

Центральноукраїнський національний технічний університет
Факультет будівництва, транспорту та енергетики
Кафедра «Електротехнічні системи та енергетичний менеджмент»

“Допущено до захисту”
Зав. кафедрою ЕТС та ЕМ
к.т.н., професор
_____ Петро ПЛЄШКОВ
“ ____ ” _____ 2025 р.

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
ЗА ДРУГИМ (МАГІСТЕРСЬКИМ) РІВНЕМ
ВИЩОЇ ОСВІТИ**

на тему:

«Прогнозування та аналіз електроспоживання на підприємстві електротехнічного виробництва»

Виконав здобувач вищої освіти
II курсу, групи ЕНМ-25М
ОПП «Енергетичний менеджмент»
спеціальності 141 «Електроенергетика,
електротехніка та електромеханіка»
_____ Владислав ЦИГАНЕНКО
« ____ » _____ 2025 р.

Керівник роботи доцент, канд. техн. наук,
_____ Руслан ТЕЛЮТА
« ____ » _____ 2025 р.

Рецензент _____

м. Кропивницький

Центральноукраїнський національний технічний університет

Факультет *будівництва, транспорту та енергетики*
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:

Зав. кафедрою ЕТС та ЕМ

к.т.н., професор

_____ Петро ПЛЄШКОВ

“ ___ “ _____ 2025 р.

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

_____ *Циганенко Владислав Ігорович* _____

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи (проекту) *Прогнозування та аналіз електроспоживання на підприємстві електротехнічного виробництва*

Forecasting and analysis of electricity consumption at an electrical engineering production enterprise

2. Керівник роботи (проекту) *Телюта Руслан Васильович, к.т.н., доцент*

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

3. Строк подання студентом роботи до захисту *12.12.2025 р.*

4. Мета та завдання випускної кваліфікаційної роботи (проекту) *Метою роботи є впровадження моделі прогнозування споживання електроенергії для підвищення ефективності роботи підприємства. Планується, що модель буде враховувати дані про споживання електроенергії, метеорологічні умови та інші релевантні фактори, такі як ціни на електроенергію та робочі дні.. Завдання роботи: 1. Огляд загального стану оес україни та можливість регулювання графіків навантаження; 2. Методи прогнозування електроспоживання підприємством; 3. Прогнозування споживання електричної енергії підприємством з виробництва електротехнічної продукції; 4. Реалізація проекту прогнозування електроспоживання та перспектива подальшого розвитку. 5. Охорона праці.*

5. Консультанти розділів проекту (роботи)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
<i>Охорона праці</i>	<i>к.т.н., доц. Савеленко І.В.</i>		

6. Дата видачі завдання 01. 09. 2025 року

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів магістерської роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	<i>Видача та узгодження тематики роботи</i>	<i>1.09.2025</i>	
2	<i>Складання змісту магістерської роботи</i>	<i>15.09.2025</i>	
3	<i>Вступ. Огляд загального стану ОЕС України та можливість регулювання графіків навантаження</i>	<i>29.09.2025</i>	
4	<i>Методи прогнозування електроспоживання підприємством</i>	<i>13.10.2025</i>	
5	<i>Прогнозування споживання електричної енергії підприємством з виробництва електротехнічної продукції</i>	<i>27.10.2025</i>	
6	<i>Реалізація проекту прогнозування електроспоживання та перспектива подальшого розвитку</i>	<i>17.11.2025</i>	
7	<i>Додаток А. Охорона праці</i>	<i>1.12.2025</i>	
8	<i>Загальні висновки</i>	<i>5.12.2025</i>	
9	<i>Перелік посилань</i>	<i>8.12.2025</i>	
10	<i>Оформлення розрахунково-пояснювальної записки</i>	<i>10.12.2025</i>	
11	<i>Оформлення презентації магістерської роботи та подання магістерської роботи до захисту</i>	<i>12.12.2025</i>	

Дата видачі завдання

« 01 » вересня 2025 р.

Підпис керівника

_____ Руслан ТЕЛЮТА

Завдання прийнято до виконання

« 01 » вересня 2025 р.

Підпис здобувача

_____ Владислав ЦИГАНЕНКО

АНОТАЦІЯ

Кваліфікаційна робота: 95 с.; 23 рис.; 23 табл.; 26 джерел.

Циганенко В.І. Прогнозування та аналіз електроспоживання на підприємстві електротехнічного виробництва. – Рукопис.

Ціллю кваліфікаційної роботи є розробка та впровадження моделі прогнозування енергоспоживання для підприємств, що дозволить значно підвищити точність короткострокових прогнозів та знизити похибку в оцінках обсягів споживання електроенергії. У роботі акцентовано увагу на важливості планування та прогнозування енергоспоживання, яке є критичним завданням для державних інституцій, енергетичних компаній, а також промислових споживачів електроенергії. Вчасне отримання достовірних прогнозів дозволяє знизити витрати на закупівлю електроенергії, оптимізувати виробничі процеси, а також забезпечити безперебійність енергопостачання.

У кваліфікаційній роботі проведено аналіз сучасних підходів до прогнозування, які базуються як на традиційних методах статистичної екстраполяції, так і на новітніх технологіях машинного навчання. Особливу увагу приділено впливу зовнішніх факторів, таких як погодні умови, добові та сезонні цикли, політичні рішення у сфері енергоефективності, які можуть суттєво вплинути на обсяги споживання електроенергії. Використання методів машинного навчання, зокрема штучної нейронної мережі, дозволяє значно підвищити точність прогнозів порівняно з традиційними статистичними методами.

Штучна нейронна мережа показала значну перевагу у порівнянні з лінійною регресією та іншими методами прогнозування. Вона забезпечила зниження похибки прогнозів більш ніж у три рази при оцінці обсягів споживання на наступний робочий день. Така ефективність моделі пов'язана зі здатністю ШНМ адаптуватися до нестабільних даних, враховувати нелінійні залежності та швидко обробляти великі обсяги інформації.

Ключові слова: методи прогнозування, прогнозування споживання електричної енергії, штучна нейрона мережа,

ABSTRACT

Qualification work: 95 p.; 23 fig.; 23 tables; 26 sources

Tsyhanenko V.I. Forecasting and analysis of electricity consumption at an electrical engineering production enterprise. - Manuscript.

The goal of the qualification work is to develop and implement an energy consumption forecasting model for enterprises, which will significantly increase the accuracy of short-term forecasts and reduce the error in estimates of electricity consumption. The work focuses on the importance of energy consumption planning and forecasting, which is a critical task for government institutions, energy companies, and industrial consumers of electricity. Timely receipt of reliable forecasts allows you to reduce the cost of purchasing electricity, optimize production processes, and also ensure the uninterrupted supply of energy.

In the qualification work, an analysis of modern approaches to forecasting, which are based on both traditional methods of statistical extrapolation and the latest machine learning technologies, was carried out. Special attention is paid to the influence of external factors, such as weather conditions, daily and seasonal cycles, political decisions in the field of energy efficiency, which can significantly affect the amount of electricity consumption. The use of machine learning methods, in particular an artificial neural network, allows to significantly increase the accuracy of forecasts compared to traditional statistical methods.

The artificial neural network has shown a significant advantage over linear regression and other forecasting methods. It ensured a reduction in forecast error by more than three times when estimating consumption volumes for the next working day. Such efficiency of the model is related to the ability of the ANN to adapt to unstable data, take into account nonlinear dependencies and quickly process large amounts of information.

Key words: forecasting methods, electricity consumption forecasting, artificial neural network,

ЗМІСТ

ЗМІСТ	6
ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ	8
ВСТУП	9
РОЗДІЛ 1. ОГЛЯД ЗАГАЛЬНОГО СТАНУ ОЕС УКРАЇНИ ТА МОЖЛИВІСТЬ РЕГУЛЮВАННЯ ГРАФІКІВ НАВАНТАЖЕННЯ	12
1.1 Генерація та споживання електричної енергії ОЕС України	12
1.2 Обсяги споживання та виробництва електроенергії	14
1.3 Добові режими навантаження ОЕС України	16
1.4 Прогнозування та питання з покриттям графіку електричних навантажень	18
1.5 Проблеми пов'язані із прогнозуванням обсягів електроенергії в електротехнічній галузі	19
1.6 Аналіз існуючих методів прогнозування та оптимізації	21
1.7 Вимоги до методу прогнозування електроспоживання підприємства	27
1.8 Висновки до першого розділу	31
РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ПІДПРИЄМСТВОМ	32
2.1 Класифікація методів прогнозування електроспоживання	32
2.2 Огляд методів прогнозування електроспоживання	36
2.3 Вибір методу прогнозування електроспоживання	47
2.4 Висновки до другого розділу	49
РОЗДІЛ 3. ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ ПІДПРИЄМСТВОМ З ВИРОБНИЦТВА ЕЛЕКТРОТЕХНІЧНОЇ ПРОДУКЦІЇ	50
3.1 Прогнозування електричних навантажень підприємства за допомогою експонентного згладжування	50

3.2	Використання нейронних зв'язків для прогнозування електричних навантажень підприємства	56
3.3	Прогнозування споживання електроенергії завдяки штучної нейромережі	59
3.4	Висновки з третього розділу	69
РОЗДІЛ 4. РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОЄКТУ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ТА ПЕРСПЕКТИВА ПОДАЛЬШОГО РОЗВИТКУ		70
4.1	Актуальність розроблення проекту прогнозування електроспоживання	70
4.2	Аналіз та технологічний аудит ідеї проекту споживання	71
4.3	Ринковий аналіз можливостей впровадження проекту прогнозування електроспоживання	73
4.4	Розробка ринкової стратегії проекту прогнозування	79
4.5	Розроблення маркетингової програми прогнозування електроспоживання	81
4.6	Обґрунтування ресурсного забезпечення проекту прогнозування	81
4.7	Додаткові витрати	82
4.8	Висновки до четвертого розділу	84
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ		85
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ		86
ДОДАТОК		89
ДОДАТОК А. ОХОРОНА ПРАЦІ		90

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

- ARIMA - авторегресійна інтегрована рухома сере
- АЕС - атомна електростанція
- ГД НЕК - головний диспетчер НЕК «Укренерго»
- ДП НЕК - державне підприємство НЕК "Укренерго"
- ДГН - добові графіки навантаження
- КЕП - кваліфікованого електронного підпису
- ОЕС - Об'єднана енергосистема
- ТЕС - теплових електростанцій
- ШНМ – штучна нейрона мережа
- ЦДС - централізована диспетчерська система
- LSTM - дослідження довготривалої пам'яті
- MAE - середня абсолютна помилка
- MAPE - середня абсолютна похибка
- MSE - середньоквадратична похибка
- GRU - керовані рекурентні одиниці
- RMSE - середньоквадратична помилка
- SVM - Метод опорних векторів

ВСТУП

Актуальність роботи

Електроенергетична галузь відіграє ключову роль у забезпеченні стабільності та розвитку сучасних економік, оскільки енергія є основним ресурсом для всіх секторів господарства. В умовах постійного зростання споживання електроенергії, зміни клімату, розвитку відновлюваних джерел енергії та інтеграції нових технологій, точне прогнозування електричних навантажень стає все більш важливим завданням. Невизначеність у попиті на електроенергію може призвести до значних фінансових витрат, дефіциту енергії або перевиробництва, що негативно впливає на ефективність роботи електромереж. Відповідно, підвищення точності прогнозів електричного навантаження забезпечує більш ефективне управління енергосистемами, оптимізує процеси генерації, передачі та розподілу електроенергії, а також сприяє зниженню викидів парникових газів.

Сучасні методи прогнозування базуються на використанні як традиційних статистичних підходів, так і сучасних методів машинного навчання. Використання цих методів дозволяє отримати точніші прогнози, враховуючи складні взаємозв'язки між численними факторами, що впливають на споживання електроенергії, включаючи погодні умови, економічні показники, демографічні зміни та технічний стан енергосистеми. У цьому контексті дослідження методів прогнозування електричних навантажень є особливо актуальним як для короткострокового, так і для довгострокового планування в енергосистемах.

Метою роботи є впровадження моделі прогнозування споживання електроенергії для підвищення ефективності роботи підприємства.

Планується, що модель буде враховувати дані про споживання електроенергії, метеорологічні умови та інші релевантні фактори, такі як ціни на електроенергію та робочі дні. Очікується, що розроблена модель забезпечить високу точність прогнозування, що дозволить оптимізувати енергоспоживання підприємства та знизити витрати на електроенергію.

Об'єкт дослідження

Об'єктом дослідження є електричне навантаження промислового підприємства, яке характеризується значною варіативністю в часі та піддається впливу різних внутрішніх і зовнішніх факторів, таких як погодні умови, економічна активність, сезонність та рівень споживання енергії.

Предмет дослідження

Предметом дослідження є методи та моделі прогнозування електричних навантажень, які можуть бути використані для підвищення точності прогнозів. Серед цих методів особливу увагу приділено статистичним моделям (експоненціальне згладжування, ARIMA) та методам машинного навчання (нейронні мережі, дерева рішень).

Практична цінність

Практична цінність дослідження полягає в розробці ефективних методів прогнозування, які можуть бути впроваджені в системи управління енергетичними ресурсами для оптимізації генерації та розподілу електроенергії. Застосування цих методів дозволить підвищити ефективність функціонування енергосистем, знизити витрати на виробництво та передачу енергії, а також мінімізувати ризики пов'язані з дефіцитом або надлишком електроенергії. Крім того, точніші прогнози сприятимуть зменшенню негативного впливу на довкілля завдяки оптимізації споживання енергії та зменшенню втрат в енергосистемі.

Для досягнення поставлених цілей використовуються різні методи, що включають як традиційні статистичні підходи, так і сучасні методи машинного навчання. Ці методи використовуються для аналізу великих обсягів даних та розробки прогнозних моделей, що дозволяє покращити ефективність управління електроенергетичними системами.

Завдання дослідження: Провести детальний аналіз сучасного стану енергетичної системи, зокрема тенденцій в розвитку електроспоживання, структурних змін у галузі, а також актуальних викликів, пов'язаних із нестабільністю попиту та пропозиції електроенергії.

Проаналізувати існуючі методи прогнозування та планування

електроспоживання, включаючи як традиційні статистичні моделі, так і сучасні підходи, що базуються на штучному інтелекті та машинному навчанні.

Огляд та систематизація методів прогнозування електроспоживання, зокрема короткострокових, середньострокових та довгострокових підходів, з метою вибору найбільш ефективного для умов підприємства.

Розробити модель короткострокового прогнозування електроспоживання підприємства, яка враховує специфічні особливості виробничого процесу, погодні умови та сезонні коливання.

Розробити стартап-проект на основі розробленої моделі, який передбачає комерціалізацію та впровадження технології прогнозування електроспоживання.

Розробити комплекс заходів з охорони праці та безпеки життєдіяльності, забезпечивши відповідність вимогам технічної безпеки та екологічним стандартам.

РОЗДІЛ 1. ОГЛЯД ЗАГАЛЬНОГО СТАНУ ОЕС УКРАЇНИ ТА МОЖЛИВІСТЬ РЕГУЛЮВАННЯ ГРАФІКІВ НАВАНТАЖЕННЯ

1.1 Генерація та споживання електричної енергії ОЕС України.

Основою сучасної електроенергетики України є Об'єднана енергосистема (ОЕС) країни. Вона забезпечує централізоване постачання електроенергії різним категоріям споживачів як в межах держави, так і на експорт. ОЕС також інтегрована з енергосистемами сусідніх європейських країн, що дозволяє ефективно здійснювати імпорту та експорту електроенергії.

Електроенергетична система України — це комплекс електротехнічного обладнання, який функціонує як єдиний механізм. Він об'єднує виробників і споживачів електроенергії, забезпечуючи стабільний енергетичний режим.

У рамках ОЕС діє єдина централізована диспетчерська система (ЦДС), яка відповідає за оперативне управління виробництвом, передачею та розподілом електроенергії. ЦДС координує роботу всіх рівнів оперативного управління в енергетичному секторі. Відповідальність за диспетчерське управління ОЕС покладена на державне підприємство НЕК "Укренерго", яке контролює діяльність суб'єктів, чії енергетичні об'єкти підключені до ОЕС України [1].

Загальна встановлена потужність електростанцій Об'єднаної енергосистеми України (ОЕС) станом на вересень 2021 року зображена на рисунках 1.1 і 1.2. Однак, через триваючі бойові дії та непрацездатність сайту ДП НЕК "Укренерго" [1], дані за 2024 рік недоступні.

На сьогодні енергоефективне регулювання частоти та потужності в ОЕС України залишається недостатньо оптимізованим через специфічну структуру генераційних потужностей. Це спричинено кількома ключовими факторами:

- Неповне залучення атомних електростанцій (АЕС) до регулювання та покриття базового навантаження графіку енергоспоживання;

- Зменшення маневрових можливостей теплових електростанцій (ТЕС), які працюють на твердому паливі, через погіршення його якості, зношеність обладнання та руйнування їх внаслідок бойових дій.

- Нестабільна і важко прогнозована генерація з відновлювальних джерел енергії, що залежить від природних умов, сонячності, швидкості вітру, рівня води.

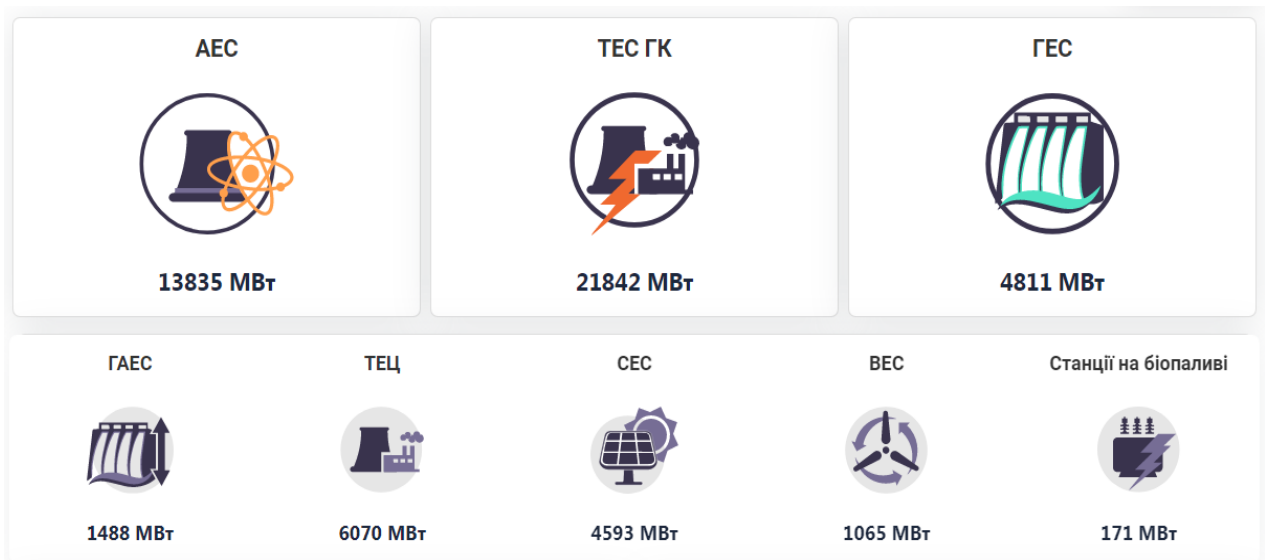


Рисунок 1.1 - Встановлена потужність енергосистеми України (на вересень 2021 року).

