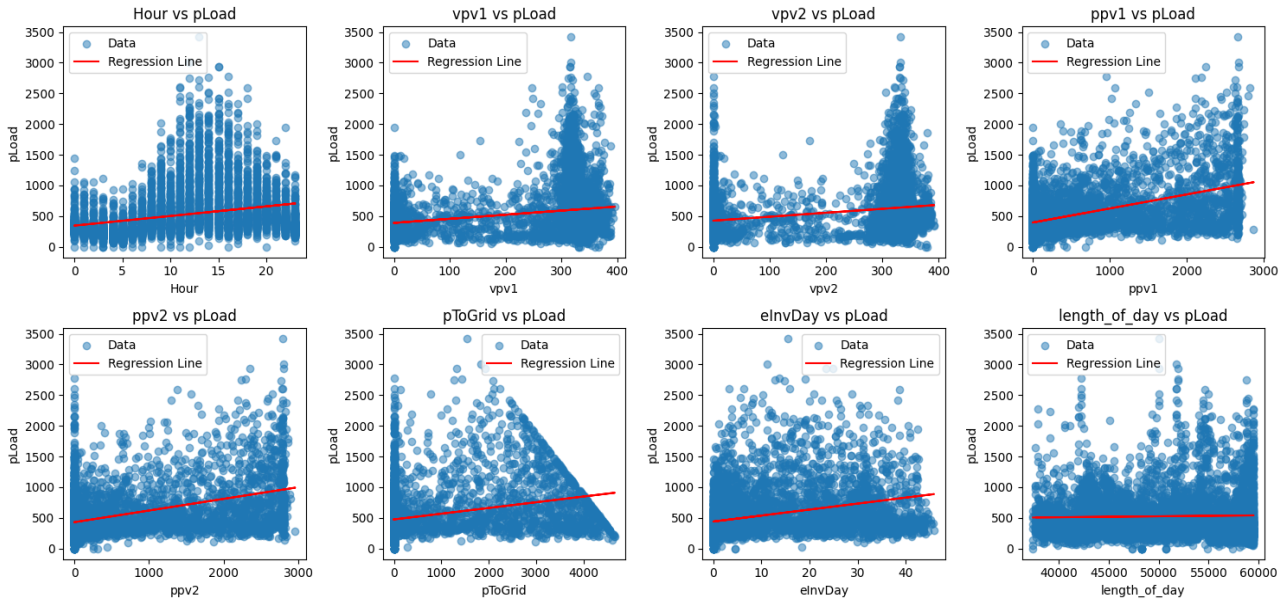


Рисунок 4.6 – Графіки розсіювання для кожної змінної відносно 'pLoad'

Джерело: побудовано автором

Після проведеного аналізу даних було сформовано набір даних (табл. 4.1) який було використано в моделях прогнозування електроенергії.

Таблиця 4.1 – Приклад набору даних для житлового будинку

Назва змінної	Приклад	Призначення
Date	2023-02-21 14:00:00	День час вимірювання показників
vpv1	358,5818182	Напруга на полі 1 (В)
vpv2	0	Напруга на полі 2 (В)
vBat	49,81818182	Напруга на батареї (В)
ppv1	683	Потужність на полі 1 (Вт)
ppv2	0	Потужність на полі 1 (Вт)
pCharge	230,1818182	Моментальний заряд батареї (Вт)
pDisCharge	135,7272727	Моментальний розряд батареї (Вт)
vacr	105,2636364	Напруга з батареї (В)
vact	614,5	Vac/Fac
vepsr	230,6090909	Напруга в будинку (В)
vepss	781,5272727	Значення напруги (В)
vepst	382,0909091	Напруга вхідна з мережі (В)
pLoad	324	Споживана потужність будинком (Вт)
ePv1All	0,4	Всього вироблено електроенергії полем 1 (кВт*год)
ePv2All	0	Всього вироблено електроенергії полем 2 (кВт*год)
pToGrid	0	Моментальна потужність, експорт в мережу 1 (Вт)
pToUser	0	Моментальна потужність, імпорт з мережі 1 (Вт)

eInvDay	0,109090909	Різниця потужностей (кВт)
lon	34,8003	Координати довгота
lat	50,9216	Координати широта
length_of_day	37386	Тривалість сонячного дня
Month	2	Місяць
Week	8	Тиждень
Day of week	1	День тижня
Day	21	День місяця
Hour	14	Поточна година

Джерело: побудовано автором

Наступним кроком було розділення набору даних на тестовий і навчальний. Тестування моделей проводилось для 6, 12, 24 годин.

4.2 Побудова прогнозувальної моделі споживання електроенергії

Для побудови моделей прогнозування використано мову Python.