Споживання електроенергії в Україні протягом року коливається, що пов'язано зі змінами температури навколишнього середовища та значною часткою споживання населенням і комунально-побутовими споживачами. Водночас, частка промислового споживання поступово зменшується. За останні десять років спостерігається стійка тенденція до скорочення обсягів електроенергії, яку використовує промисловість: у 2013 році її частка становила майже 46 % (з урахуванням технологічних і невиробничих витрат), тоді як у 2021 році - лише 39,3 % (без їх урахування). Паралельно, споживання електроенергії населенням демонструє зростання: з 28,1 % у 2013 році до 31,7 % у 2021 році. Також збільшується частка комунально-побутового сектора в загальному обсязі споживання, що підтверджує тенденцію до зростання попиту на електроенергію в цих сегментах.

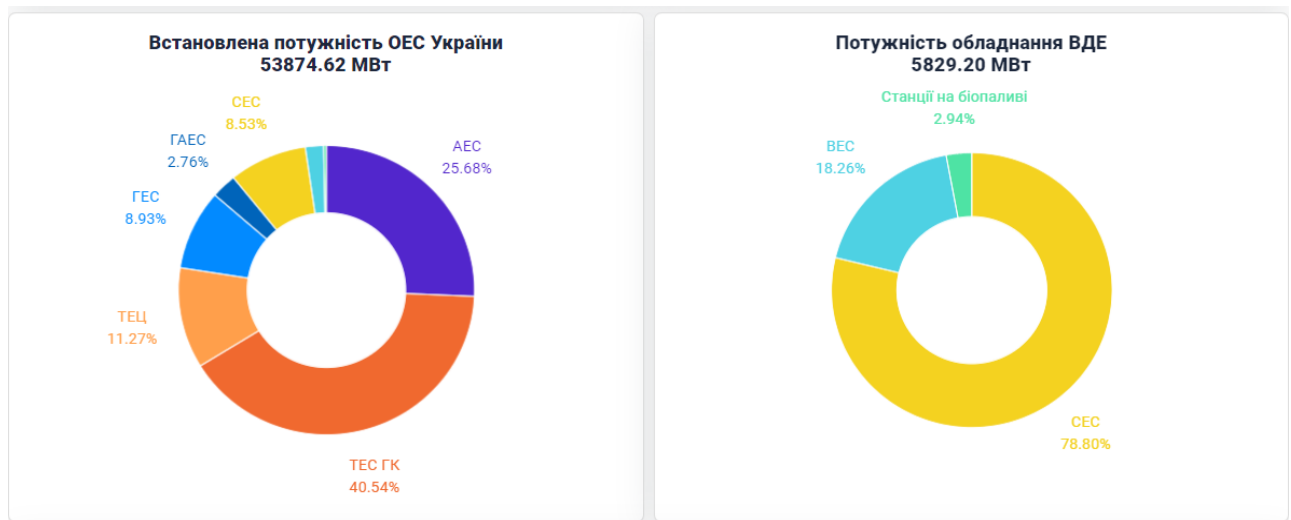


Рисунок 1.2 - Встановлена потужність ОЕС та ВДЕ (на вересень 2021 року).

Збереження такої тенденції в майбутньому вимагає підвищення вимог до маневрових можливостей традиційних генеруючих потужностей ОЕС України. Це обумовлено зростанням нестабільного попиту з боку населення та комунально-побутових споживачів, а також розвитком відновлюваних джерел енергії, зокрема сонячних електростанцій. Для забезпечення стабільної роботи енергосистеми, особливо в періоди підвищеного навантаження, наприклад, під час максимальної інсоляції вдень, потрібно вдосконалювати інфраструктуру та розширювати мережеві можливості. Додаткове мережеве будівництво допоможе підтримати операційну безпеку та мінімізувати ризики для стабільного енергопостачання.

1.2 Обсяги споживання та виробництва електроенергії

Графік виробництва та споживання електроенергії є ключовим документом диспетчерського управління ОЕС України, який визначає роботу всіх учасників енергосистеми на наступну добу. Він служить для збалансування виробництва електроенергії на електростанціях із попитом споживачів. При складанні графіка враховуються необхідність дотримання нормативних параметрів безпеки генерації та мереж, а також забезпечення резервних потужностей для покриття можливих втрат генерації або несподіваного зростання споживання. Розробка графіків навантаження та виробництва електроенергії здійснюється ДП

«Енергоринок» і затверджується Головним диспетчером НЕК «Укренерго» разом із ДП «Енергоринок». Після цього графіки надаються у відкритий доступ для ознайомлення. На рисунках 1.3 і 1.4 представлені актуальні дані про виробництво та споживання електроенергії за відповідний період, що допомагає учасникам енергосистеми ефективно планувати свою діяльність та реагувати на зміни в енергобалансі країни.

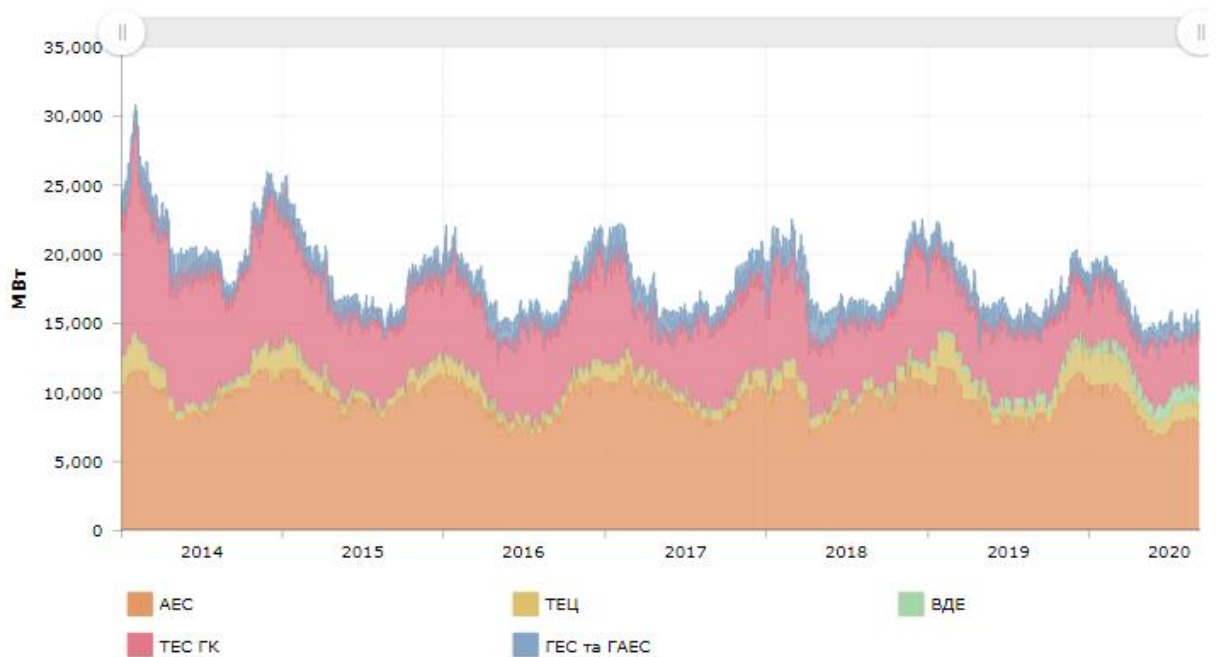


Рисунок 1.3 – Графік виробництва та споживання електроенергії. [1]

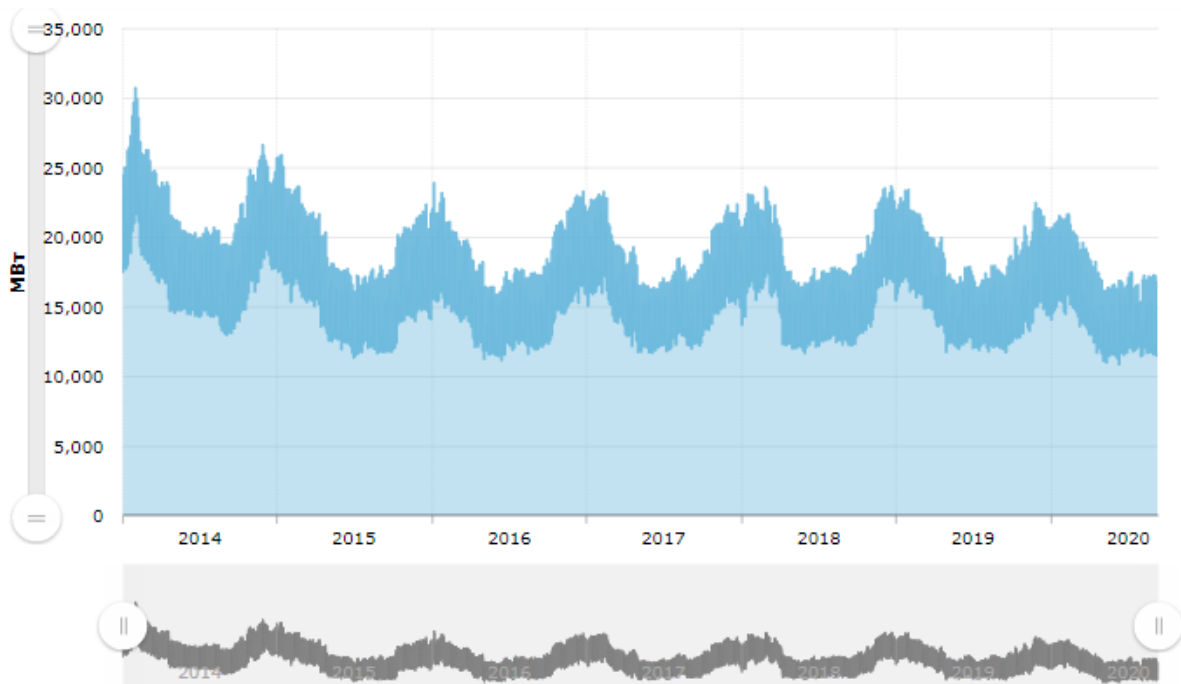


Рисунок 1.4 – Графік споживання електроенергії. [1]

1.3 Добові режими навантаження ОЕС України

Негативною особливістю електроенергії як товару є неможливість її зберігання, складування або накопичення надлишків. Це пов'язано з тим, що процеси генерації, виробництва та споживання електроенергії відбуваються одночасно. Внаслідок цього, виникає необхідність постійного балансування виробництва і споживання в режимі реального часу. Нерівномірність попиту та споживання електроенергії протягом року, сезону або доби залежить від пори року, місяця та часу доби. Ці зміни в попиті обумовлюють потребу в точному прогнозуванні і швидкому реагуванні для підтримки стабільної роботи енергосистеми. Наприклад, на рисунку 1.5 наведено добовий графік навантаження ОЕС на прикладі 26 лютого 2020 року, який демонструє, як виробництво і споживання змінюються протягом дня, що є типовою картиною для енергосистеми.

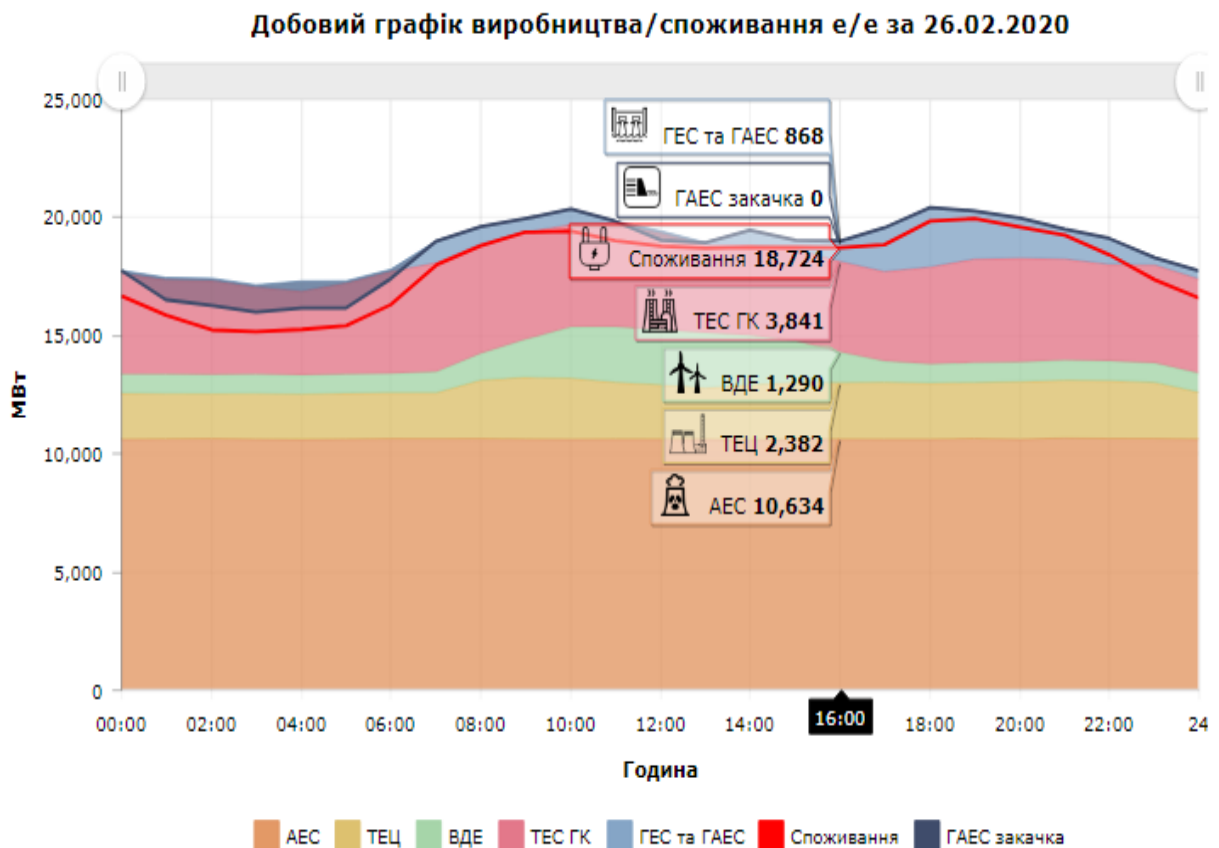


Рисунок 1.5 – Добовий графік виробництва та споживання електроенергії. [1]

На основі раніше наданих даних компанією ДП «Енергоринок» щодо виробництва та споживання електроенергії (рис. 1.6), було побудовано кільцевий графік для полегшення аналізу енерго-економічної ситуації на вказану добу. Така візуалізація дозволяє краще зрозуміти баланс між виробництвом і споживанням, а також ілюструє частки різних секторів та генерацій у загальному обсязі електроенергії. Це сприяє виявленню пікових періодів споживання, надлишків або дефіциту енергії, що важливо для планування і забезпечення стабільності роботи енергосистеми в умовах добової нерівномірності.

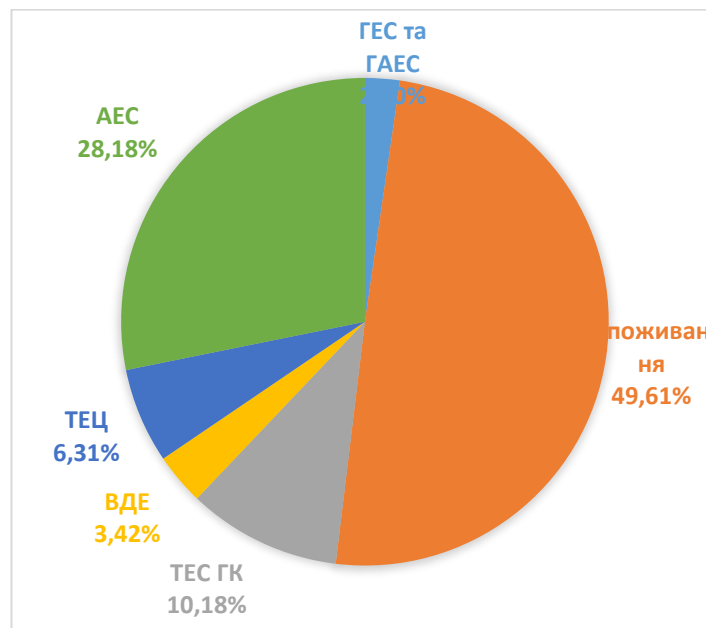


Рисунок 1.6 – Добовий кільцевий графік виробництва та споживання електроенергії.

У періоди мінімального навантаження, зазвичай у нічні години, для заповнення провалів у графіку навантаження відбувається закачування енергоресурсів. У години максимального споживання електроенергії частково покривають до 30-40% пікових навантажень. Однак, через нестачу маневрових потужностей в Україні виникає необхідність залучати великі теплові енергоблоки для регулювання добових графіків електричного навантаження. Це є нераціональним як з точки зору зношування енергоблоків, так і з точки зору неефективного використання первинних енергоресурсів.

Крім того, надлишок потужності в нічні години при обмежених можливостях маневрування погіршує не тільки стабільність роботи ОЕС України, але й ускладнює синхронну роботу з іншими енергосистемами. Це підкреслює необхідність впровадження заходів для зниження навантаження на ОЕС України, що дозволить не лише зберегти кошти держави на додаткове обслуговування енергосистеми, але й сприятиме покращенню екологічної ситуації шляхом більш ефективного використання енергоресурсів та зменшення викидів в атмосферу.

1.4 Прогнозування та питання з покриттям графіку електричних навантажень

Сьогодні добові графіки навантаження (ДГН) ОЕС України відзначаються значною нерівномірністю. Співвідношення між нічним навантаженням та вечірнім максимумом становить у середньому 0,76, що свідчить про високий рівень нестабільності, який заважає досягнути європейського рівня частотної стабільності. Незбалансованість генеруючих потужностей разом із низькими маневровими можливостями ГАЕС і ГЕС (9,6-9,8%) ускладнює ефективне регулювання графіка та вирівнювання нічних спадів споживання, що знижує надійність роботи ОЕС.

Споживання та виробництво електроенергії значно впали з 2013 до 2021 років, особливо через початок бойових дій у 2014 році та теплі зими. Це призвело до зменшення навантаження, підвищення вимог до маневрових потужностей та покращення ефективності ГАЕС. Нерівномірність добових графіків пов'язана зі зростанням побутового споживання.

Прогнозування споживання електроенергії є важливим завданням для держави, генеруючих і розподільчих компаній, бізнесу та комунальних установ. Воно забезпечує безперебійне постачання, підвищує енергоефективність і оптимізує витрати.

Сучасний ринок електроенергії вимагає точного прогнозування для фінансового планування, оскільки на енергоспоживання впливають кліматичні умови, свята та шкільні канікули. Пікові навантаження через телевізійні програми і зміни часу також вимагають коригувань. Окремий підхід потрібен для промислових споживачів, особливо під час аварій чи незвичайних режимів роботи. Прогнозування дозволяє зменшити ризики і приймати вірні рішення в умовах змін на ринку.

1.5 Проблеми пов'язані із прогнозуванням обсягів електроенергії в електротехнічній галузі

Планування та прогнозування енергоспоживання завжди були критично важливими для оптимізації закупівель і збуту електричної енергії. Після реформ у сфері енергетики України ця тема набула особливої актуальності. Згідно з правилами електроенергетичного ринку, оператор системи розподілу, НЕК "Укренерго", поклав на споживачів обов'язок забезпечувати точне прогнозування та планування обсягів споживання, несе відповідальність за можливі відхилення, які можуть призвести до фінансових втрат підприємств .

Основною метою цього процесу для постачальників електроенергії є задоволення потреб клієнтів, з якими укладено контракти. Вони функціонують як посередники, купуючи необхідний обсяг енергії на ринку і реалізуючи його споживачам. Часті зміни в умовах роботи підприємств і в побуті впливають на загальний обсяг споживання електроенергії, створюючи труднощі для енергопостачальних компаній.