Спершу було побудовано модель Випадкового лісу. Цей метод використовує ансамбль дерев рішень для моделювання та прогнозування залежностей у даних. Спершу модель ініціалізується з параметрами, такими як кількість дерев (100) та випадковий стартовий стан (42). Наступною кроком є навчання моделі на тренувальних даних, де вона вивчає взаємозв'язки між вхідними ознаками та відповідними значеннями регресії. Після навчання модель використовується для прогнозування на тестових даних, і отримані прогнози порівнюються з фактичними значеннями (рис 4.7).

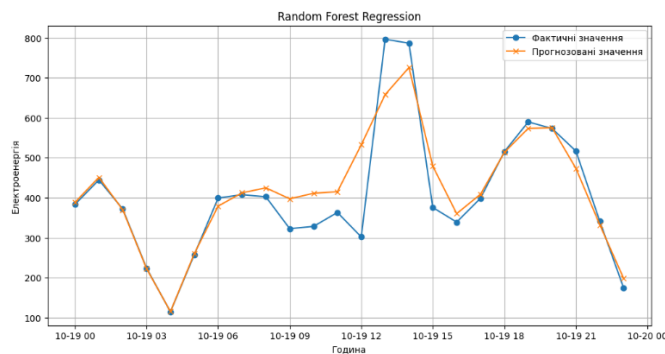


Рисунок 4.7 – Фактичні та прогнозовані значення споживання електроенергії моделлю Випадкового лісу

Джерело: побудовано автором

Наступним кроком було створено модель RNN. Спершу було виконано стандартизацію даних за допомогою масштабування ознак та цільової змінної за допомогою методу мінімакс-нормалізації. Наступним етапом є створення нейронної мережі, яка містить 50 нейронів і використовує функцію активації ReLU. Додається шар Dense для виведення прогнозованих значень, а сама модель компілюється із використанням оптимізатора 'adam' та функції втрат 'mse' (середньоквадратична помилка). Після цього модель навчається на тренувальних даних протягом кількох епох, і прогнози робляться на тестових даних. Отримані прогнозовані значення (рис. 4.8) піддаються оберненій мінімакс-нормалізації, щоб отримати відновлені вихідні значення.

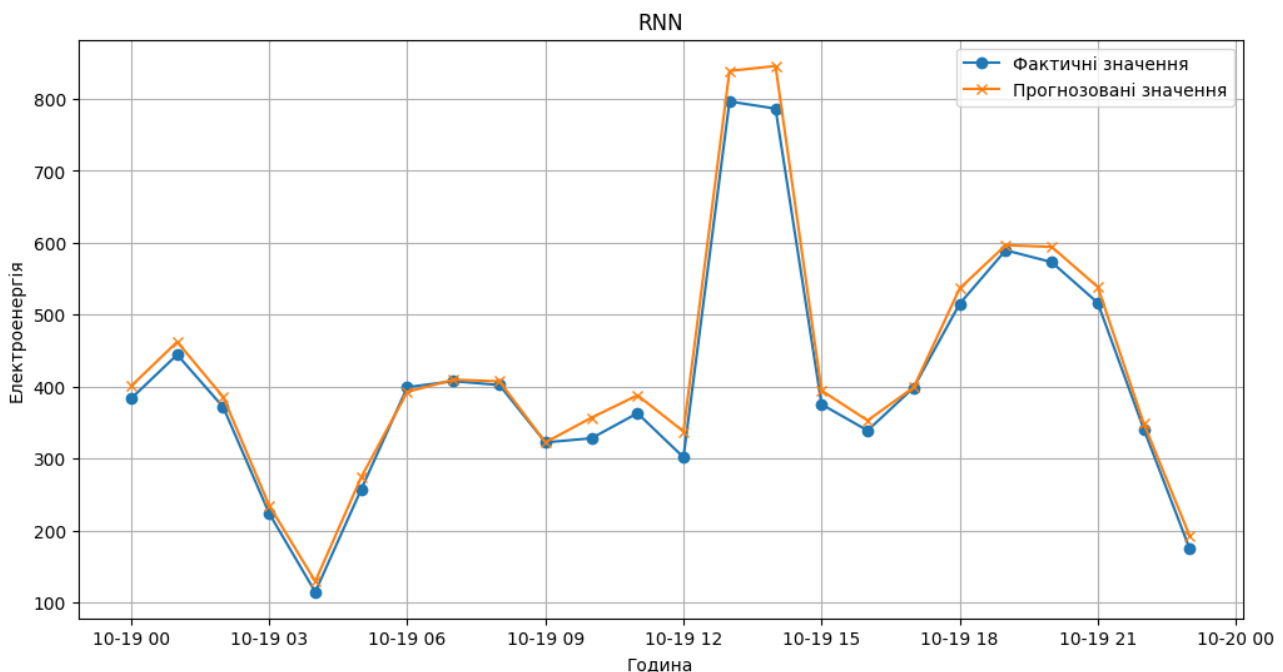


Рисунок 4.8 – Фактичні та прогнозовані значення споживання електроенергії моделлю RNN

Джерело: побудовано автором

Наступною було використано LSTM мережу. Спершу було налаштування об'єктів для масштабування ознак та цільової змінної за допомогою мінімакс-нормалізації. Далі дані піддаються масштабуванню, а також забезпечується правильна форма вхідних даних для моделі LSTM. Це включає reshaping тривимірного тензора, необхідного для подальшого використання в нейронній мережі. Після масштабування та підготовки даних створюється модель LSTM.