Цим компаніям потрібно постійно аналізувати коливання в електроспоживанні для складання точних прогнозів закупівель. Завдяки розвитку технологій вимоги до них стають дедалі жорсткішими. Наразі немає єдиної методики для короткострокового прогнозування споживання, і кожне підприємство використовує різні підходи для вирішення цього завдання.

Одна з проблем, що виникають на ринку електричної енергії, полягає в тому, що деякі учасники застосовують логістично-професійний підхід до короткострокового прогнозування споживання електроенергії. Це означає, що фахівці, спираючись на свій великий досвід і знання, складають прогнози шляхом "ручного наближення графіка електроспоживання". Проте такий метод має свої недоліки, зокрема тривалий час процесу та ймовірність помилок, викликаних як об'єктивними, так і суб'єктивними факторами.

Щоб вирішити ці труднощі, багато компаній впроваджують експертні системи, які пропонують можливі рішення для різних ситуацій та дозволяють коригувати прогнози на основі аналізу та накопичення статистичних даних. Це допомагає зменшити ризики і досягти максимального економічного ефекту.

Для кожного енергопостачального підприємства, що діє на ринку електричної енергії, існує різноманіття методів прогнозування, які забезпечують результати з різними рівнями точності. У зв'язку з цим виникає потреба в ітераційній перевірці нових підходів до короткострокового прогнозування електроспоживання. Цей процес дозволить виявити найбільш ефективний метод або створити систему короткострокового прогнозу, яка відповідатиме вимогам щодо вхідних даних та точності прогнози [2].

У певних ситуаціях, під час розробки прогнозної моделі, доцільно застосовувати не один, а відразу два або три різні методи, точність яких попередньо оцінюється на основі ретроспективних даних за останні один-два роки. У цьому контексті важливо враховувати середню помилку прогнозування для кожного методу по місяцях. Один із можливих алгоритмів, що ілюструє побудову прогнозу з використанням двох методів короткострокового прогнозування електроспоживання. Такий підхід сприяє зменшенню помилок у прогнозах та допомагає уникнути систематичних оцінок експертів, які можуть впливати на результати.

Перед початком створення прогнозу експерт збирає статистичні дані про електроспоживання та інші важливі характеристики, необхідні для прогнозування. Вимоги до цих характеристик можуть змінюватися, але зазвичай

включають день тижня, день місяця, тип дня (робочий чи вихідний), середню температуру, часовий проміжок, швидкість вітру та інші параметри. Потім експерт обирає два методи з подібною точністю та проводить прогнозування за допомогою інформаційної системи. Результати оцінюються, і якщо спостерігаються відхилення, що перевищують раніше зафіксовані значення, коригуються параметри та повторюється процедура. Після отримання прийняттого результату годинні значення вважаються ефективними.

Після отримання прогнозу енергопостачальне підприємство зобов'язане надіслати його Оператору ринку, використовуючи засіб кваліфікованого електронного підпису (КЕП), який, відповідно до законодавства України, має таку ж юридичну силу, як і власноручний підпис уповноваженої особи, згідно з Законом України "Про електронні довірчі послуги" №2155-VIII від 13.02.2020 р.

Методи, представлені для вирішення завдань прогнозування, не є вичерпними, оскільки існують системні проблеми, що виникають через особливості ринкової моделі та діяльність інших учасників ринку. Ці системні питання можуть також впливати на специфіку створення прогнозних моделей, розроблюваних енергопостачальними компаніями.

1.6 Аналіз існуючих методів прогнозування та оптимізації.

Аналіз наявних методів прогнозування та оптимізації в системах енергозбереження охоплює різноманітні підходи та технології, що застосовуються для прогнозування енергоспоживання та підвищення ефективності ресурсів. Серед них виділяються як традиційні, так і сучасні методи, зокрема:

Методи оптимізації:

1. Лінійне програмування: Цей підхід застосовується для оптимізації цільової функції, наприклад, зменшення споживання енергії, враховуючи при цьому різноманітні обмеження. Лінійне програмування дозволяє моделювати та

аналізувати вплив різних факторів, таких як витрати на паливо, технологічні можливості та екологічні вимоги.

2. Генетичні алгоритми: Ці алгоритми імітують еволюційні процеси для знаходження оптимальних рішень. Вони використовуються для вдосконалення систем управління енергоефективністю та оптимізації розподілу ресурсів. Завдяки своїй здатності працювати з великою кількістю параметрів і обмежень, генетичні алгоритми є корисними в складних енергетичних сценаріях.

3. Методи на основі штучного інтелекту: Інтелектуальні алгоритми все більше використовуються для автоматизації процесів прийняття рішень в енергетичних системах. Такі системи енергозбереження можуть застосовувати адаптивне управління для оптимізації роботи, що дозволяє забезпечити ефективніше використання ресурсів та підвищити загальну продуктивність систем. [3].

Методи прогнозування:

1. Часові ряди: Цей підхід фокусується на аналізі змін у споживанні енергії з часом. Використання моделей, таких як ARIMA та SARIMA, разом з алгоритмами машинного навчання, такими як LSTM (дослідження довготривалої пам'яті), дозволяє отримувати точні прогнози на основі історичних даних. Ці методи ефективно враховують сезонні коливання та тренди, що спостерігаються в енергоспоживанні, що є важливим для планування та управління ресурсами.

2. Машинне навчання: Алгоритми, такі як дерева рішень, випадкові ліси та нейронні мережі, набули широкого застосування для прогнозування та класифікації патернів у споживанні енергії. Ці методи можуть легко адаптуватися до складних та нелінійних залежностей, що характерні для енергетичних систем, забезпечуючи більш точні та надійні результати. Використання машинного навчання також допомагає оптимізувати управління споживанням та підвищити енергоефективність, що, у свою чергу, сприяє зменшенню витрат і покращенню екологічних показників. [4].

Оцінка впровадження:

1. Емпіричні дослідження: Дослідження результатів впровадження методів прогнозування та оптимізації в реальних умовах є ключовими для оцінки їхньої ефективності. Аналіз практичних випадків дозволяє виявити можливі покращення та вказати на недоліки, що в свою чергу сприяє вдосконаленню процесів.

2. Економічна оцінка: Важливим аспектом є врахування витрат та економічних вигід від впровадження систем енергозбереження. Це включає в себе як початкові інвестиції, так і довгострокові заощадження. Оцінка може також враховувати екологічні переваги, такі як зменшення викидів та поліпшення якості повітря.

3. Аналіз інноваційних методів: Дослідження новітніх технологій і їх взаємодії може допомогти визначити оптимальний підхід для конкретних випадків. Це включає в себе впровадження нових алгоритмів, адаптивних систем управління та технологій, що забезпечують більш ефективне використання ресурсів. Спільна робота між методами прогнозування та оптимізації також може суттєво підвищити ефективність систем енергозбереження.

Інтеграція прогнозування та оптимізації:

1. Моделі з зворотним зв'язком: Цей підхід використовує прогнозні моделі для корекції оптимальних стратегій у реальному часі. Завдяки цьому системи можуть адаптуватися до змінних умов та невизначеностей, що виникають у процесі споживання енергії. Така інтеграція дозволяє оперативно реагувати на коливання попиту та пропозиції, зменшуючи ризики та підвищуючи загальну ефективність управління енергетичними ресурсами.

2. Інтеграція з IoT: Використання технологій Інтернету речей (IoT) для збору даних у режимі реального часу сприяє точнішому прогнозуванню та оптимізації використання енергії. Збір актуальних показників з різних джерел дозволяє енергетичним компаніям отримувати детальну інформацію про споживання, виявляти аномалії та швидше адаптувати свої стратегії для досягнення максимальних результатів. Завдяки IoT можна реалізувати

проактивні рішення для управління енергоспоживанням, що покращує енергоефективність та знижує витрати.

Адаптивні та гнучкі системи:

1. Системи, що враховують контекст: Інтеграція з технологіями, які враховують зовнішні фактори, такі як погодні умови та зміни цін, дозволяє здійснювати більш точні прогнози та оптимізації. Це може включати використання сенсорів та аналітичних платформ, що забезпечують дані в реальному часі для поліпшення процесів управління енергоспоживанням.

2. Гнучкі стратегії управління: Реалізація адаптивних стратегій, що можуть змінюватися відповідно до умов навколишнього середовища та потреб споживачів, гарантує ефективність систем навіть у ситуаціях невизначеності. Це означає, що системи здатні швидко реагувати на зміни, наприклад, підвищення або зниження попиту, оптимізуючи використання ресурсів і знижуючи витрати.

Виклики та напрями подальших досліджень:

1. Стійкість до невизначеності: Необхідно розвивати нові методи, які забезпечують стійкість до невизначеності в умовах динамічного середовища та випадкових змін. Це включає впровадження адаптивних моделей, здатних реагувати на зовнішні шоки, такі як зміни в попиті або ринкових умовах, що можуть вплинути на енергетичну систему.

2. Енергоефективність алгоритмів: Важливо удосконалювати існуючі алгоритми та методи, спрямовані на зменшення енерговитрат під час процесів прогнозування та оптимізації. Це може включати використання більш ефективних обчислювальних технологій, які знижують енергетичні витрати без втрати точності або ефективності рішень.

Часові ряди для прогнозування споживання енергії:

Часові ряди є потужним інструментом для аналізу та прогнозування змін у споживанні енергії. Застосування цього методу дозволяє ефективно враховувати сезонні, трендові та циклічні варіації, що дає змогу створювати точні прогнози для різних часових горизонтів.

Огляд використання часових рядів у прогнозуванні споживання енергії:

1. Збір та підготовка даних:

Джерела даних: Історичні дані про споживання енергії, які зазвичай отримуються з електромереж та вимірювальних пристроїв.

Очищення даних: Вилучення аномальних значень, виправлення пропусків та проведення інших етапів підготовки для аналізу [5].

2. Обробка та візуалізація:

Агрегація за часовими періодами: Об'єднання даних відповідно до визначених часових інтервалів (години, дні, місяці).

Візуалізація трендів і патернів: Створення графіків для виявлення та моніторингу основних трендів у споживанні енергії.

Вибір моделі:

- Статистичні методи: Застосування моделей ARIMA (авторегресійна інтегрована рухома середня) для прогнозування споживання енергії на основі попередніх значень та виявлення патернів.

- Методи машинного навчання: Використання алгоритмів, таких як LSTM (дослідження довготривалої пам'яті) та GRU (керовані рекурентні одиниці), а також простіші моделі, щоб реалізувати глибинне навчання для аналізу часових рядів.

Побудова та налаштування моделі:

- Розподіл даних на тренувальний та тестовий набори: Відокремлення частини даних для навчання моделі і частини для перевірки її ефективності.

- Оптимізація параметрів: Налаштування параметрів моделі для підвищення точності прогнозу.

Оцінка та вдосконалення:

- Оцінка точності: Використання метрик, таких як середньоквадратична помилка (RMSE) та середня абсолютна помилка (MAE), для вимірювання точності прогнозів [2].

- Удосконалення моделі: Аналіз отриманих результатів, коригування моделі та, за необхідності, її зміна для досягнення кращих показників.

Розгортання та моніторинг:

- Впровадження моделі: Перенесення натренованої моделі в реальні умови і початок її використання для прогнозування споживання енергії.
- Моніторинг та оновлення: Регулярне оновлення моделі відповідно до змін у споживанні енергії, нових даних або інших факторів. [4].

Використання часових рядів для прогнозування споживання енергії створює можливості для точних і ефективних стратегій управління енергетичними ресурсами. Постійне вдосконалення моделей і їх адаптація до змін у середовищі є критично важливими для забезпечення ефективності в реальному часі. Моделі машинного навчання виявляються надзвичайно корисними для прогнозування попиту на енергію завдяки своїй здатності адаптуватися до складних і нелінійних залежностей у даних. Ось кілька ключових моделей машинного навчання, що широко застосовуються для прогнозування попиту на енергію:

Лінійна регресія: Шукає лінійну залежність між вхідними змінними та попитом на енергію. Використовується, коли можна виокремити лінійні тенденції або вплив окремих змінних.

Метод опорних векторів (SVM): Знаходить оптимальну гіперплощину, що розділяє дані в просторі властивостей. Для прогнозування, де потрібно враховувати нелінійні та складні залежності.

Дерева рішень: Розглядає варіанти рішень та їх наслідки для визначення оптимального шляху. Ефективні при великій кількості вхідних факторів і нелінійних залежностях.

Мережі глибокого навчання: Моделі, такі як LSTM і GRU, здатні враховувати довгострокові залежності в часових рядах. Ефективні для аналізу складних часових рядів та прогнозування попиту на енергію.

Випадкові ліси: Об'єднують кілька дерев рішень для зменшення ризику перенавчання і покращення точності прогнозів. Використовуються в ситуаціях з великою кількістю даних і потребою в точному прогнозі.

Методи кластеризації: Методи, такі як k-Means, дозволяють групувати схожі часові ряди та прогнозувати попит для кожного кластера окремо. Корисні

для випадків, коли різні групи користувачів або об'єкти мають різні характеристики споживання енергії.

Методи глибинного навчання: Використовують складні архітектури нейронних мереж для аналізу та прогнозування динаміки попиту. Застосовуються для складних та нелінійних залежностей у часових рядах.

При виборі моделі важливо враховувати особливості конкретного набору даних, а також обсяг і якість доступної інформації. Застосування ансамблів моделей і створення гібридних систем може підвищити точність прогнозування та адаптувати підходи до різних умов і змін. [6].

1.7 Вимоги до методу прогнозування електроспоживання підприємства

Запропоновано безліч методів прогнозування електроспоживання [7]. Ці методи постійно вдосконалюються в процесі еволюції. У більшості досліджень, включаючи [7-16], автори, представляючи нові або вдосконалені методики прогнозування, оцінюють їх лише за параметром "точність моделі", що прийнятно лише для лабораторних випробувань. У реальних умовах, де прогнозування підлягає впливу багатьох зовнішніх чинників, цей параметр є важливим, але не єдиним.

Короткострокове прогнозування електроспоживання є специфічним завданням [17, 18], яке потребує певних навичок від експерта. Це пояснюється тим, що на процес впливають численні зовнішні фактори, такі як метеофактори, циклічність, соціальні явища, завантаженість виробничих ліній, постачання сировини та багато інших аспектів. Зазвичай процес прогнозування електроспоживання автоматизовано та представлено у вигляді програмних засобів, які надають експертам можливості для порівняння результатів і прийняття рішень про доцільність застосування одного методу над іншим.

Враховуючи вищесказане, для забезпечення ефективності методів і алгоритмів пропонується використовувати такі критерії оцінки якості реалізації методів короткострокового прогнозування електроспоживання:

Точність прогнозування є критично важливим показником у лабораторних дослідженнях, оскільки має вагомe техніко-економічне значення. При розробці прогностичних моделей спеціалісти завжди намагаються досягти максимальної точності, адже це є однією з ключових задач у сфері енергетики. Існує об'єктивна межа, яка визначає досяжну точність прогнозування електроспоживання, відома як прогнозованість електричної системи. Цей показник також варіюється залежно від терміна попередження: новий прогноз, що виконується з меншим часом на попередження, має коригувати раніше отримані дані, створені за більший проміжок часу.

Основний практичний критерій полягає в досягненні точності прогнозування, яка не поступається «ручному розрахунку» досвідченого фахівця. Ця вимога є важливою, оскільки досвід і інтуїція кваліфікованих експертів дозволяють їм глибше усвідомлювати причини і характер змін у споживанні електроенергії. Точність прогнозування часто оцінюється через абсолютні похибки (МВт·год):

$$\Delta = W_{\phi} - \bar{W}, \quad (1.1)$$

де W_{ϕ} і W - фактичне і прогнозне електроспоживання.

При аналізі точності методів прогнозування електроспоживання важливо враховувати статистичні характеристики, розраховані за визначений проміжок часу n . Ці характеристики дозволяють оцінити ефективність прогностичних моделей, а також зрозуміти їхню стабільність і надійність в умовах варіативності споживання. Серед них такі як середні помилки:

$$\delta = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_i, \quad (1.2)$$

а також слід відмітити середньоквадратичні помилки:

$$\delta = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\delta_i - \bar{\delta})^2, \quad (1.3)$$

Отже, цей критерій слугує індикатором для оцінки точності конкретного прогнозу.

Інтервальні прогнози. В умовах недостатності даних доцільно представляти прогнози електроспоживання в інтервальному форматі. Це означає, що слід не лише обчислювати очікуване значення, але й визначати ширину довірчого інтервалу. В межах цього інтервалу фактичне значення з заданою точністю ймовірно виявиться близьким до одиниці.

$$\delta = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\delta_i - \bar{\delta})^2, \quad (1.4)$$

Збільшення ймовірності призводить до звуження довірчого інтервалу, що може спричинити часті випадки виходу фактичних значень за його межі. У разі низької ймовірності, навпаки, інтервал стає занадто широким, що підвищує невизначеність і ускладнює прийняття рішень при прогнозуванні електроспоживання. Оптимальний рівень ймовірності визначається на основі практичного досвіду застосування інтервальних прогнозів. У програмних рішеннях для прогнозування слід передбачити можливість коригування цього інтервалу.

Специфікація моделі. Ця вимога визначає особливості роботи моделі прогнозування електроспоживання. Модель повинна бути здатна ефективно функціонувати як з повним часовим рядом, так і з його частинами, навіть якщо ці частини не є оптимальними. У такому випадку модель повинна генерувати обґрунтовані прогнози. Якщо ж модель видає некоректні значення, це може призвести до фінансових ризиків, особливо в умовах недостатнього досвіду експерта.

Стійкість до помилок в даних. Ця вимога є важливою, оскільки в енергетичних підприємствах часто використовуються кілька джерел даних, і інформація збирається з різних систем. Для забезпечення стійкості до помилок у даних розробляються спеціальні інструменти для попереднього контролю та

обробки. Метод прогнозування споживання енергії також повинен бути стійким до відсутності частини вхідних даних, особливо коли разом з автоматично надходять даними потрібно вводити додаткову інформацію, наприклад, про погодні фактори. Тому система прогнозування повинна мати процедури, які забезпечують її надійну роботу навіть за умов неповноти вихідних даних.

Можливість обробки спеціальних випадків. Більшість існуючих методів прогнозування демонструють високі показники точності в стандартних ситуаціях, наприклад, під час прогнозування електроспоживання в робочі дні. При розробці моделей короткострокового прогнозування зазвичай виділяють різні типи днів, для яких здійснюється прогнозування, зокрема: Робочий день. Останній робочий день перед вихідними. Перший робочий день після вихідних. Вихідний день.

Методика прогнозування, спроектована для робочих днів, також повинна бути здатною ефективно працювати з іншими типами днів, такими як вихідні. У цьому випадку прийнятними є результати з трохи меншою точністю.

Адаптивність моделі. Прогностична модель повинна автоматично оновлювати свої параметри та коригувати прогнози в міру надходження нових актуальних даних.

Облік метеофакторів. Погодні умови мають значний вплив на електроспоживання, тому їх слід враховувати в прогностичних моделях. Практика показує, що доцільно використовувати якомога більше метеорологічних параметрів, таких як температура повітря та освітленість.

Інтерактивна реалізація. Важливим є створення зручного інтерфейсу, який дозволяє експерту вводити необхідні корекційні дані. Якість візуалізації та можливість управління відображуваними даними також є критично важливими.

Економічність. Методи прогнозування повинні бути економічно ефективними у використанні обчислювальних ресурсів, зокрема машинного часу та оперативної пам'яті.

Не можливо виділити один із цих критеріїв як найбільш важливий, оскільки ігнорування будь-якого з них може призвести до помилок у прогнозній

моделі, що неприпустимо.

1.8 Висновки до першого розділу.