Мережа має 50 нейронів з функцією активації ReLU та єдиною нейронною одиницею в останньому Dense-шарі. Модель компілюється з оптимізатором 'adam' та функцією втрат 'mse'. Після цього модель навчається на навчальних даних, інвертуються масштабовані прогнозовані значення та застосовується обмеження для коригування прогнозів. Завершальні етапи включають виведення метрик ефективності та візуалізацію результатів, що дозволяє аналізувати точність та якість прогнозів.

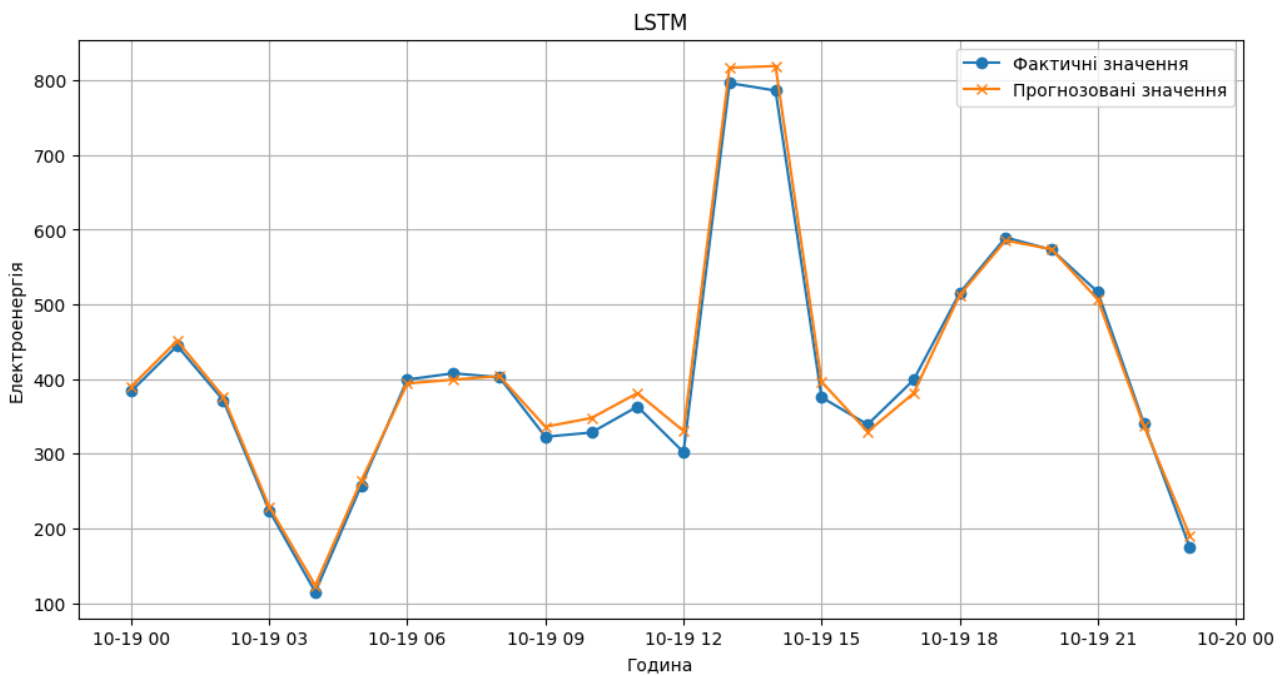


Рисунок 4.9 – Фактичні та прогнозовані значення споживання електроенергії моделлю LSTM

Джерело: побудовано автором

Наступною було створено модель SARIMAX з параметрами (1, 1, 1) (1, 1, 1, 24). Модель отримує на вхід тренувальні дані, а також тестові дані. Крім того, вона приймає необов'язкові параметри для налаштування моделі, що визначають порядок несезонних та сезонних компонент SARIMAX відповідно. Потім відбувається комплексний процес навчання моделі SARIMAX, генерації прогнозів та оцінювання їх точності, а також візуалізації результатів.

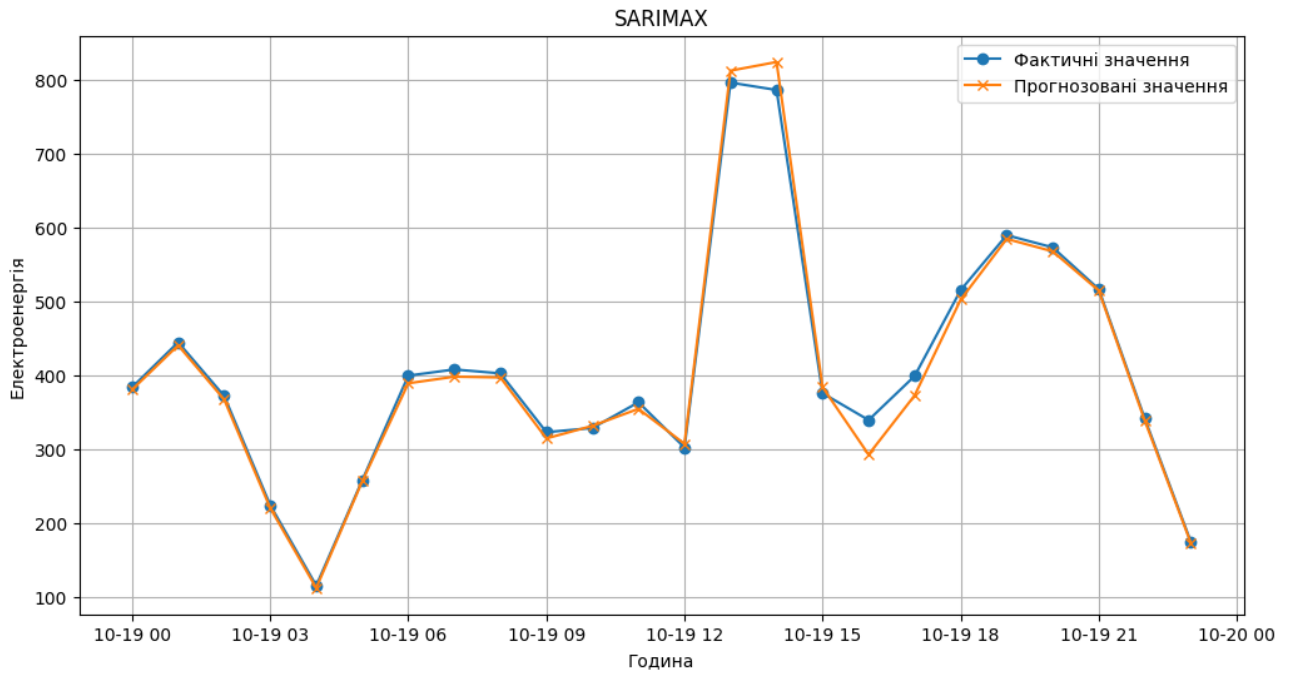


Рисунок 4.10 – Фактичні та прогнозовані значення споживання електроенергії моделлю SARIMAX

Джерело: побудовано автором

Результати прогнозування записуються у .csv файл (рис. 4.11).

```

Date,actual,predictions
2023-10-19 00:00:00,383.583,391.992
2023-10-19 01:00:00,444.5,453.33
2023-10-19 02:00:00,371.667,381.149
2023-10-19 03:00:00,223.833,238.307
2023-10-19 04:00:00,114.75,133.144
2023-10-19 05:00:00,257.583,271.852
2023-10-19 06:00:00,399.333,399.453
2023-10-19 07:00:00,407.667,413.21
2023-10-19 08:00:00,402.385,411.866
2023-10-19 09:00:00,322.667,333.818
2023-10-19 10:00:00,328.333,340.734
2023-10-19 11:00:00,363.167,369.494
2023-10-19 12:00:00,301.917,343.04

```

Рисунок 4.11 – Приклад csv-файлу з прогнозованими моделлю і реальними значеннями

Джерело: побудовано автором

4.3 Оцінка точності прогнозування розроблених моделей

Після проведення прогнозування різними моделями з різними часовими проміжками було створено зведену таблицю (табл. 4.2), з порівняння результатів прогнозування моделей.

Таблиця 4.2 – Прогнозна якість моделей прогнозування з різними тестовими даними

Період прогнозування/ Точність		6 годин	12 годин	1 доба
Випадковий ліс	MAE	13.899	51.620	38.929
	RMSE	18.1641	84.0592	66.512
	MAPE (%)	3.930	12.6815	10.23
RNN	MAE	18.6567	17.065	10.902
	RMSE	23.5790	19.245	15.39
	MAPE (%)	6.114	3.6197	2.765
LSTM	MAE	7.7979	14.339	10.115
	RMSE	10.534	17.922	14.931
	MAPE (%)	2.95	3.4762	2.814
SARIMAX	MAE	2.089	12.7075	9.867
	RMSE	2.2949	19.4515	14.9694
	MAPE (%)	0.653	2.852	2.41

Джерело: побудовано автором

Аналіз результатів прогнозування шляхом обчислення значень помилок прогнозу підтвердив достовірність розроблених моделей.