1. Прогнозування споживання електричної енергії є критично важливим для учасників ринку, особливо для підприємств, які активно займаються купівлею та продажем електроенергії.

2. Різноманітність навантажень в електроспоживанні відображає різні динаміки, що може суттєво варіюватися між підприємствами, що свідчить про необхідність розробки індивідуальних моделей для короткострокового прогнозування.

3. Кожному підприємству слід створювати власні методи та моделі короткострокового прогнозування, щоб зменшити рівень невизначеності у своїх розрахунках.

4. Визначено вимоги до програмного забезпечення для короткострокового прогнозування споживання електричної енергії, які враховують специфіку ринку: чітка специфікація моделі, обробка спеціальних випадків, урахування метеоумов, адаптивність, економічність та інтерактивність.

РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ПІДПРИЄМСТВОМ

2.1 Класифікація методів прогнозування електроспоживання

В даний час існує значна кількість методів короткострокового прогнозування електроспоживання, які активно застосовуються як промисловими підприємствами, так і енергопостачальними компаніями. Різноманітність методів дозволяє адаптувати підходи до конкретних умов, враховуючи динамічні зміни в попиті на енергію, технологічні інновації та зовнішні фактори, такі як погодні умови та економічна ситуація. Методи прогнозування можна поділити на кілька основних груп, кожна з яких має свої переваги, обмеження та сфери застосування. Нижче наведені найбільш поширені підходи, що охоплюють як класичні математичні моделі, так і сучасні технології штучного інтелекту, гібридні системи та експертні оцінки [19].

1. Фактографічні методи

Ці методи базуються на аналізі історичних даних про споживання електроенергії. Вони є одним із найпоширеніших підходів до прогнозування завдяки своїй доступності і простоті. Основною перевагою є те, що їх можна застосовувати, не потребуючи детальних знань про внутрішні механізми системи.

- Статистичні методи: Ці підходи включають аналіз часових рядів, параметричні, кореляційні та регресійні методи. Статистичні методи намагаються знайти залежність між електроспоживанням і факторами, що на нього впливають, такими як температура або час доби.

- Лінійна регресія: використовується для прогнозування, якщо передбачається лінійна залежність між змінними.

- Експоненційне згладжування: підходить для короткострокових прогнозів, надаючи більшу вагу новішим даним. Це дозволяє швидше реагувати на зміни в тенденціях споживання.

- Структурні моделі: Це складніші моделі, які розглядають систему електроспоживання як взаємопов'язану мережу елементів. Наприклад:

- Нейронні мережі: використовуються для розпізнавання складних залежностей і нелінійних взаємозв'язків у даних. Вони імітують роботу людського мозку і можуть навчатися на великих обсягах даних.

- Методи опорних векторів: дозволяють вирішувати задачі класифікації та регресії, забезпечуючи точні прогнози навіть у випадках складних і нерегулярних даних.

2. Математичні методи

Математичні методи використовують формальні підходи для аналізу даних і побудови моделей, що допомагають спрогнозувати майбутнє споживання енергії. Вони базуються на математичних та статистичних теоріях і найчастіше використовуються для створення прогнозів на короткостроковий період.

- Лінійна регресія: дозволяє передбачити значення залежної змінної (споживання електроенергії) на основі однієї або кількох незалежних змінних (температура, година доби, день тижня). Цей метод підходить, якщо зв'язок між змінними є лінійним.

- Експоненціальне згладжування: надає різну вагу історичним даним, де більш нові дані мають більше значення, ніж старі. Це дозволяє швидко реагувати на зміни і тренди в споживанні.

- Модель ARIMA: використовується для аналізу і прогнозування часових рядів. ARIMA може враховувати як трендові, так і сезонні компоненти, що робить його корисним для прогнозів із сезонними коливаннями (наприклад, зимове збільшення споживання).

3. Експертні методи

Експертні методи ґрунтуються на інтуїції та знаннях фахівців у галузі енергетики. Вони корисні, коли немає достатньої кількості даних або коли потрібно врахувати специфічні чинники, які важко оцінити математичними моделями.

- **Експертні оцінки:** залучають фахівців для оцінки майбутнього попиту на основі їхнього досвіду і розуміння ринку. Такий підхід дозволяє враховувати широкий спектр факторів (наприклад, політичні зміни або впровадження нових технологій), але він залежить від суб'єктивних суджень, що може знизити точність.

4. Машинне навчання

Методи машинного навчання використовують великі обсяги даних і здатні виявляти складні закономірності, які неможливо виявити за допомогою традиційних методів. Вони автоматично навчаються на основі даних, що робить їх надзвичайно ефективними для динамічних і мінливих систем.

- **Нейронні мережі:** здатні навчатися з досвіду, розпізнавати патерни і створювати прогнози навіть для складних систем з нелінійними зв'язками. Вони особливо корисні, коли йдеться про великі обсяги даних і складні взаємозв'язки.

- **Дерева рішень:** використовуються для аналізу великих обсягів даних і дозволяють знаходити конкретні рішення на основі певних умов. Наприклад, електроспоживання може змінюватися в залежності від температури або часу доби, і дерева рішень допомагають будувати прогноз з урахуванням таких змінних.

- **Методи опорних векторів (SVM):** це потужні інструменти для класифікації та регресії, які можуть ефективно працювати навіть з нерегулярними даними, забезпечуючи точні прогнози.

5. Гібридні методи

Гібридні методи поєднують різні підходи для покращення точності прогнозів. Вони використовують переваги як традиційних методів, так і сучасних технологій для отримання більш точних і надійних прогнозів.

- **Поєднання статистичних методів і AI:** наприклад, статистичні моделі можуть забезпечувати базовий прогноз, а штучні нейронні мережі або інші методи машинного навчання можуть коригувати цей прогноз для врахування нелінійних факторів або складних взаємозв'язків.

6. Прогнозування на основі погодних умов

Погодні умови (температура, вологість, сонячне випромінювання) можуть суттєво впливати на споживання електроенергії, особливо для систем, де важливу роль відіграють кліматичні фактори (наприклад, кондиціонування або опалення).

- Аналіз погодних даних: моделі прогнозування враховують погодні умови для корекції прогнозу. Наприклад, у жаркий період споживання електроенергії для кондиціонерів різко зростає, а взимку — для опалення.

7. Імітаційні моделі

Імітаційні моделі дозволяють створювати сценарії для різних умов експлуатації енергетичних систем. Вони моделюють роботу підприємства за різних зовнішніх та внутрішніх факторів.

- Метод Монте-Карло: моделює безліч можливих сценаріїв і оцінює ризики та ймовірні результати. Це дозволяє враховувати випадкові події і невизначеності в прогнозуванні.

8. Системи управління енергією

Інтелектуальні системи управління енергоспоживанням дозволяють підприємствам відстежувати й оптимізувати енергоспоживання в реальному часі. Вони можуть самостійно адаптуватися до змін і забезпечувати ефективне використання енергії.

- Системи управління: автоматизовані системи контролюють процес споживання енергії і коригують його в залежності від умов роботи обладнання або зовнішніх чинників, що сприяє зменшенню витрат і підвищенню ефективності.

9. Економічні моделі

Економічні моделі аналізують вплив цін на електроенергію та економічних змін на рівень споживання. Вони враховують взаємозв'язки між ціною на енергоносії та попитом на електроенергію.

- Аналіз впливу цін: моделі прогнозують, як зміни у вартості електроенергії або економічних умовах вплинуть на споживання. Наприклад,

зростання цін на електроенергію може змусити підприємства зменшувати спожив

Класифікація методів прогнозування електроспоживання приведена на рисунку 2.1.



Рисунок 2.1. Класифікація методів прогнозування електроспоживання

2.2 Огляд методів прогнозування електроспоживання

Статистичні методи прогнозування — це набір математичних технік, що використовуються для аналізу історичних даних і виявлення тенденцій, патернів або кореляцій для побудови прогнозів на майбутнє. Вони ґрунтуються на аналізі статистичних показників і працюють шляхом моделювання зв'язків між змінними.

У випадку прогнозування електроспоживання статистичні методи дозволяють використовувати минулі дані, наприклад, дані про попит на

електроенергію за певні години дня, дні тижня або місяці, для створення моделей, які можуть передбачати майбутні обсяги споживання.

Основна перевага статистичних методів — це здатність будувати точні прогнози за умови наявності достатньої кількості історичних даних і стабільності процесу. Такі методи добре працюють у стабільних умовах без значних коливань або нових чинників, що змінюють попит, рис 2.2..

Лінійна регресія — це статистичний метод прогнозування, який моделює залежність між незалежною змінною (вхідні дані) та залежною змінною (електроспоживання) за допомогою прямої лінії. Основна ідея полягає в пошуку найкращої лінії, яка мінімізує суму квадратів різниць між фактичними значеннями і прогнозованими.

Формула лінійної регресії:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon$$

де Y - прогнозоване електроспоживання, X_1, X_2, \dots, X_n - незалежні змінні, $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ - коефіцієнти, ε - похибка.

Простий приклад: якщо відомі історичні дані про електроспоживання залежно від часу, можна побудувати лінійну регресію для прогнозування майбутніх значень на основі цього тренду.

Експоненційне згладжування - це метод, який використовує зважене середнє минулих спостережень, де останні дані мають більшу вагу. Метод особливо корисний для короткострокового прогнозування, оскільки він реагує на зміни в даних.

Формула експоненційного згладжування:

$$F(t+1) = \alpha Y(t) + (1-\alpha)F(t)$$

де $F(t+1)$ - прогноз на наступний період, $Y(t)$ - фактичне значення в поточному періоді, $F(t)$ - прогноз на поточний період, α - константа згладжування ($0 < \alpha < 1$).

Цей метод корисний для прогнозування електроспоживання, оскільки може швидко реагувати на короткострокові зміни в попиті.

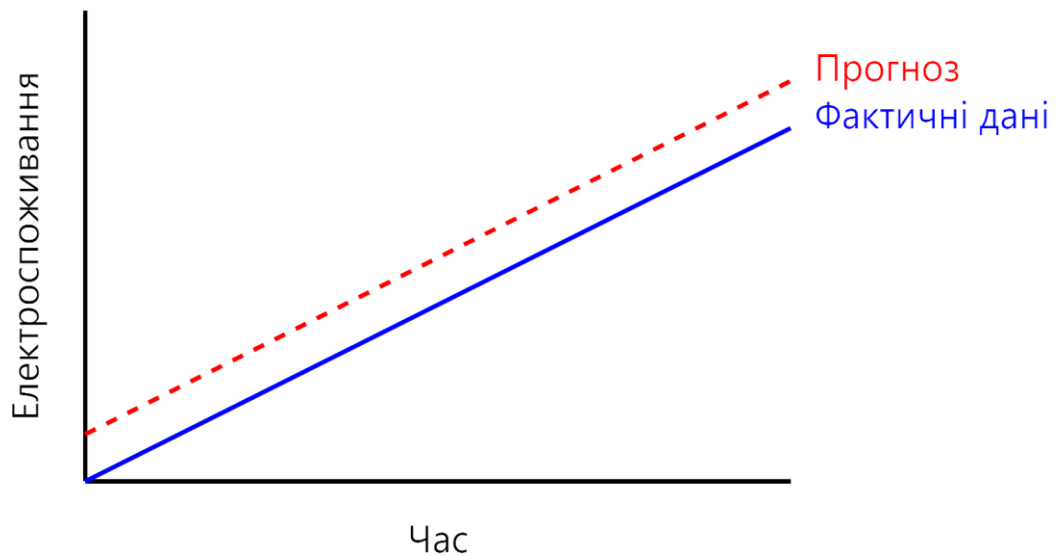


Рисунок 2.2 - Графік статистичного прогнозування електроспоживання

Структурні моделі — це метод прогнозування, який базується на глибокому розумінні процесів і причинно-наслідкових зв'язків між змінними в системі. На відміну від чисто статистичних методів, структурні моделі використовують інформацію про конкретні фактори, що впливають на споживання електроенергії, такі як економічні умови, демографічні фактори, погодні умови тощо.

Основна ідея полягає в побудові математичної моделі, яка описує ці взаємодії, а потім використовує її для прогнозування. Важливою особливістю структурних моделей є можливість врахування впливу кількох змінних одночасно.

Структурні моделі: Структурні моделі в прогнозуванні електроспоживання розкладають часовий ряд на окремі компоненти, які потім моделюються окремо.

Основними компонентами є:

1. Тренд (T): довгострокова тенденція
2. Сезонність (S): регулярні коливання
3. Циклічність (C): нерегулярні коливання
4. Випадкова складова (ε): непередбачувані фактори

Загальна форма структурної моделі:

$$Y(t) = f(T(t), S(t), C(t), \varepsilon(t))$$

де $Y(t)$ - значення електроспоживання в момент часу t .

Адитивна модель: $Y(t) = T(t) + S(t) + C(t) + \varepsilon(t)$

Мультиплікативна модель: $Y(t) = T(t) * S(t) * C(t) * \varepsilon(t)$

Моделювання компонентів:

1. Тренд: Часто моделюється поліноміальною функцією:

$$T(t) = a_0 + a_1t + a_2t^2 + \dots + a_nt^n$$

2. Сезонність: Може бути представлена через ряд Фур'є:

$$S(t) = \sum [A_i \cdot \sin(2\pi it/p) + B_i \cdot \cos(2\pi it/p)]$$

де p - період сезонності, A_i та B_i - коефіцієнти

3. Циклічність: Моделюється подібно до сезонності, але з довшим періодом

4. Випадкова складова: Зазвичай моделюється як білий шум.

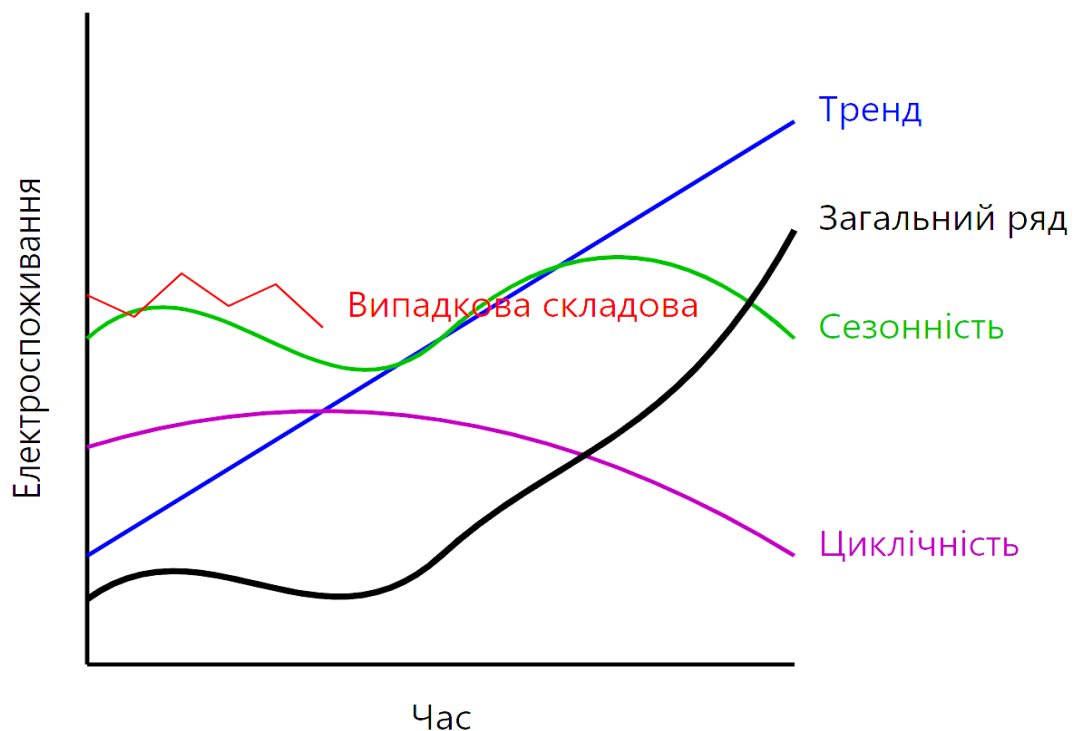


Рисунок 2.3 - Компоненти структурної моделі прогнозування електроспоживання

Нейронні мережі — це метод машинного навчання, який моделює роботу людського мозку. Вони складаються з великої кількості нейронів, які організовані в шари: вхідний, приховані та вихідний. Кожен нейрон пов'язаний з іншими через ваги, які коригуються в процесі навчання.

Основна формула нейронної мережі для одного нейрона виглядає так:

$$y = f \left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b \right)$$

де: y - вихід нейрона, x_i - вхідні дані (наприклад, історичне електроспоживання), w_i - ваги для кожного вхідного параметра, b - зсув (bias), f - активаційна функція.

Нейронні мережі добре працюють з нелінійними процесами та можуть враховувати складні зв'язки між змінними.

Методи опорних векторів (SVM) — це алгоритм машинного навчання, який використовується для класифікації та регресії. Основна ідея полягає у пошуку гіперплощини, яка розділяє дані на різні класи (для класифікації) або встановлює межі для прогнозованих значень (для регресії).

Формула для SVM у випадку регресії:

$$f(x) = w^T x + b$$

де: x - вхідні дані, w - вектор ваг, b - зсув,

$f(x)$ - прогнозоване значення.

Задача SVM полягає в мінімізації відстані між прогнозованими значеннями та фактичними, забезпечуючи при цьому максимальну відстань (маржу) між класами даних у випадку класифікації або точне передбачення у випадку регресії. SVM добре працює у випадках, коли дані мають нелінійні залежності, оскільки він може використовувати так звані "ядрові функції" для обробки складних даних.

Математичні методи прогнозування використовують математичні моделі для опису зв'язків між змінними в системі. Вони базуються на принципах алгебри, диференціальних рівнянь і статистики для обчислення майбутніх значень на основі історичних даних. Математичні методи є важливими для прогнозування електроспоживання, оскільки дозволяють з точністю моделювати зміни в попиті на електроенергію.

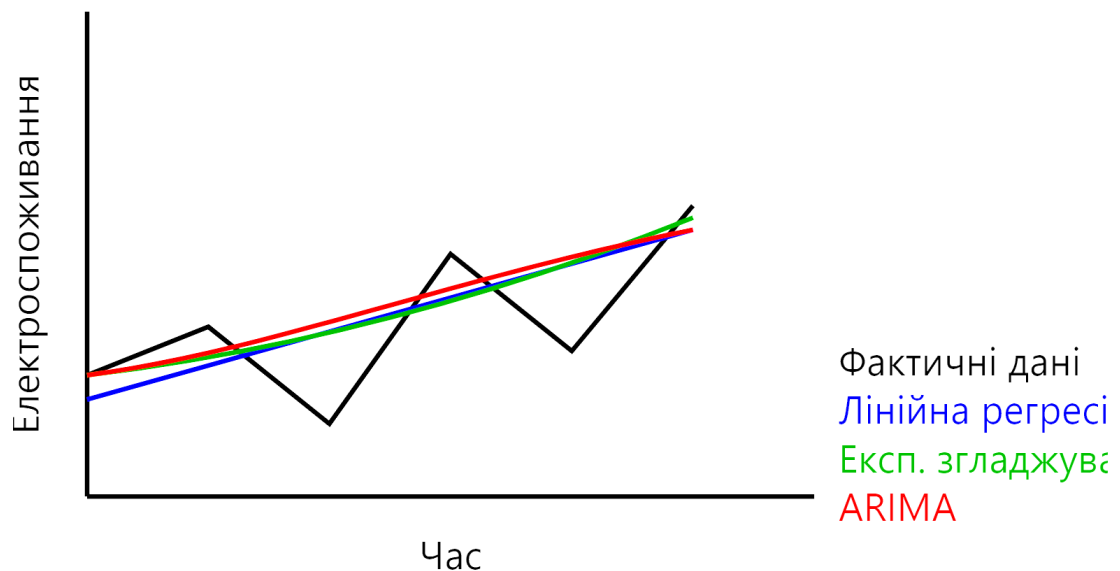


Рисунок 2.4 - Порівняння математичних методів прогнозування електроспоживання

Лінійна регресія - це математичний метод, що використовується для моделювання лінійної залежності між незалежною змінною X (наприклад, час) і залежною змінною Y (електроспоживання). Для прогнозування електроспоживання формула має вигляд:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon$$

де: Y - прогнозоване електроспоживання X_1, X_2, \dots, X_n - незалежні змінні (наприклад, час, температура) $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ - коефіцієнти регресії ε - похибка

Експоненціальне згладжування - це метод прогнозування, який використовує зважене середнє минулих спостережень, де останнім спостереженням надається більша вага. Цей метод надає більшу вагу недавнім спостереженням. Формула простого експоненціального згладжування:

$$F_{(t+1)} = \alpha Y(t) + (1-\alpha)F(t)$$

де: $F_{(t+1)}$ - прогноз на наступний період; $Y(t)$ - фактичне значення в поточному періоді; $F(t)$ - прогноз на поточний період; α - константа згладжування ($0 < \alpha < 1$).