Як результат проведеного дослідження оцінки точності прогнозування для різних моделей прогнозування з використанням даних електроспоживання приватного домогосподарства було встановлено, що найкращу точність прогнозування було досягнуто з використанням моделі SARIMAX.

ВИСНОВКИ

Прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел є важливою задачею для забезпечення стабільної роботи енергосистеми. Альтернативні джерела енергії, такі як сонячні електростанції, мають нерегулярний характер вироблення електричної енергії, тому прогнозування їхнього споживання дозволяє ефективно використовувати такі джерела та мінімізувати витрати на виробництво електричної енергії.

У ході виконання магістерської роботи було проведено глибокий аналіз та дослідження проблеми прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел. Метою даного дослідження було розроблення ефективних моделей для прогнозування виробництва та споживання електроенергії з використанням альтернативних джерел енергії, а також оцінити точність прогнозу.

Під час роботи було використано різноманітні методи та техніки аналізу даних, включаючи машинне навчання, ансамбль дерев рішень та статистичні методи. Для побудови моделей було використано дані про виробництво та споживання електричної енергії приватного домогосподарства. Отримані результати свідчать про ефективність розроблених моделей у прогнозуванні споживання електричної енергії, зокрема в контексті використання альтернативних джерел енергії.

У магістерській роботі було використано чотири моделі: Випадковий ліс, RNN, LSTM, SARIMAX. Для порівняння моделей було використано метрики MAE, RMSE, MAPE. Було проведено аналіз впливу різних факторів на споживання електричної енергії, таких як сезонність. Було показано, що модель SARIMAX має найкращу точність прогнозування серед усіх моделей. Модель SARIMAX враховує сезонну компоненту та авторегресійний процес у часових рядах. Модель також дозволяє включати екзогенні змінні, що покращує якість прогнозу. Рекомендується використовувати модель SARIMAX для прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел.

На основі аналізу результатів можна зробити висновок про важливість використання альтернативних джерел енергії у сучасному світі. Застосування

розроблених моделей прогнозування сприятиме оптимізації виробництва та споживання електроенергії, зменшенню залежності від традиційних джерел енергії і сприятиме сталому розвитку.

Додатково, в результаті дослідження було виявлено перспективи подальших досліджень у цій галузі, зокрема удосконалення і розширення моделей для врахування різноманітних факторів та умов, які впливають на споживання електроенергії.

Загальний висновок полягає в тому, що розроблені моделі прогнозування є ефективним інструментом для оптимізації енергетичних процесів та сприяють переходу до більш сталого та раціонального використання ресурсів. Ця робота має важливий внесок у вивчення проблем енергетичної безпеки та сталого розвитку, і може слугувати основою для подальших наукових та практичних досліджень у цьому напрямку.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. A sector-based energy-efficient lightweight clustering algorithm / B. Zeng et al. IEEE access. 2022. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/access.2022.3213826> (date of access: 05.12.2023).
2. Automated essay scoring: A siamese bidirectional LSTM neural network architecture / G. Liang et al. Symmetry. 2018. Vol. 10, no. 12. P. 682. URL: <https://doi.org/10.3390/sym10120682> (date of access: 05.12.2023).
3. Beroza G. C., Segou M., Mostafa Mousavi S. Machine learning and earthquake forecasting—next steps. Nature communications. 2021. Vol. 12, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1038/s41467-021-24952-6> (date of access: 05.12.2023).
4. Bychkova G. Duration: methodological aspect of business planning. Scientific papers collection of the angarsk state technical university. 2022. Vol. 2022, no. 1. P. 281—284. URL: <https://doi.org/10.36629/2686-7788-2022-1-281-284> (date of access: 05.12.2023).
5. Do multilateral development bank trust funds allocate climate finance efficiently? / K. Michaelowa et al. Sustainability. 2020. Vol. 12, no. 14. P. 5529. URL: <https://doi.org/10.3390/su12145529> (date of access: 05.12.2023).
6. Editorial: IgY technology: theory, technical aspects, applications, and innovations / X. Zhang et al. Frontiers in immunology. 2023. Vol. 14. URL: <https://doi.org/10.3389/fimmu.2023.1267926> (date of access: 05.12.2023).
7. Filonenko V., Samiilenko S., Yaroshevskiy I. Efficiency of use secondary energy resources in sugar production. Scientific works of national university of food technologies. 2022. Vol. 28, no. 6. P. 73—84. URL: <https://doi.org/10.24263/2225-2924-2022-28-6-9> (date of access: 05.12.2023).
8. Increasing reliability of power supply to electricity consumers / A. Isakov et al. E3S web of conferences. 2023. Vol. 413. P. 05011. URL: <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202341305011> (date of access: 05.12.2023).
9. Kim B.-C., Kim S. J. Credibility evaluation of project duration forecast using forecast sensitivity and forecast-risk compatibility. Journal of construction

- engineering and management. 2015. Vol. 141, no. 8. P. 04015023. URL: [https://doi.org/10.1061/\(asce\)co.1943-7862.0001000](https://doi.org/10.1061/(asce)co.1943-7862.0001000) (date of access: 05.12.2023).
10. Liddle B., Huntington H. How prices, income, and weather shape household electricity demand in high-income and middle-income countries. SSRN electronic journal. 2020. URL: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3596984> (date of access: 05.12.2023).
 11. Managing bottlenecks in the perioperative setting: optimizing patient care and reducing costs / M. Mihalj et al. Best practice & research clinical anaesthesiology. 2022. URL: <https://doi.org/10.1016/j.bpa.2022.05.005> (date of access: 05.12.2023).
 12. Rusakova T. I., Dolzhenkova O. V. Forecasting volumes of accumulated waste. Ukrainian journal of civil engineering and architecture. 2023. No. 3 (015). P. 86—93. URL: <https://doi.org/10.30838/j.bpsacea.2312.140723.86.959> (date of access: 05.12.2023).
 13. Національний план дій з відновлюваної енергетики на період до 2020 року, затверджений Розпорядженням Кабінету Міністрів України від 01.10.2014 № 902-р.
 14. Енергетична стратегія України на період до 2035 року, затверджена Розпорядженням Кабінету Міністрів України від 18 серпня 2017 р. №605р
 15. Закон України №1959-VIII від 21.03.2017р. «Про внесення змін до Закону України «Про теплопостачання» щодо стимулювання виробництва теплової енергії з альтернативних джерел енергії»
 16. Середньозважені тарифи доступні на веб-сайті Держенергоефективності України за посиланням: <http://saee.gov.ua/uk/content/serednozvazheni-taryfy>
 17. Закон України від 23.11.2018 № 2628-VIII «Про внесення змін до Податкового кодексу України та деяких інших законодавчих актів України щодо покращення адміністрування та перегляду ставок окремих податків і зборів»
 18. Податковий кодексу України (Відомості Верховної Ради України, 2011 р., №№ 13-17, ст. 112)

19. Стаття 19 Земельного кодексу України (Відомості Верховної Ради України (ВВР), 2002, № 3-4, ст.27)
20. Закон України "Про ринок електричної енергії" (Відомості Верховної Ради України, 2017 р., № 27-28, ст. 312.)
21. Аналітичне дослідження Центру Разумкова: «Заборгованість у секторі ВДЕ: шляхи виходу із кризи неплатежів». <https://razumkov.org.ua/novyny/prezentatsiia-ta-obgovorennia-doslidzhennia-zaborgovanist-v-sektori-vde-shliakhy-vykhotu-iz-kryzy-neplatezhiv>
22. Постанова НКРЕКП від 25.03.2020 № 723
23. Зокрема міжнародні компанії Emsolt (Туреччина), Green Genius (Нідерланди/Литва), GS Engineering & Construction Corp(Південна Корея), Guris (Туреччина), LongWing Energy (США), NBT (Норвегія), Norsk Solar (Норвегія), Notus (Німеччина), ScatecSolar (Норвегія), TIU Canada (Канада), Total Eren (Франція), Ukraine Power Resources (США), United Green (Велика Британія), Vindkraft (Швеція), VR Capital (США).
24. Включаючи податки генеруючих підприємств, що використовують вугілля у якості палива
25. Розділ VIII. Екологічний податок, Податковий кодексу України (відомості Верховної ради України, 2011 р., №№ 13-17, ст. 112)
26. Рівень суспільно-політичних настроїв населення вказує на ризик настання комплексної кризи (політична, економічна, гуманітарна) у I кварталі 2021р. Режим доступу - <https://razumkov.org.ua/napriamky/sotsiologichni-doslidzhennia/otsinka-gromadianamy-sytuatsii-v-kraini-riven-doviry-do-sotsialnykh-institutiv-ta-politykiv-elektoralni-orientatsii-gromadian-zhovten-lystopad-2020r>
27. Орієнтири розвитку альтернативної енергетики України до 2030р. <https://razumkov.org.ua/statti/oriientyry-rozvytku-alternatyvnoi-energetyky-ukrainy-do-2030r>