Цей метод є ефективним для короткострокового прогнозування, оскільки швидко реагує на зміни в даних.

Модель ARIMA - (Автогресивна інтегрована модель ковзаючого середнього) використовується для прогнозування часових рядів, враховуючи як залежності між минулими значеннями, так і тренди. ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) комбінує авторегресію, різницювання та ковзне середнє. Загальна форма моделі ARIMA(p,d,q):

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \dots$$

де: y_t - прогнозоване значення в момент часу t ,

ϕ_1, ϕ_2, \dots - коефіцієнти автогресії (AR),

$\theta_1, \theta_2, \dots$ - коефіцієнти ковзаючого середнього (MA),

$\epsilon_{t-1}, \epsilon_{t-2}$ - похибки.

Модель ARIMA дозволяє передбачати значення на основі як минулих даних, так і впливу похибок попередніх прогнозів, що робить її особливо корисною для аналізу сезонних та довгострокових змін у попиті.

Ці математичні методи дозволяють створювати точні прогнози електроспоживання, враховуючи різні фактори та патерни в історичних даних.

Експертні методи прогнозування базуються на думках і досвіді фахівців у певній галузі. Це якісні методи, що передбачають аналіз на основі експертної оцінки, інтуїції та глибокого розуміння предметної області. Вони використовуються тоді, коли історичних даних недостатньо для побудови статистичних моделей або коли зміни в середовищі важко кількісно виміряти.

Експертні методи можуть бути корисними для довгострокових прогнозів або в умовах нестабільності, де експерти можуть передбачити поведінку системи на основі досвіду і знань.

Приклади експертних методів:

- Експертні оцінки: думки кількох фахівців, зведені у прогноз.
- Інтуїтивний аналіз: прогнозування на основі інтуїції й суб'єктивної оцінки.

Основні етапи методу експертних оцінок (рис. 2.5): 1. Вибір експертів; 2. Формулювання питань; 3. Проведення опитування; 4. Обробка результатів



Рисунок 2.5 - Процес експертного оцінювання для прогнозування електроспоживання.

Експертні оцінки - це метод, де прогнозування здійснюється шляхом узагальнення думок кількох експертів. Процес може включати індивідуальні оцінки фахівців або групову дискусію, з подальшим об'єднанням цих оцінок у спільний прогноз.

Формула для експертних оцінок може виглядати так:

$$P = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i$$

де: P - узгоджений прогноз, P_i - прогноз від i -того експерта, n - кількість експертів.

Ця формула використовується для розрахунку середнього прогнозу на основі оцінок кількох експертів.

Машинне навчання — це підгалузь штучного інтелекту, яка використовує алгоритми для автоматичного навчання на основі даних. Системи машинного навчання покращують свої прогнози або рішення, аналізуючи історичні дані без явного програмування. Для прогнозування електроспоживання, методи машинного навчання можуть виявляти складні патерни в великих масивах даних.

Методи машинного навчання часто використовують для задач, де традиційні статистичні моделі не дають точних результатів, особливо коли кількість змінних велика і існують складні взаємозв'язки між ними. Графік порівняння різних методів машинного навчання для прогнозування електроспоживання (рис. 2.6).

Нейронні мережі — це алгоритми машинного навчання, що імітують роботу людського мозку через з'єднання штучних нейронів. Вони навчаються на основі даних і адаптують свої ваги, щоб зменшити похибку прогнозу.

Найпростіша форма — це багатошарова перцептронна нейронна мережа.

Формула для одного шару нейронної мережі:

$$y = f \left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b \right)$$

де: y - прогнозоване значення, x_i - вхідні дані, w_i - ваги для кожного входу, b - зміщення (bias), f - активаційна функція (наприклад, сигмоїдна або ReLU).

Нейронні мережі добре працюють із великими наборами даних, особливо для задач прогнозування з нелінійними взаємозв'язками (рис. 2.4).

Дерева рішень - це метод машинного навчання, що використовує деревоподібну структуру для прийняття рішень. Кожне відгалуження в дереві відповідає певному критерію, за яким далі приймається рішення.

Це інтерпретований метод, зручний для аналізу та прогнозування.

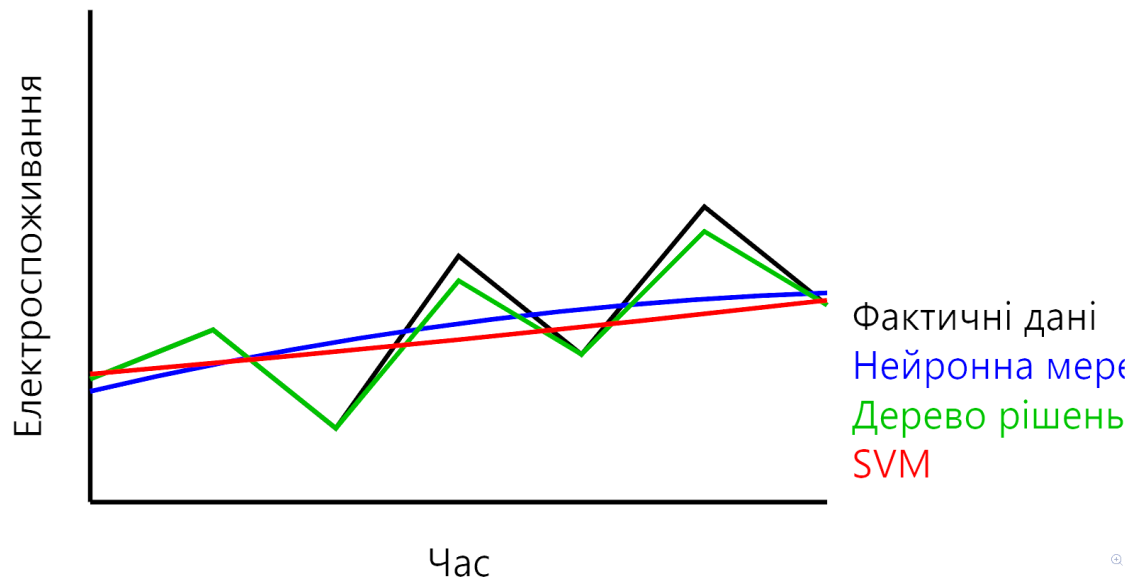


Рисунок 2.6. - Порівняння методів машинного навчання для прогнозування електроспоживання

Основна формула для дерева рішень:

$$I(S) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2(p_i)$$

де: $I(S)$ - інформаційна ентропія для набору S ,

p_i - ймовірність кожного класу.

Модель намагається мінімізувати ентропію на кожному етапі розгалуження, обираючи найкраще розбиття даних.

Методи опорних векторів (SVM) - це алгоритм, що шукає гіперплощину, яка максимально відділяє різні класи у наборі даних. Для задач прогнозування SVM використовується у регресії та класифікації, коли потрібно знайти найбільш ефективне розмежування між даними.

Формула для SVM:

$$f(x) = w^T x + b$$

де: w - вектор ваг, x - вхідні дані, b - зміщення (bias).

SVM шукає таку гіперплощину, яка максимізує відстань між класами, використовуючи опорні вектори — точки, що знаходяться найближче до гіперплощини.

Поєднання статистичних методів і машинного навчання - це один з найпоширеніших гібридних підходів для прогнозування. Наприклад, статистичні методи можуть використовуватись для короткострокового прогнозування, тоді як нейронні мережі можуть виявляти довгострокові тренди й нелінійні залежності (рис. 2.7).

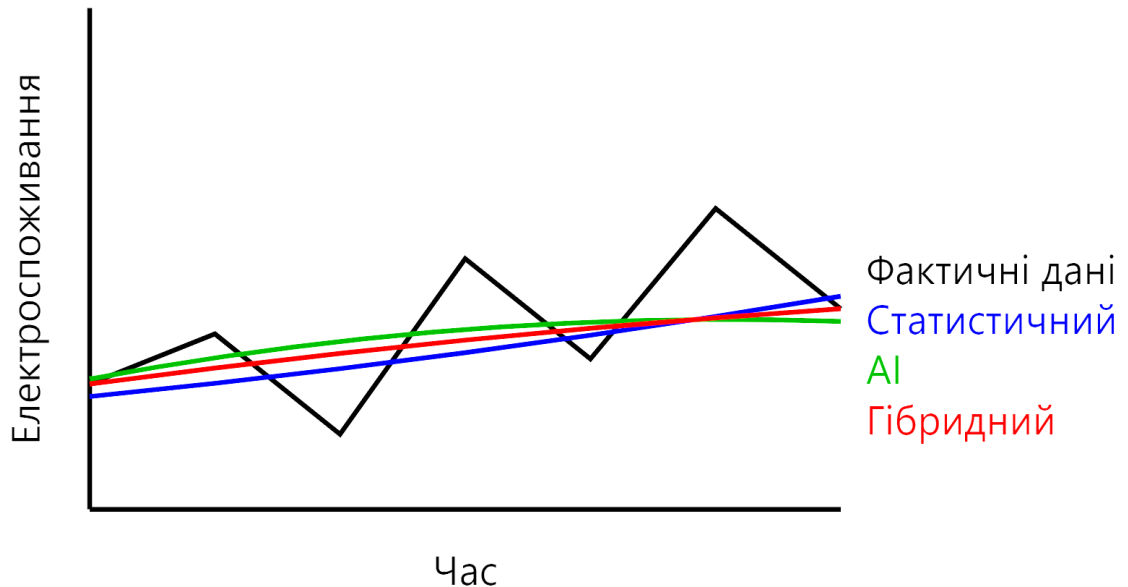


Рисунок 2.7 - Порівняння гібридного методу з окремими підходами

Процес: Статистичний метод (наприклад, ARIMA) використовується для моделювання лінійних компонентів даних і трендів. Машинне навчання (наприклад, нейронні мережі або SVM) застосовується для виявлення нелінійних патернів і залишкових компонентів, які статистичні моделі не враховують.

Загальна форма гібридної моделі може бути виражена як:

$$y_t = f_{\text{stat}}(x_t) + f_{\text{AI}}(r_t)$$

де: t_y - прогнозоване значення, $f_{\text{stat}}(x_t)$ - статистична модель (наприклад, ARIMA), $f_{\text{AI}}(r_t)$ - модель машинного навчання, яка обробляє залишки.

Приклад: Спочатку статистична модель ARIMA передбачає лінійний тренд. Далі нейронна мережа обробляє залишки від ARIMA для моделювання нелінійних залежностей, покращуючи точність прогнозу.

Цей підхід дозволяє враховувати як відомі статистичні закономірності, так і складні, невідомі взаємозв'язки в даних.

2.3 Вибір методу прогнозування електроспоживання

Для вибору найкращого методу прогнозування електроспоживання необхідно врахувати особливості кожного з представлених методів, а також їх придатність для різних типів прогнозів: короткострокового, середньострокового та довгострокового. Оцінюючи методи, розглянемо їх сильні сторони та обмеження [20, 21].

1. Фактографічні методи

Ці методи базуються на історичних даних та фактах. Вони є простими в застосуванні, але менш ефективними для довгострокових прогнозів, оскільки не враховують змінні чинники, такі як зміна кліматичних умов чи економічної ситуації. В основному підходять для короткострокових прогнозів.

2. Статистичні методи (лінійна регресія, експоненційне згладжування, ARIMA)

Статистичні методи добре працюють для прогнозування на основі історичних даних. Наприклад:

- Лінійна регресія добре підходить для короткострокових і середньострокових прогнозів, коли залежність між змінними лінійна.
- Експоненційне згладжування підходить для короткострокових прогнозів, особливо в умовах сезонних змін.
- ARIMA використовується для середньострокових прогнозів і добре моделює серійні дані, але може бути складним у налаштуванні.

3. Експертні методи

Експертні оцінки та інтуїтивний аналіз зазвичай застосовуються для довгострокових прогнозів, особливо в умовах недостатньої кількості даних або непередбачуваних змін у системі. Однак точність цих методів залежить від досвіду та кваліфікації експертів.

4. Гібридні методи

Ці методи поєднують статистичні моделі та AI (наприклад, ARIMA + нейронні мережі). Вони можуть бути корисними як для короткострокових, так і

для середньострокових прогнозів, забезпечуючи кращу точність порівняно з окремими методами.

5. Машинне навчання (нейронні мережі, дерева рішень, SVM)

Моделі машинного навчання здатні виявляти складні патерни у великих масивах даних, що робить їх потужними інструментами для прогнозування електроспоживання. Нейронні мережі, у порівнянні з іншими методами, найкраще підходять для довгострокових прогнозів завдяки здатності адаптуватися до складних змін і взаємозв'язків у даних.

- Нейронні мережі (ШНМ) можуть навчатися на великих наборах даних і використовувати як для короткострокових, так і для довгострокових прогнозів, включаючи обробку нелінійних і нелінійних залежностей.
- Дерева рішень та SVM також добре працюють для середньострокових прогнозів, але менш ефективні для довгострокових.

Порівняльна таблиця методів прогнозування представлена у табл. 2.1.

Таблиця 2.1 Порівняльна таблиця методів прогнозування.

Метод прогнозування	Короткостроковий	Середньостроковий	Довгостроковий
Фактографічні методи	+	+/-	-
Лінійна регресія	+	+/-	-
Експоненційне згладжування	+	+/-	-
ARIMA	+	+	+/-
Експертні оцінки	-	+/-	+
Інтуїтивний аналіз	-	+/-	+
Гібридні методи	+	+	+/-
Нейронні мережі	+	+	+
Дерева рішень	+	+	+/-
Методи опорних векторів (SVM)	+	+	+/-

Моделі прогнозування, засновані на штучних нейронних мережах (ШНМ), є найкращим вибором для прогнозування електроспоживання, оскільки вони

ефективно працюють як для короткострокових, так і для середньо- і довгострокових прогнозів. Вони мають здатність обробляти складні взаємозв'язки в даних і можуть адаптуватися до змін у системі.

2.4 Висновки до другого розділу

1. Сучасні підприємства застосовують різноманітні методи прогнозування електроспоживання, серед яких використовуються експертні, статистичні, інтелектуальні та гібридні підходи. Кожен із цих методів має свої переваги та недоліки, що визначає їх придатність до різних типів прогнозування.

2. З усіх методів для короткострокового прогнозування електроспоживання на підприємствах найбільш ефективними вважаються моделі, засновані на штучних нейронних мережах (ШНМ). Основними причинами цього вибору є: а. Статистичні методи, як правило, не забезпечують достатньо високої точності прогнозу, особливо при наявності складних залежностей у даних. б. Багатофакторні методи вимагають урахування значної кількості зовнішніх чинників і технологічних параметрів, що ускладнює їх застосування. с. Інтелектуальні методи, хоча й можуть досягати високої точності, не завжди дозволяють зрозуміти фізичні процеси, на яких ґрунтується рішення, що обмежує їх використання в деяких випадках.

3. Традиційні регресійні моделі не забезпечують високої точності для загальних завдань прогнозування, оскільки вони розроблені з урахуванням специфіки окремих підприємств. Проте, застосування штучних нейронних мереж (ШНМ) дозволяє досягти значно вищої точності прогнозів, оскільки вони можуть адаптуватися до складних і нелінійних залежностей у даних, враховуючи велику кількість змінних. ШНМ виявляють себе як ефективний інструмент для вирішення прикладних завдань прогнозування.

РОЗДІЛ 3. ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ ПІДПРИЄМСТВОМ З ВИРОБНИЦТВА ЕЛЕКТРОТЕХНІЧНОЇ ПРОДУКЦІЇ

3.1 Прогнозування електричних навантажень підприємства за допомогою експонентного згладжування

При обробці експериментальних даних був використаний метод експоненційного згладжування як один із найбільш простих та зручних.

Для визначення постійної згладжування α користуються методом Клеандрова, у якому застосовується декілька конкуруючих констант згладжування. Серед них обирають таку, що забезпечує мінімальну помилку прогнозу. За методом Клеандрова постійна α змінюється від 0 до 1 із заданим кроком $\Delta\alpha$. У нашому дослідженні здійснюємо моделювання із кроком, що дорівнює $\Delta\alpha = 0.05$. Оцінку якості прогнозу проводимо за середньоквадратичним значенням, при якому вибираємо α , що відповідає мініимальному середньоквадратичному значенню.

Після визначення параметра α усі розрахунки виконуємо за таким алгоритмом. Встановлюються початкові умови S_1^1, S_1^2 (для лінійної залежності) і S_1^1, S_1^2, S_1^3 (для параболічної) відповідно.

Знаходимо експонентні середні для $t = 2$ за формулами:

$$S_2^1 = \alpha y_2 + (1 - \alpha)S_1^1;$$

$$S_2^2 = \alpha S_1^1 + (1 - \alpha)S_1^2;$$

$$S_2^3 = \alpha S_1^2 + (1 - \alpha)S_1^3.$$

Визначаємо оцінки параметрів прогнозуючої функції $(\bar{\alpha}_0, \bar{\alpha}_1, \dots)$ для поточного значення $t = 2$. Розрахунки виконуємо стосовно лінійної і квадратичної моделей:

$$\bar{\alpha}_0 = 2S_1^2 - S_2^2;$$

$$\bar{\alpha}_0 = 2S_1^2 - S_2^2;$$

$$\bar{\alpha}_1 = \frac{\alpha}{1 - \alpha} (S_2^2 - S_2^2);$$

$$\bar{\alpha}_0 = 3(S_1^2 - S_2^2) + S_2^3;$$

$$\bar{\alpha}_1 = \frac{\alpha}{2(1 - \alpha)^2} [(6 - 5\alpha)S_2^1 - 2(5 - 4\alpha)S_2^2 + (4 - 3\alpha)S_2^3];$$

$$\bar{\alpha}_2 = \frac{\alpha^2}{(1 - \alpha)^2} (S_1^2 - 2S_2^2 + S_2^3);$$

За формулами визначаємо прогнозне значення максимального електричного навантаження промислового підприємства на крок вперед.

Для кожного наступного члена динамічного ряду електричного навантаження розраховуємо експонентні середні, параметри прогнозуючої функції, розрахункові значення показника \bar{y}_t .

За допомогою аналітичних залежностей побудованих $t = n$, визначаємо величину змінної \bar{y}_{t+1} на перспективу.

Розраховуємо довірчі інтервали прогнозу.

Для умов з розраховано базисне електричне навантаження та знайдені експонентні середні та вирівняні значення функцій.

На основі приведених даних навантажень літнього робочого дня підприємства з виробництва електротехнічної продукції (табл. 3.1).

Експонентне згладжування використовує наступну формулу для обчислення згладженого значення:

$$S_t = \alpha \cdot y_t + (1 - \alpha) \cdot S_{t-1}$$

де: S_t - згладжене значення для моменту часу, t ;

α - коефіцієнт згладжування (в нашому випадку, $\alpha=0.1$);

y_t - фактичне значення для моменту часу, t ;

S_{t-1} - згладжене значення для моменту часу, $t - 1$.

Для значення $\alpha=0.1$, формула виглядає так:

$$S_t = 0.1 \cdot y_t + 0.9 \cdot y_{t-1}$$

Давайте обчислимо згладжені значення для кожної години:

Початкове значення S_1

$$S_1 = y_1 = 2831$$

Таблиця 3.1 – Прийняті вихідні дані для розрахунків

Період доби, год	Фактична навантаження, кВт·год
1	2831
2	2831
3	2831
4	2831
5	3146
6	3146
7	5033
8	5662
9	6291
10	6291
11	5662
12	5033
13	5662
14	5662
15	6291
16	6291
17	5662
18	5033
19	3775
20	3775
21	3146
22	3146
23	3146
24	2831

Розрахунок згладжених значень

$$S_2 = \alpha \cdot y_2 + (1 - \alpha) \cdot S_1 = 0.1 \cdot 2831 + 0.9 \cdot 2831 = 2831$$

$$S_3 = 0.1 \cdot 2831 + 0.9 \cdot 2831 = 2831$$

Прийmemo вихідні дані для розрахунків та відобразимо їх у таблиці 3.2.

Для кожного наступного періоду ми продовжуємо застосовувати формулу експонентного згладжування і так далі для кожного часу.

Після виконання всіх розрахунків, ми можемо заповнити таблицю з прогнозованими значеннями та обчислити похибку прогнозу.

Таблиця 3.2 - Розрахункове електричне навантаження підприємства

t	S_t^1	S_t^2	$\bar{\alpha}_0$	$\bar{\alpha}_1$	\hat{y}_t	y_t	$y_t - \hat{y}_t$	$(y_t - \hat{y}_t)^2$
1	2831	2831	-	-	-	2831	-	-
2	2831	2831	-	-	-	2831	-	-
3	2831	2831	-	-	-	2831	-	-
4	2831	2831	-	-	-	2831	-	-
5	2882.52	2853.94	-	2911.10	2911.10	3168.0	256.90	65916.81
6	2911.07	2874.47	2911.10	2947.67	2947.67	3168.0	220.33	48545.51
7	3126.78	2901.70	2947.67	3351.86	3351.86	5068.2	1716.34	2945914.83
8	3384.26	2950.05	3351.86	3818.47	3818.47	5701.6	1883.13	3548156.38
9	3685.33	3023.58	3818.47	4347.08	4347.08	6335.0	1987.92	3952242.41
10	3949.30	3092.16	4347.08	4806.44	4806.44	6335.0	1528.56	2336523.56
11	4212.37	3170.12	4806.44	5254.62	5254.62	5701.6	446.98	199793.16
12	4454.73	3241.61	5254.62	5667.84	5667.84	5068.2	-599.64	359568.45
13	4694.86	3310.85	5667.84	6078.87	6078.87	5701.6	-377.27	142334.47
14	4930.48	3378.56	6078.87	6482.40	6482.40	5701.6	-780.80	609645.44
15	5170.93	3447.66	6482.40	6887.50	6887.50	6335.0	-552.50	305258.06
16	5411.34	3517.56	6887.50	7293.12	7293.12	6335.0	-958.12	917000.12
17	5632.11	3583.58	7293.12	7680.64	7680.64	5701.6	-1979.04	3915503.14
18	5851.50	3650.38	7680.64	8074.13	8074.13	5068.2	-3005.93	9035583.49
19	6067.55	3717.87	8074.13	8464.01	8464.01	3801.4	-4662.61	21739817.51
20	6261.49	3778.56	8464.01	8744.42	8744.42	3801.4	-4943.02	24434487.32
21	6435.34	3832.57	8744.42	9038.11	9038.11	3168.0	-5870.11	34462727.82
22	6607.25	3886.46	9038.11	9331.29	9331.29	3168.0	-6163.29	37960801.25
23	6774.83	3939.15	9331.29	9620.51	9620.51	3168.0	-6452.51	41636298.30
24	6927.02	3991.05	9620.51	9898.99	9898.99	2850.8	-7048.19	49677157.64

Таблиця 3.2 розрахована до 24-го періоду, тому потрібно розрахувати прогнозні значення на наступні періоди.

Для прогнозування на 25-ту і 26-ту години, використаємо вже отримані значення для обчислення:

Формула для прогнозування наступного періоду ($t+1$):

$$\hat{y}_{t+1} = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot (t+1)$$

де $\alpha_0 = 9620.5$ та $\alpha_1 = 9898.99 - 9620.51 = 278.48$

Для 25 години:

$$\hat{y}_{25} = 9620.51 + 278.48 \cdot 25 = 9620.51 + 6962 = 16582.51 \text{ кВт}$$

Для 26 години:

$$\hat{y}_{26} = 9620.51 + 278.48 \cdot 26 = 9620.51 + 7240.48 = 16860.99 \text{ кВт}$$

Прогнозовані значення для 25-ї та 26-ї години становлять 16582.51 кВт і 16860.99 кВт відповідно.

Для розрахунку похибки прогнозу $\sigma_{(t+1)}$ та $\sigma_{(t+2)}$ використаємо формулу:

$$\sigma_{(t+k)} = \sigma_{yt} \cdot x \sqrt{\frac{\alpha}{(n-1)^3} [1 + 4(1-\alpha) + 5(1-\alpha) + 2\alpha(4-3\alpha)(k) + 2\alpha^2(k)]}$$

де: σ_{yt} - стандартне відхилення фактичних значень,

x - множник (для 25 години $k=1$, для 26 години $k=2$),

α - постійна згладжування,

n - кількість спостережень (в нашому випадку 24).

Розрахунок стандартного відхилення σ_{yt}

Спочатку розрахуємо σ_{yt} :

$$\sigma_{yt} = \sqrt{\frac{\sum (y_t - \bar{y})^2}{n-1}}$$

Знайдемо середнє значення \hat{y} :

$$\hat{y} = \frac{\sum y_t}{n} = \frac{116235.0}{24} = 4843.125$$

Тепер знайдемо σ_{yt} :

$$\sigma_{yt} = \sqrt{\frac{\sum y_t - \hat{y}}{n-1}} = \sqrt{\frac{\sum (2831 - 4843.125)^2 + \dots}{24-1}} \approx 1078.20$$

Розрахунок похибки прогнозу

Використовуючи значення σ_{yt} , $\alpha = 0,1$, $n = 24$:

Для $k=1$ (25 година):

$$\sigma_{(24+1)} = 1078.20 \cdot 1 \sqrt{\frac{0.1}{(24-1)^3} [1 + 4(1-0.1) + 5(1-0.1) + 2 \cdot 0.1(4-3 \cdot 0.1)(1) + 2 \cdot 0.1^2(1)]}$$

Для $k=2$ (26 година):

$$\sigma_{(24+2)} = 1078.20 \cdot 1 \sqrt{\frac{0.1}{(24-1)^3} [1 + 4(1-0.1) + 5(1-0.1) + 2 \cdot 0.1(4-3 \cdot 0.1)(2) + 2 \cdot 0.1^2(2)]}$$

Розрахувавши, ми отримуємо: $\sigma_{(24+1)} \approx 1080.11$ кВт та $\sigma_{(24+2)} \approx 1089.73$ кВт

Прогнозовані значення вже були розраховані раніше:

для 25 години: $\hat{y}_{25} = 16582.51$ кВт

для 26 години: $\hat{y}_{26} = 16860.99$ кВт

Похибка прогнозу для 25 і 26 години:

$$\sigma_{(24+1)} = 1080.11 \text{ кВт}$$

$$\sigma_{(24+2)} = 1089.73 \text{ кВт}$$

Верхня та нижня границі довірчого інтервалу: Для обчислення верхньої та нижньої границі використовуємо формулу:

$$\text{Верхня границя} = \text{Прогноз} + \sigma_{(t+k)}$$

$$\text{Нижня границя} = \text{Прогноз} - \sigma_{(t+k)}$$

для 25 години:

$$\text{Верхня границя} = 16582.51 + 1080.11 = 17662.62 \text{ кВт}$$

$$\text{Нижня границя} = 16582.51 - 1080.11 = 15502.40 \text{ кВт}$$

для 26 години:

$$\text{Верхня границя} = 16860.99 + 1089.73 = 17950.72 \text{ кВт}$$

$$\text{Нижня границя} = 16860.99 - 1089.73 = 15771.26 \text{ кВт}$$

Таблиця 3.3 відображає прогнозовані значення, можливу похибку прогнозу, а також верхню і нижню границі довірчого інтервалу для 25 та 26 години навантаження по заводу із виготовлення електротехнічного обладнання.

Таблиця 3.3 - Результати обчислень прогнозних значень

День	Прогноз	Можлива похибка прогнозу	Верхня границя довірчого інтервалу	Нижня границя довірчого інтервалу
25	16582.51	±1080.11	17662.62	15502.40
26	16860.99	±1089.73	17950.72	15771.26

3.2 Використання нейронних зв'язків для прогнозування електричних навантажень підприємства

Прогноз електричних навантажень є важливим джерелом для прийняття рішень у сфері управління електроенергетичними системами, зокрема під час планування їхніх нормальних режимів роботи. На основі прогнозу навантаження визначаються оптимальні режими експлуатації енергосистем, оцінюється їхня надійність, ефективність і якість надання послуг.

Прогнозування електроспоживання ґрунтується на використанні складних математичних моделей або емпіричних підходів, що дозволяють виявляти закономірності у часових рядах. Експерти поступово знаходять такі залежності на основі багаторічного досвіду. Однак зміни у виробничих процесах можуть призвести до необхідності оновлення моделей прогнозування, оскільки наявні методи можуть втратити актуальність [22].

Точність короткострокових прогнозів безпосередньо впливає на економічність функціонування електростанцій, зокрема на завантаження генеруючого обладнання. Недооцінка навантаження може призвести до нестачі резервів, що збільшує вартість виробництва електроенергії через залучення пікового обладнання або купівлю потужності за вищою ціною. Переоцінка ж

навантаження спричинить необґрунтоване збільшення резерву, що також підвищує витрати на генерацію електроенергії.

При створенні короткострокового прогнозу електричних навантажень враховуються такі фактори, як графіки навантаження, погодні умови (температура, тривалість світлового дня), режим роботи великих споживачів. Наприклад, при зниженні температури на 1 градус навантаження може збільшитися на 0,5% від максимального споживання. Прогноз навантаження на кожен годину доби формується на основі ретроспективних даних і прогнозованих параметрів середовища.

Інноваційним підходом є застосування штучних нейронних мереж (ШНМ), які можуть точно прогнозувати складні системи, такі як енергосистеми. Нейронні мережі здатні "вчитися" на основі минулих даних, що дозволяє їм встановлювати складні взаємозв'язки між різними параметрами. Для цього процесу визначається тип мережі, налаштовуються вагові коефіцієнти, і після навчання проводиться тестування. Завдяки використанню архівних даних, ШНМ можуть ефективно прогнозувати електричні навантаження, забезпечуючи високу точність прогнозу.

Доповнюючи зазначену інформацію, в електроенергетиці використовуються методи штучного інтелекту для покращення процесу управління попитом. Це включає інтелектуальні системи керування енергоспоживанням, які враховують попередні дані про споживання електроенергії і погодні умови для кращого балансування між генерацією і попитом, що дозволяє знизити витрати і зменшити ризики недостачі або перенасичення енергетичних ресурсів [23].

Розроблена конфігурація ШН для добового прогнозування навантаження заводу із виготовлення електротехнічної продукції наведена на рисунку 3.1.

Розглянутий персептрон (математична або комп'ютерна модель сприйняття інформації мозком) має три шари. У вхідному шарі (зліва) розташовано 27 нейронів (кількість вхідних змінних потужність, температура), у

прихованому (центральному) шарі - 8 (визначено під час налаштування мережі), у вихідному шарі (зправа) - 24 (відповідає кількості годин на добу).

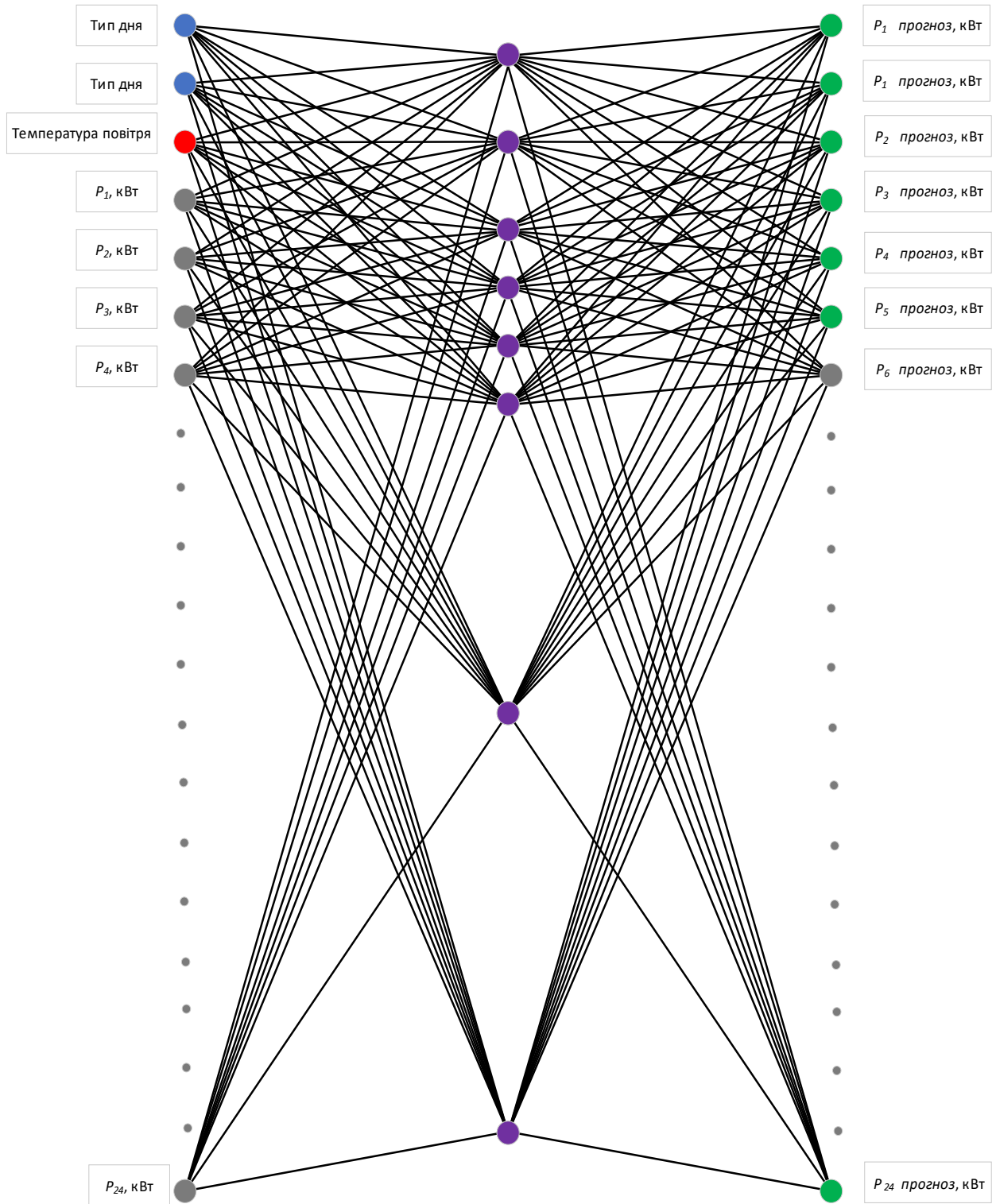


Рисунок 3.1 – Розроблена конфігурація штучно інтелекту прогнозування споживання електроенергії підприємством

Вхідні змінні представлені годинними значеннями електричного навантаження за попередню епоху. Прогнозуються 24 значення за годинами доби, а також значеннями температурою та типу дня (Завтра).

3.3 Прогнозування споживання електроенергії завдяки штучної нейромережі

Для навчання нашої нейронної мережі можна прийняти за основу наступні данні, що приведені у таблицях 3.4 і 3.5 та рис. 3.2.

Таблиця 3.4. Добові графіки навантажень підприємства з виробництва електротехнічної продукції (у відсотках).

№	Робочі літні дні	
	<i>P, %</i>	<i>Q, %</i>
1	45	42
2	45	42
3	45	42
4	45	42
5	50	45
6	50	45
7	80	65
8	90	75
9	100	100
10	100	100
11	90	75
12	80	65
13	90	75
14	90	75
15	100	80
16	100	80
17	90	75
18	80	65
19	60	50
20	60	50
21	50	45
22	50	45
23	50	45
24	45	42

Таблиця 3.5. Добові графіки навантажень літнього робочого дня підприємства з виробництва електротехнічної продукції.