28. Кабінет міністрів України розпорядження від 18 серпня 2017 р. № 605-р Про схвалення Енергетичної стратегії України на період до 2035 року “Безпека, енергоефективність, конкурентоспроможність”
29. Кулик М.М. Можливості використання великих накопичувачів електроенергії для стабілізації частоти в об’єднаних енергосистемах з потужними сонячними електростанціями / М.М. Кулик, О.В. Згуровець // Відновлювана енергетика. – 2018. – № 3. – С. 6–14.
30. Holger C. Hesse Lithium-Ion Battery Storage for the Grid – A Review of Stationary Battery Storage System Design Tailored for Applications in Modern Power Grids / Holger C. Hesse, M. Schimpe, D. Kucevic, A. Jossen // *Energies*. – 2017. – № 10, 2107. p. 1 – 42.
31. За даними Eurostat.
<http://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/submitViewTableAction.do>
32. Проектом Державного бюджету на 2021р. передбачено наступне. Зростання мінімальної заробітної плати на 30% (від 01.01.2021р. до 6000 грн; від 01.07.2021р. до 6500 грн). Також заплановано у наступному році підвищити середній розмір пенсії на 15%.
33. Arima Y. Rat methicillin-resistant staphylococcus aureus infection model demonstrating intestinal colonization and bacterial translocation. *Journal of infection and chemotherapy*. 1997. Vol. 3, no. 3. P. 154—159. URL: <https://doi.org/10.1007/bf02491506> (date of access: 05.12.2023).
34. Time series forecasting of domestic shipping market: comparison of SARIMAX, ANN-based models and SARIMAX-ANN hybrid model / A. G. Cerit et al. *International journal of shipping and transport logistics*. 2022. Vol. 14, no. 3. P. 193. URL: <https://doi.org/10.1504/ijstl.2022.10046664> (date of access: 05.12.2023).
35. Neural machine translation using recurrent neural network. *International journal of engineering and advanced technology*. 2020. Vol. 9, no. 4. P. 1395—1400. URL: <https://doi.org/10.35940/ijeat.d7637.049420> (date of access: 05.12.2023).

36. Thapa K. N. K., Duraipandian N. Malicious traffic classification using long short-term memory (LSTM) model. *Wireless personal communications*. 2021. Vol. 119, no. 3. P. 2707—2724. URL: <https://doi.org/10.1007/s11277-021-08359-6> (date of access: 05.12.2023).
37. Agafonov A. A., Yumaganov A. S. Bus arrival time prediction using recurrent neural network with LSTM architecture. *Optical memory and neural networks*. 2019. Vol. 28, no. 3. P. 222—230. URL: <https://doi.org/10.3103/s1060992x19030081> (date of access: 05.12.2023).
38. Overton A. K. Forecast accuracy. *Weather*. 2005. Vol. 60, no. 9. P. 274. URL: <https://doi.org/10.1256/wea.81.05> (date of access: 05.12.2023).
39. Yussouf N., Kain J. S., Clark A. J. Short-Term probabilistic forecasts of the 31 may 2013 oklahoma tornado and flash flood event using a continuous-update-cycle storm-scale ensemble system. *Weather and forecasting*. 2016. Vol. 31, no. 3. P. 957—983. URL: <https://doi.org/10.1175/waf-d-15-0160.1> (date of access: 05.12.2023).
40. Fatehi K., Vaezi R. Verification of a measurement of international managers' mindset. *Review of international business and strategy*. 2021. Ahead-of-print, ahead-of-print. URL: <https://doi.org/10.1108/ribs-10-2020-0128> (date of access: 05.12.2023).

ДОДАТОК А

ПЛАНУВАННЯ РОБІТ

**для розробки кваліфікаційної роботи магістра
«Моделі прогнозування споживання електричної енергії від
альтернативних джерел»**

А.1 ІДЕНТИФІКАЦІЯ МЕТИ ІТ-ПРОЕКТУ

Метою проекту "Моделі прогнозування споживання електроенергії з альтернативних джерел" є розробка та впровадження моделей прогнозування споживання електроенергії з альтернативних джерел, таких як сонячна та вітрова енергія.

Реалізація ІТ-проекту "Моделі прогнозування споживання електроенергії з альтернативних джерел" дозволить підвищити ефективність управління електромережами, зменшити витрати на виробництво та споживання електроенергії та збільшити частку відновлюваних джерел енергії в загальному енергобалансі.

Розробка та впровадження моделей прогнозування споживання електроенергії з альтернативних джерел з точністю не менше 90% дозволить знизити витрати на виробництво та споживання електроенергії на 10% та збільшити частку відновлюваних джерел енергії в загальному енергобалансі до 20%.

Реалізація цього проекту дозволить підвищити ефективність управління мережею, зменшити витрати на виробництво та споживання електроенергії та збільшити частку відновлюваних джерел енергії в загальному енергобалансі.

А.2 ПЛАНУВАННЯ ЗМІСТУ СТРУКТУРИ РОБІТ РОЗРОБЦІ МОДЕЛЕЙ

1. Огляд джерел
 - дослідження теоретичних основ прогнозування споживання електроенергії.
 - аналіз існуючих методів та моделей прогнозування електроспоживання.
 - визначення методів та моделей для використання в роботі.
2. Збір та аналіз даних
 - збір даних про споживання електроенергії з альтернативних джерел.
 - очищення та підготовка даних до аналізу.
 - аналіз даних для визначення впливу різних факторів на споживання електроенергії з альтернативних джерел.
3. Розробка моделей прогнозування
 - розробка моделей прогнозування споживання електроенергії з альтернативних джерел на основі різних методів та моделей.
 - тестування розроблених моделей на реальних даних.
 - оцінка точності прогнозування розроблених моделей.
4. Висновки та рекомендації
 - аналіз результатів розробки та впровадження розроблених моделей.
 - висновки та рекомендації щодо подальшого розвитку моделей прогнозування споживання електроенергії з альтернативних джерел.