№	<i>Літні робочі дні</i>		
	<i>P, кВт</i>	<i>Q, кВар</i>	<i>S, кВА</i>
1	2831	2374	3695
2	2831	2374	3695
3	2831	2374	3695
4	2831	2374	3695
5	3146	2544	4046
6	3146	2544	4046
7	5033	3674	6231
8	5662	4240	7074
9	6291	5653	8458
10	6291	5653	8458
11	5662	4240	7074
12	5033	3674	6231
13	5662	4240	7074
14	5662	4240	7074
15	6291	4522	7748
16	6291	4522	7748
17	5662	4240	7074
18	5033	3674	6231
19	3775	2826	4716
20	3775	2826	4716
21	3146	2544	4046
22	3146	2544	4046
23	3146	2544	4046
24	2831	2374	3695

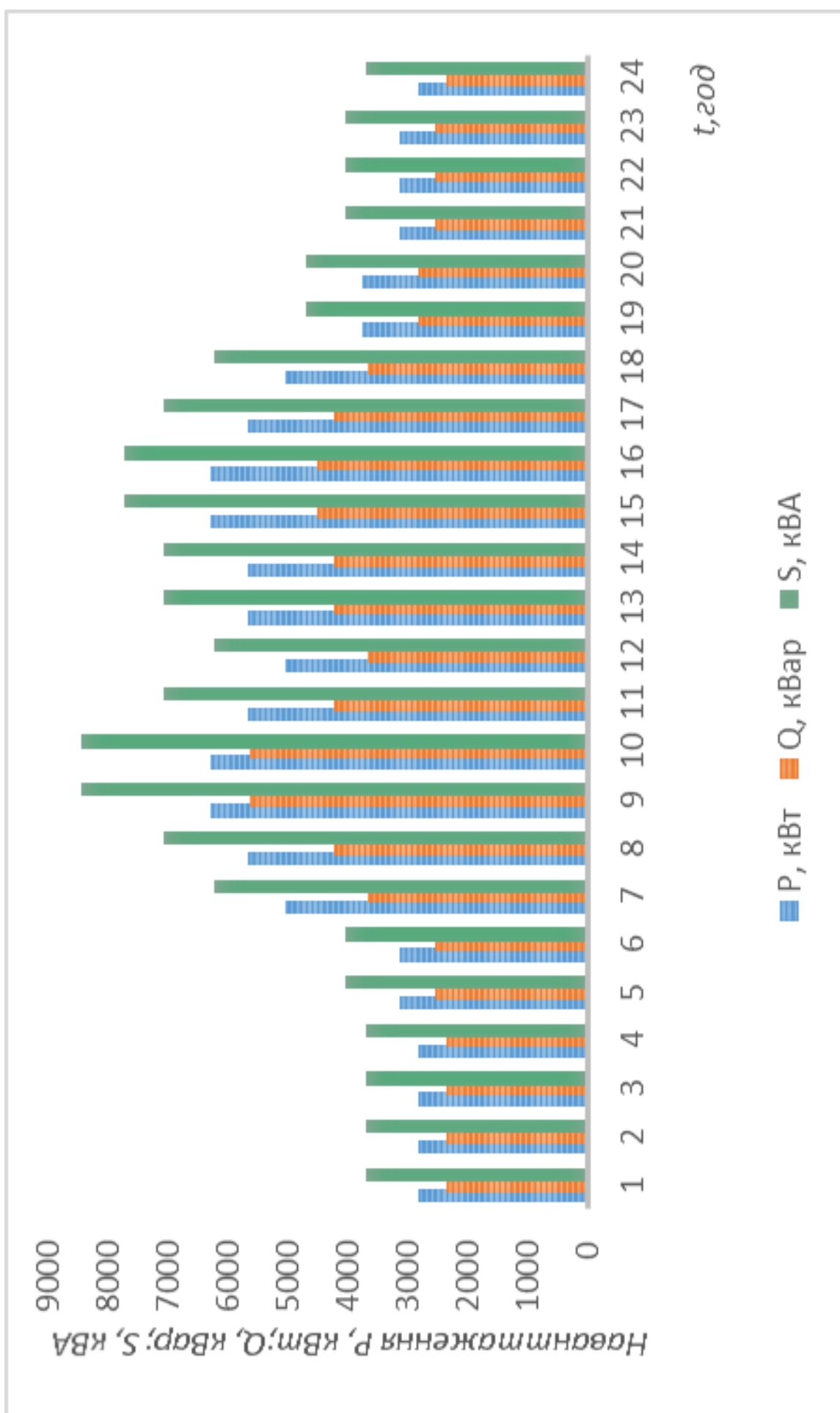
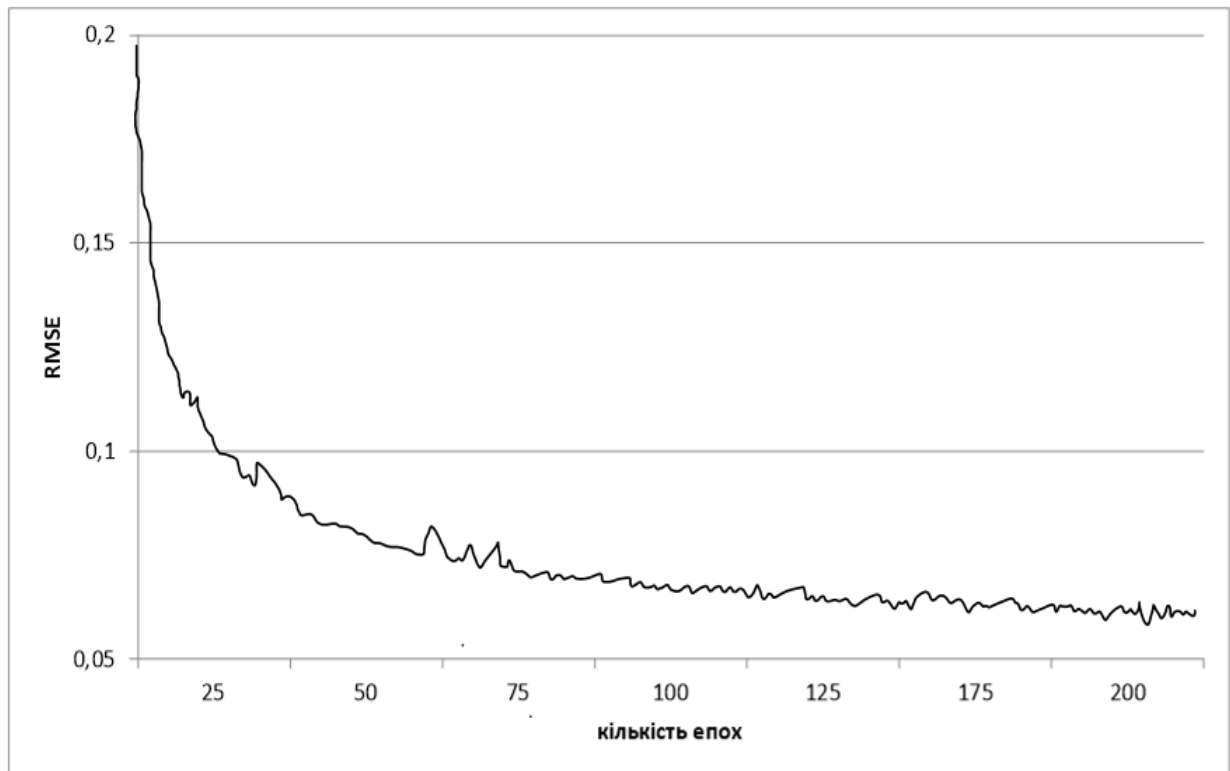


Рисунок 3.2. - Добові графіки навантажень літнього робочого дня підприємства з виробництва електротехнічної

Під час навчання мережі поступово помилка здійснюваного прогнозу зменшується, до тих пір поки інтервал її коливань на графіку не досягне певного значення, який задовільнятиме результату встановленого прогнозу. Подальше навчання нейромережі стає менш ефективним (рис. 3.3) і його припиняють.



RMSE - середньоквадратичне відхилення

Рисунок 3.3 – Значення RMSE протягом навчання штучної нейромережі

Для вирішення завдання зі прогнозом споживання електричної енергії з використанням новітніх розробок штучного інтелекту, необхідно прийняти конфігурацію нейромережі. Також необхідно для її роботи створити відповідне середовище. Дане середовище передбачає напочатку створити навчальний алгоритм роботи, потім наступним етапом являється саме навчання штучної нейронної мережі, і останнім етапом є тестування ШІ. Для вибірки навчання можна використати дані споживання електричної енергії підприємством з виробництва електротехнічної продукції, мОм.

На основі приведених даних навантажень літнього робочого дня підприємства з виробництва електротехнічної продукції (табл. 3.4, 3.5 і рис 3.2).

Дані для здійснення навчання нашої штучної нейронної мережі приведені у табл. 3.6

Таблиця 3.6 – Прийняті дані для навчання штучної нейронної мережі

Період доби, год	Фактична активне навантаження, кВт·год	Температура
1	2831	1
2	2831	0
3	2831	0
4	2831	1
5	3146	0
6	3146	1
7	5033	1
8	5662	1
9	6291	0
10	6291	0
11	5662	1
12	5033	1
13	5662	2
14	5662	2
15	6291	2
16	6291	2
17	5662	2
18	5033	1
19	3775	1
20	3775	0
21	3146	0
22	3146	1
23	3146	2
24	2831	2

Результати виконаного прогнозування для 1-го експериментального дня зведені до таблиці 3.7.

Таблиця 3.7– Результати прогнозування першого експериментального дня

Період доби, год	Фактична активне навантаження, P_f , кВт·год	Прогнозоване активне навантаження, P_{pl} , кВт·год	Середня абсолютна похибка (MAPE), %
1	2831	2918,8	3,1
2	2831	2921,6	3,2
3	2831	2777,2	1,9
4	2831	2941,4	3,9
5	3146	3089,4	1,8
6	3146	3230,9	2,7
7	5033	5113,5	1,6
8	5662	5497,8	2,9
9	6291	6177,8	1,8
10	6291	6429,4	2,2
11	5662	5826,2	2,9
12	5033	4897,1	2,7
13	5662	5514,8	2,6
14	5662	5848,8	3,3
15	6291	6504,9	3,4
16	6291	6158,9	2,1
17	5662	5814,9	2,7
18	5033	5128,6	1,9
19	3775	3865,6	2,4
20	3775	3695,7	2,1
21	3146	3227,8	2,6
22	3146	3253,0	3,4
23	3146	3268,7	3,9
24	2831	2918,8	3,1

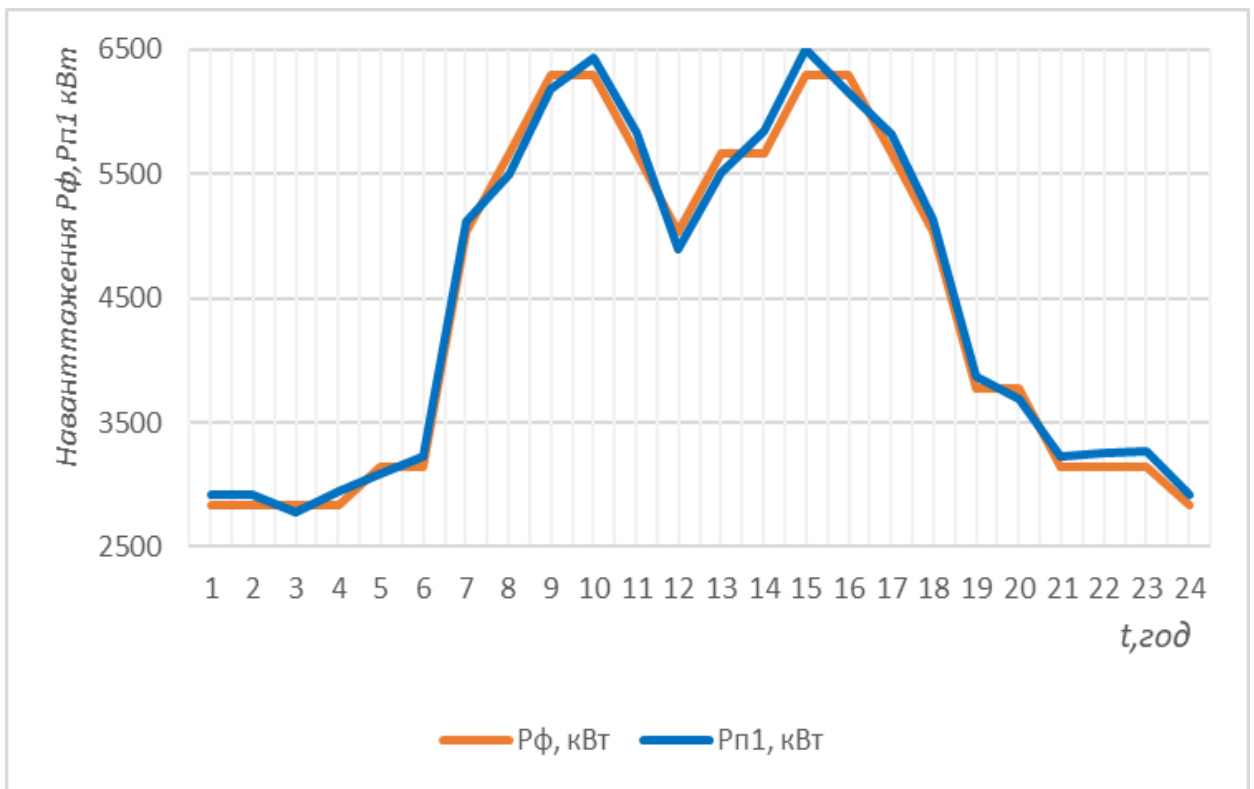


Рисунок 3.4 – Графік навантаження фактичного та прогнозованого значень (перший день)

Графік фактичних та прогнозованих значень споживання електроенергії представлено на рисунку 3.4.

Прогнозоване значення електроспоживання позначено червоним кольором, фактичне синім кольором.

Результати нашого прогнозування для 2-го експериментального дня доби представлені у вигляді таблиці 3.8.

Аналізуючи отримані данні можна сказати, що похибка перестає зменшуватися після п'ятсот епох. При цьому, на даний момент ми не враховуємо можливі змінні данні днів та періодів року таких як: зимовий робочий день, святкові та вихідні, а можливо і аварійні. При цьому слід враховувати, що потрібно на 100 епох більше для 1-го дня, а також слід відмітити, що для 2-го експериментального прогнозного дня збільшується кількість епох. При цьому також можливе збільшення помилка навчання. Швидкість машинного навчання нейромережі була визначена у 100 (сто) епох. Це покликано тим, що при

невеликому кроці є можливість обирати правильний напрямок, що у свою чергу дає можливість мінімізувати помилки навчання.

Таблиця 3.8– Результати прогнозування другого експериментального дня

Період доби, год	Фактична активне навантаження, P_{ϕ} , кВт·год	Прогнозоване активне навантаження, P_{n2} , кВт·год	Середня абсолютна похибка (MAPE), %
1	2831	2884,8	1,9
2	2831	2898,9	2,39
3	2831	2791,4	1,39
4	2831	2870,6	1,7
5	3146	3092,5	1,99
6	3146	3208,9	1,29
7	5033	5098,4	2,4
8	5662	5526,1	1,3
9	6291	6209,2	2,4
10	6291	6410,5	1,89
11	5662	5803,6	2,5
12	5033	4897,1	2,7
13	5662	5537,4	2,2
14	5662	5820,5	2,79
15	6291	6479,7	2,99
16	6291	6177,8	1,79
17	5662	5792,2	2,29
18	5033	5118,6	1,7
19	3775	3854,3	2,1
20	3775	3707,1	1,79
21	3146	3212,1	2,1
22	3146	3240,4	3
23	3146	3256,1	3,49
24	2831	2882,0	1,8

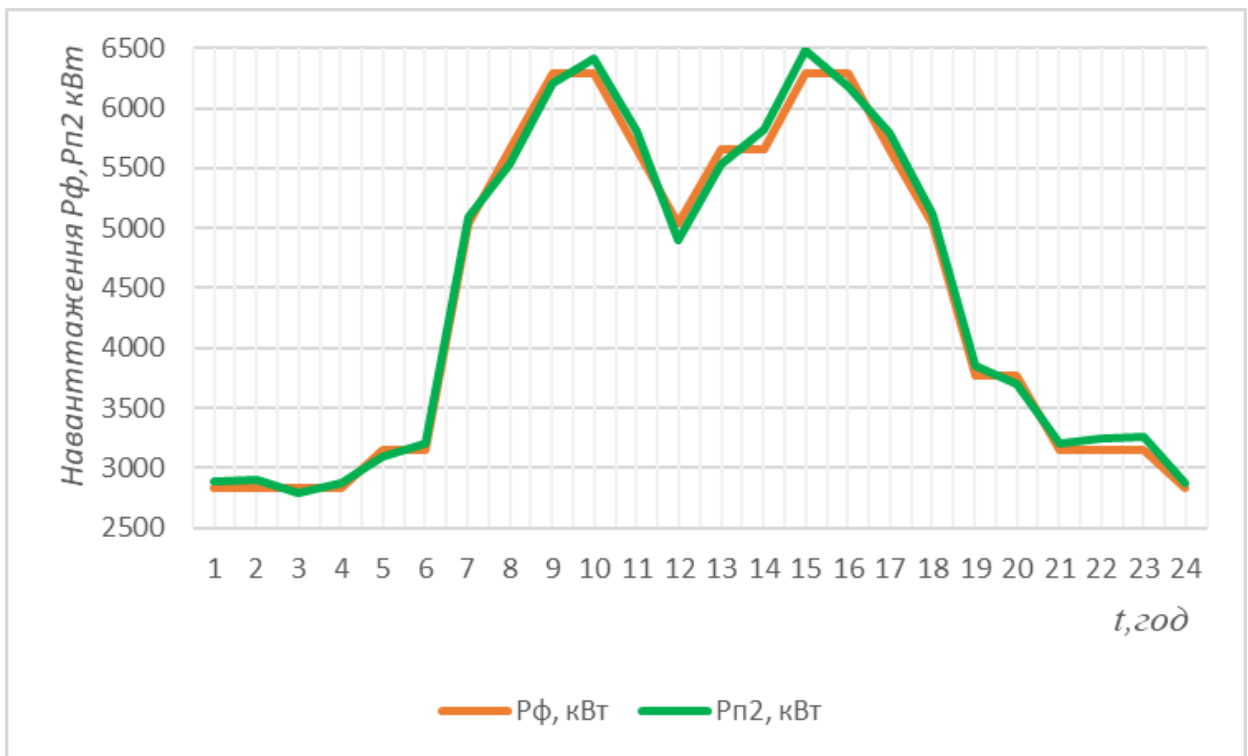


Рисунок 3.5 – Графік навантаження фактичного та прогнозованого значень (другий день)

Середня абсолютна похибка (MAPE), % для прогнозованого значень навантаження перший і другий день зображені на рис. 3.6.

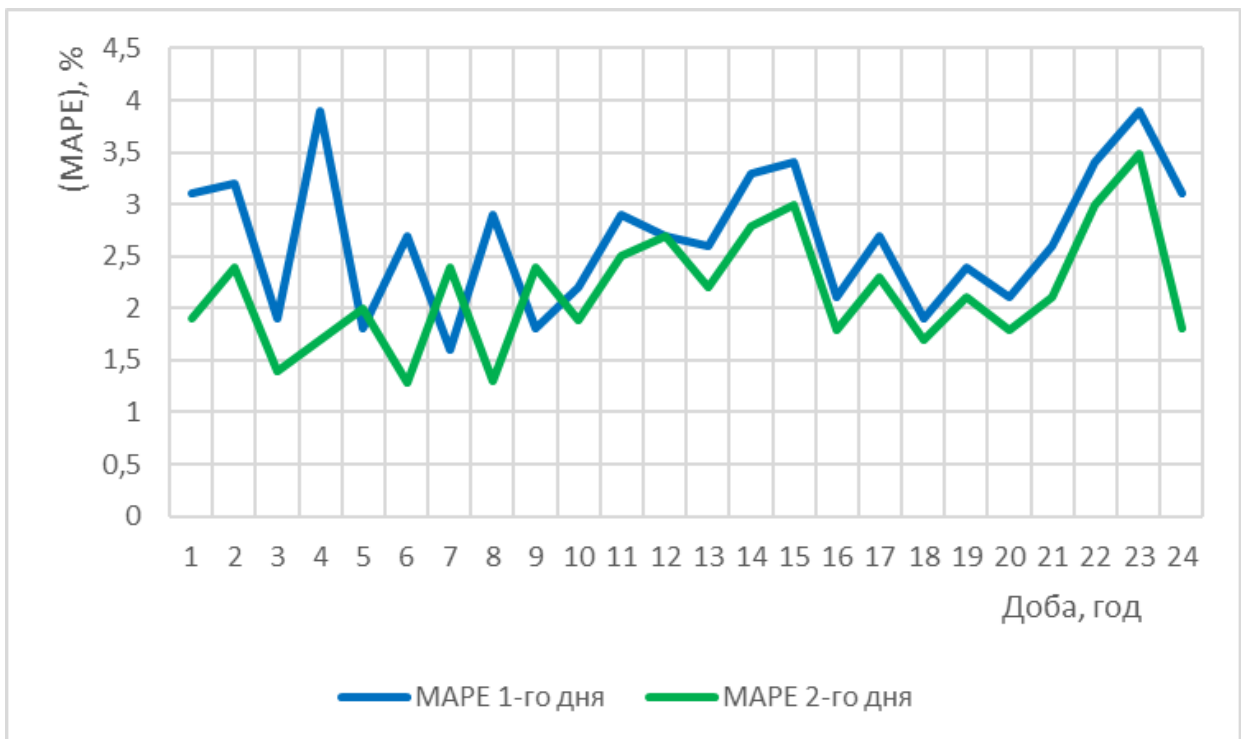
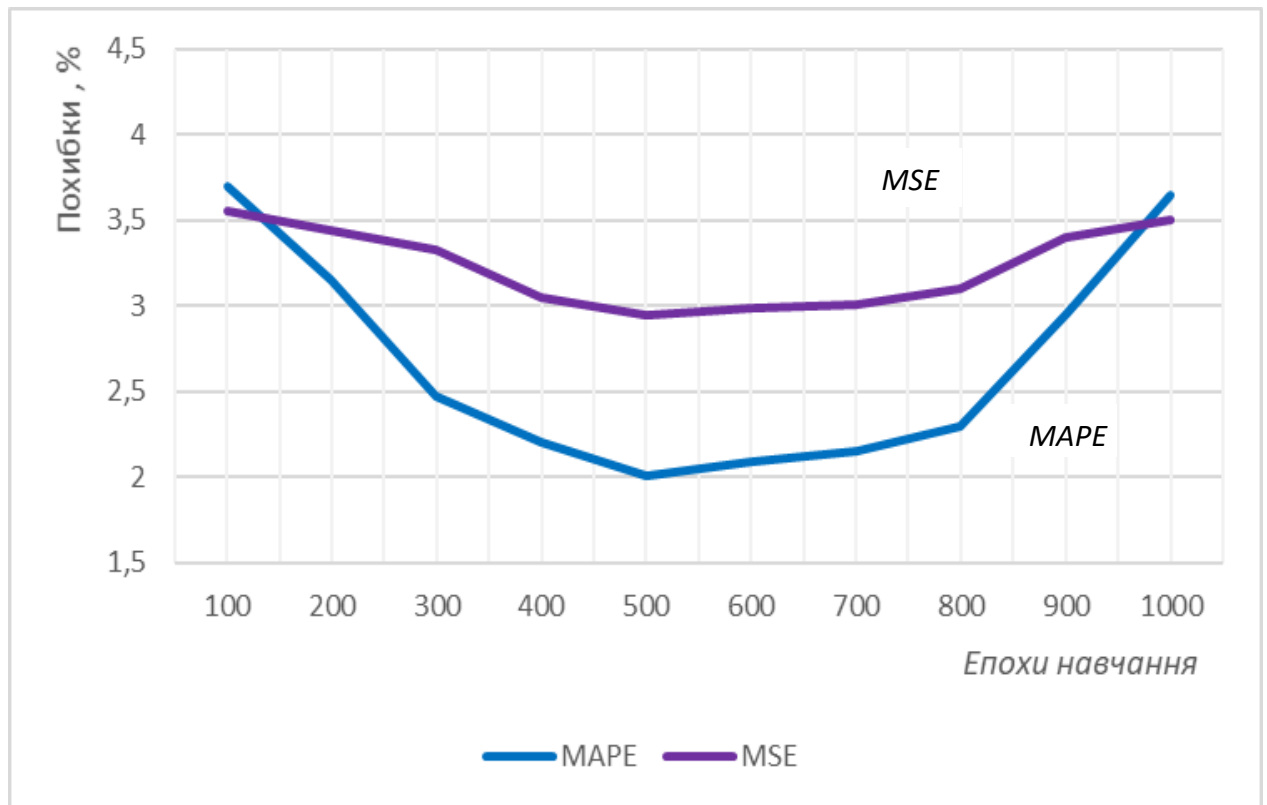