А.3 ПОБУДОВА КАЛЕНДАРНОГО ГРАФІКУ РОЗРОБКИ МОДЕЛІ

Для того, щоб отримати реалістичне уявлення про тривалість робіт з урахуванням часових обмежень, на основі часткової мережевої моделі створюється календарний графік.

Календарний графік робіт

№	Вид робіт	Термін виконання
1	Ознайомлення з існуючими методами прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел.	02.10.2023
2	Вивчення літератури та наукових статей щодо використання альтернативних джерел енергії у приватних будинках в Україні.	12.10.2023
3	Збір даних про споживання електричної енергії та умови експлуатації альтернативних джерел енергії в приватних будинках.	20.10.2023
4	Розробка методології прогнозування споживання електричної енергії від альтернативних джерел.	26.10.2023
5	Виконання математичних розрахунків для розробки моделі прогнозування.	09.11.2023
6	Аналіз отриманих результатів та внесення необхідних корективів до моделі.	23.11.2023
7	Підготовка звіту про результати практики.	02.12.2023
8	Оформлення комплексу звітних матеріалів про проходження практики, здача звіту на перевірку	04.12.2023

А.4 ПЛАНУВАННЯ РИЗИКІВ ПРОЕКТУ

Ризик - це ймовірнісна подія, настання якої може мати негативний або позитивний вплив на проект.

Управління ризиками - це процес реагування на ризикові події та зміни під час реалізації проекту. Важливо здійснювати моніторинг ризиків.

Процес управління ризиками включає наступні елементи:

- ідентифікація ризику (визначення небезпеки);
- оцінка ризику (оцінка ймовірності та впливу);
- заходи реагування на ризики;
- моніторинг ризиків.

Ідентифікація ризиків - це визначення ризиків, які можуть вплинути на проект, і документування їх характеристик. Це процес, який періодично повторюється протягом усього життя проекту в міру виявлення нових ризиків в рамках життєвого циклу проекту. Найпоширенішими характеристиками ризику є загроза або небезпека невдачі в певній діяльності, небезпека негативних наслідків, зміни в навколишньому середовищі, які можуть спричинити втрату ресурсів, збитки та небезпеки, від яких необхідно забезпечити страхування.

Планування реагування на ризики - це процес розробки шляхів і визначення дій, спрямованих на збільшення можливостей і зменшення ризиків для досягнення цілей проекту. Цей процес починається після проведення якісного та кількісного аналізу ризиків. У процесі аналізу зазвичай використовується метод експертних оцінок для кількісної оцінки ймовірності ступеня впливу. На основі цього визначається ранг ризику як потенційний вплив ризику на проект, який оцінюється як добуток ймовірності настання і ступеня впливу.

Основні ризики проекту:

- недостатня кількість даних для навчання моделей прогнозування.
- нестабільність параметрів альтернативних джерел енергії..
- зміна кліматичних умов. зміна кліматичних умов може призвести до зміни параметрів альтернативних джерел енергії.

Недостатня кількість даних для навчання моделей прогнозування.

Цей ризик є одним з найважливіших, оскільки він безпосередньо впливає на точність прогнозування. Для забезпечення високої точності прогнозування необхідно мати достатню кількість даних про споживання електричної енергії від альтернативних джерел. Однак, в Україні така інформація є обмеженою.

Нестабільність параметрів альтернативних джерел енергії.

Параметри альтернативних джерел енергії, такі як потужність сонячної радіації, можуть істотно змінюватися в залежності від погодних умов. Це може призвести до зниження точності прогнозування, оскільки моделі прогнозування можуть не враховувати ці зміни.

Для вирішення цього ризику можна використовувати методи адаптивного прогнозування, які дозволяють враховувати зміни параметрів альтернативних джерел енергії. Ці методи можуть бути більш складними та потребувати більше даних, але вони можуть забезпечити більш високу точність прогнозування.

Зміна кліматичних умов

Зміна кліматичних умов може призвести до зміни параметрів альтернативних джерел енергії. Це також може призвести до зниження точності прогнозування.

Для зниження впливу зміни кліматичних умов на точність прогнозування можна використовувати методи прогнозування, які враховують зміни кліматичних умов. Ці методи можуть бути більш складними та потребувати більше даних, але вони можуть забезпечити більш високу точність прогнозування.