Рисунок 3.6 – Середня абсолютна похибка (MAPE) для прогнозованих значень навантаження відповідно для першого і другого дня.

Отже, з отриманих подальших даних, що представлені на рис. 3.5 та результатів нашого моделювання можна зробити наступний висновок, що для навчання нейромережі за цим алгоритмом нам достатньо не більше 700 (семисот) епох.



MAPE - середня абсолютна похибка, MSE - середньоквадратична похибка

Рисунок 3.7 - Зв'язок кількості епох навчання та похибок

В подальшому доцільно використовувати для навчання штучно створеної нейромережі за допомогою прикладної програми Statistica, що являє собою пакет для статистичного аналізу даних.

3.4 Висновки до третього розділу

У третьому розділі роботи було проведено аналіз спектру даних щодо споживання електричної енергії, який виявив наявність денних та годинних циклічних варіацій, які були враховані в подальшому при розробці та порівнянні методів прогнозування.

Завдяки проведеному аналізу було розроблено модель штучної нейромережі для прогнозування електроспоживання на прикладі даного підприємства електротехнічного напрямку.

Також було проведено порівняльне дослідження двох моделей прогнозування. Досліджувалися лінійна регресійна модель та модель на основі штучної нейронної мережі.

Результати дослідження показали, що модель на основі штучної нейронної мережі демонструє у 3 рази меншу абсолютну відсоткову похибку в прогнозуванні обсягів електроенергії на наступний робочий день літнього робочого періоду доби, ніж модель на основі лінійної регресії.

РОЗДІЛ 4. РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОЄКТУ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ТА ПЕРСПЕКТИВА ПОДАЛЬШОГО РОЗВИТКУ

4.1. Актуальність розроблення проєкту прогнозування електроспоживання

Прогнозування електроспоживання для промислових підприємств є критично важливим у сучасних умовах. Зростання вартості енергоресурсів і підвищення вимог до ефективності використання електроенергії ставлять перед підприємствами виклики щодо оптимізації своїх витрат. Система, яка використовує штучну нейронну мережу для прогнозування електричного навантаження, дозволяє зменшити ризики перевантаження, скоротити витрати на електроенергію та забезпечити стабільність роботи виробничих процесів. Впровадження такої системи є не лише актуальним з точки зору економії, але й необхідним з огляду на екологічні вимоги до зниження енергоспоживання та викидів парникових газів

Проєкт передбачає створення фірми, яка надаватиме послуги прогнозування електроспоживання за допомогою моделей штучної нейронної мережі (ШНМ). Цільова аудиторія - промислові підприємства, комунальні підприємства, а також підприємства, які генерують і споживають електроенергію. Послуга дозволяє забезпечити оптимізацію енергетичних витрат, підвищити точність планування та уникнути штрафів через недотримання лімітів споживання або перевищення обсягів.

Виконаємо опис ідеї реалізація проєкту прогнозування електроспоживання [24]. Результати запропонованого стартап-проєкту наведені у таблиці 4.1.

Ідея розробленої моделі передбачає створення системи, яка базується на інформаційно-аналітичній платформі для прогнозування електроспоживання. Модель розробляється для створення короткострокових прогнозів (до одного, дня, тижня чи місяця) на основі даних і може бути інтегрована з системами

комерційного обліку електроенергії на підприємствах. Це забезпечить підприємства точними даними для укладання договорів на ринку електроенергії, а також допоможе оптимізувати управління електричними ресурсами.

Таблиця 4.1. Опис ідеї стартап-проекту прогнозування електроспоживання

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Створення фірми, яка надає послуги прогнозування електроспоживання підприємства та продає програмний додаток для прогнозування	<ul style="list-style-type: none"> - Промислові підприємства (різного технологічного напрямку). - Енергетичні компанії, що закупають та продають електроенергію. - Виробничі компанії середнім та великим споживанням електроенергії 	<ul style="list-style-type: none"> - За рахунок прогнозування споживання електроенергії зменшуються витрат. - Створюється можливість оптимізації роботи енергетико-обладнання. - Планування закупівлі електроенергії. - Підвищення надійності системи електропостачання.

Проект належить до категорії "новий товар на старому ринку", оскільки послуги прогнозування електроспоживання ще не достатньо поширені в нашій країні, але вже досить популярні в Європейському Союзі.

4.2. Аналіз та технологічний аудит ідеї проекту споживання

Аналіз ринку енерговикористання свідчить про високу потребу промпідприємств у послугах короткотермінового прогнозування споживання електроенергії. Особливу зацікавленість проявляють підприємства в енергетично залежних галузях: машинобудування, металургічна та хімічна промисловість, а також підприємства з високими витратами на електроенергію. Ринок енергетичних послуг постійно та динамічно змінюється та розширюється, зокрема у зв'язку з реформами ринку електроенергії та поступовим переходом до більш гнучких систем управління енергетичними ресурсами.

Аналіз технологічної здійсненності проєкту показав, що всі необхідні технології для його реалізації доступні. Розробка штучної нейромережі для прогнозування електроспоживання базується на базі історичних даних та погодних умов.

Проведемо аналіз технологічної здійсненності нашого проєкту прогнозування. [24] Первинні його результати приведені у табл. 4.2.

Таблиця 4.2 Технологічна здійсненність ідеї проєкту

Ідея проєкту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
Аналіз електроспоживання підприємства	Детальна оцінка факторів впливу з використанням спектрального аналізу	Так, наявна	Так, доступна
Прогнозування електроспоживання підприємством з виробництва електротехнічної продукції через ШНМ	Створення бази даних (таблиці, графіки та ін.) для аналізу споживання електроенергії, температури навколишнього середовища та ін. Розробка нейронної мережі для прогнозування електроспоживання підприємства, для цього впровадження алгоритмів у програмному середовищі MATLAB або Neuro Expert. Інтеграція з базами даних нашого підприємств для здійснення автоматизації процесів збору та детального аналізу даних.	Так, наявна	Так, наявна
Створення програмного продукту	Інтеграція АСКОЕ з базами даних нашого підприємства	Так, наявна	Необхідність ІТ-спеціалістів

4.3 Ринковий аналіз можливостей впровадження проєкту прогнозування електроспоживання

Ринок електроенергетики в Україні за останній час зазнав змін, але послуги на прогнозування залишилися. Особливий інтерес до таких послуг виявляють підприємства зі значним електроспоживанням, які прагнуть мінімізувати ризики зниження продуктивності через нестачу електроенергії або перевищення лімітів.

Аналіз ринку вказує на наявний попит на послуги прогнозування електроспоживання серед підприємств, а також промислові підприємства зацікавлені в точному прогнозуванні для зменшення витрат та уникнення штрафів. Початковим етапом є аналіз попиту на потенційному ринку [24]. Аналіз наведений у таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проєкту

Ном	Показники теперішнього стану ринку	Характеристика
1	Кількість гравців	Більше 60 гравців
2	Загальний обсяг продажів	Близько 1258 тис. грн
3	Динаміка ринку	Поступово зростає
4	Обмеження для входу	Відсутність великих баз даних та АСКОЕ на підприємствах
5	Специфічні вимоги до сертифікації	Необхідна метрологічна атестація та сертифікати від НКРЕ КП
6	Середня рентабельність в галузі	20,7%

Далі, необхідно визначитись із групами потенційних клієнтів на нашій товарний продукт.

Результати проведеного аналізу наведені у характеристикі потенційних клієнтів стартап-проєкту таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Вимоги споживачів до товару	Відмінності у поведінці різних цільових груп клієнтів
Прогнозування електроспоживання підприємств, економія електроенергії, витрата коштів	Підприємства, що генерують та передають електроенергію	Висока точність прогнозування електроспоживання при купівлі додатку. Простота та зручність інтерфейсу	Данна категорія споживачів куплятиме програмний додаток та активно співпрацюватиме. Оскільки це дозволять значно зекономити.
	Підприємства споживачі електроенергії	Висока точність прогнозування електроспоживання при купівлі додатку. Простота та зручність інтерфейсу	Куплятиме програмний додаток та активно співпрацюватиме, що дозволять значно зекономити.
	Комунальні підприємства	Висока точність прогнозування електроспоживання при купівлі додатку.	Куплятиме програмний додаток або активно співпрацюватиме
	Споживачі електроенергії	Висока точність прогнозування, доступність за ціною	Враховуючи ціну послуги буде найменш зацікавлена

Далі, в таблицях 4.5 та 4.6 описані фактори можливих загроз та можливостей проекту прогнозування електроспоживання.

Таблиця 4.5 Фактори можливих загроз проекту прогнозування

№	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Недостатня кількість даних для прогнозу електроспоживання	Збільшення похибки прогнозу електроспоживання	Можливість використання альтернативного методу, додаткові уточнюючі перевірки нашої моделі
2	Конкуренція	Достатня кількість аналогічних товарних продуктів	Реклама, різноманітні акції для покупців, додаткові послуги
3	Попит	Недостатня платоспроможність виробничого підприємства, відсутність зацікавленості споживачів	Націлена на споживача реклама та акції

Таблиця 4.6 Фактори можливостей проекту прогнозування

Но м	Фактор	Зміст можливості проекту	Можлива реакція фірми
1	Актуальність моделі	впровадження сучасних методів аналізу даних електро-споживання підприємства	Вдосконалення ПЗ, переоснащення, витрати
2	Повнота реалізації моделі	Прийнята управлінського рішення. Комплектний підхід до аналізу та прогнозування об'ємів споживання електричної енергії підприємством.	Модернізація використовуваного обладнання на більш сучасне та енергоефективне
3	Удосконалення моделі	Використання нових сучасних методів	Зростання конкурентної пропозиції

Потім ми проводимо аналіз конкуренції в ринку нашого продукту, її результати представлені у таблиці 4.7.

Таблиця 4.7 Обґрунтований аналіз конкуренції

Ном	Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Впливна діяльність підприємства
Ном	Особливості конкуренції	Прояв конкуренції	Вплив конкуренції
1	Чиста конкуренція	Кількість підприємств даного профілю	Послуги які являються досить конкурентно-спроможні
2	Галузевий рівень конкурентності	Діяльність компанії орієнтована на українського споживача, оскільки конкуренція на зовнішніх ринках виявляється нерентабельною.	Конкурентний тиск впливатиме на попит на продукцію. Компанія може реагувати на це шляхом впровадження таких заходів, як надання високоякісних і сертифікованих послуг, а також застосування різноманітних стимулюючих програм для залучення клієнтів.
3	Внутрішньогалузева конкуренція	Фірма спеціалізуватиметься на наданні послуг виключно в енергетичній сфері	Розвиток компанії в інші напрямки може включати розширення діяльності за межі енергетичної сфери
4	Продуктова та консультативна конкуренція	Повна підтримка при впровадженні моделі прогнозування, надання тестового періоду користування, додаткові послуги аналізу даних	Повна підтримка продукту відповідно до контрактних норм. Проведення навчань залучених фахівців відповідного підприємства

5	Цінова конкурентність	Фірма надаватиме послуги за ринковими цінами, враховуючи при цьому індивідуальні особливості кожного підприємства.	На формування ціни впливає безліч факторів, які враховуються під час оцінки вартості послуг: масштаб підприємства, тип послуг, тривалість контракту, обсяг підтримки, потреби замовника
6	Не марочна конкуренція (за інтенсивністю)	На окремих підприємствах можуть використовуватися індивідуальні та авторські системи прогнозування, розроблені з урахуванням специфіки їхніх бізнес-процесів та потреб	Лібералізована конкуренція яка характеризується вільним доступом до ринку для нових учасників, відсутністю значних бар'єрів для входу та вільним ціноутворенням

Подальшим нашим аналізом є детальний розгляд умов конкуренції у нашому випадку в сфері електроенергетики результати зводимо до таблиці 4.8.

Таблиця 4.8 - Аналітика конкурентної ринкової здатності фірми

Складові аналізу	Конкуренти на даному ринку	Конкуренти за потенційністю	Ключові споживачі на ринку	Можливі замітники продукту
Загальні висновки	Конкуренти у наданні послуг у прогнозуванні даних споживання	Поява іноземних та/або нових конкурентів	Являються споживачі в яких впроваджен а система АСКОВЕ	Більш сучасне та новітнє обладнання для прогнозування споживання

Враховуючи приведені дані з ідеї проекту та проведенням аналізом конкуренції, представимо фактори які являються конкурентноспроможними та представимо їх у таблиці 4.9.

Таблиця 4.9 Фактори конкурентної здатності фірми

Ном	Конкурентний фактор	Обґрунтування факторів конкуренції
1	Актуальність продукту та його адаптивність	Представлена модель прогнозування штучної нейромережі електроспоживання вирішує поставлені завдання за допомогою комплексного підходу
2	Якість продукту	Точність використовуваних методів - аналітичні
3	Швидкість виконання поставлених завдань	Метод прогнозування являється доволі швидким
4	Залученість та наявність фахівців	Залучені працівники фактично повинні мати достатню компетентність по прогнозуванню в сфері енергетики

Формування SWOT-аналізу можливостей впровадження моделі та проекту прогнозування представлені у таблиці 4.10.

Таблиця 4.10 Аналіз проекту прогнозування (SWOT).

Сильні сторони проекту прогнозування	Слабкі сторони проекту прогнозування
<ul style="list-style-type: none"> - новизна продукту для споживачів; - незначна кількість конкурентних розробників компаній (гравців); - можливість широкого спектру застосування моделі прогнозування електроспоживання; - доцільні інвестиції проекту прогнозування; - наявність споживачів у яких є бази даних для роботи; - законодавча допомога підприємствам для здійснення обліку споживання та прогнозування. 	<ul style="list-style-type: none"> - відсутність служби моніторингу інформаційних технологій на підприємстві; - необхідність існування системи АСКОВЕ на підприємстві; - складне у використанні обладнання та програмне забезпечення; - складність налагодження взаємодії продукту із існуючою системою АСКОВЕ; - обмежена необхідність продукту; - модернізація моделі у відповідності до загальних змін

Можливості проекту прогнозування	Загрози проекту прогнозування
<ul style="list-style-type: none"> - підвищення точності прогнозу електроспоживання; - використання впровадженої моделі для відновлювальної енергетики; - адекватність встановлених ціни; - використання та впровадження новітніх методів прогнозування; - відкриття представників фірми в інших областях країни. 	<ul style="list-style-type: none"> - загроза не проходження метрологічної атестації підприємством; - зміна законодавчих та нормотворчих документів; - неотримання патенту на модель; - відсутність зацікавленості споживачів в продукті;

Після завершення та проведення SWOT-аналізу по прогнозуванню, розробимо наступним нашим етапом ринкову стратегію нашої моделі та проекту.

4.4 Розробка ринкової стратегії проекту прогнозування

Однією з сильніших та основних частин успішності проекту є подальша розробка її ринкової стратегії впровадження. [25]. З аналізу кластерів груп споживачів ми можемо визначити будь-яку цільову групу для надання послуг з прогнозування електроспоживання конкретного підприємства. У наступному розділі представимо маркетингову програму проекту, яка включатиме стратегії залучення клієнтів, просування послуг та підвищення впізнаваності бренду.

Таблиця 4.11 Визначення головних переваг моделі прогнозування

Ном	Попит прогнозування	Вигідність запропонованого продукт	Ключові переваги продукту
1	Побудова моделі та проекту прогнозів електроспоживання	Застосування моделі а базі штучної нейромережі для прогнозування електроспоживання	Для майбутнього подальшого прогнозування моделі нейромережі створити можливість її автоматичного навчання на базі оновлених даних

2	Аналітика бази даних електроспоживання	За різними моделями аналізу даних створюються звіти в автоматичному режимі	Для прийняття рішень модель створює таблиці, графіки та звіти.
3	Збір прогнозних даних та їх обробка	для тривалого планування електроспоживання зберігання в базі даних	Вирішення поставленої задачі використовуючи вже існуючих моделей
4	Точність прогнозування електроспоживання	Враховуючи специфіку підприємства зберігається завдяки індивідуальному налаштуванню	Для прогнозування електроспоживання модель включає та враховує в собі всі впливові фактори.

Потім визначимося із цільовими групами потенційних споживачів [30].
Аналіз цільовими групами споживачів приведено у таблиці 4.12.

Таблиця 4.12 Аналіз цільової груп споживачів

№	Опис групи потенційно можливих споживачів	Спроможність клієнтів прийняти проект	Попит продукту у межах цільової групи	Інтенсивність конкуренції попит в межах цільової групи	Простота входу в цільову групу
1	Електрогенеруючі підприємства	Висока спроможність	Високий попит	Низька із-за малої проінформованості споживачів	Легко після успішного маркетингу
2	Електроспоживачі підприємства	Висока спроможність	Високий попит	Низька із-за малої проінформованості споживачів	Легко після успішного маркетингу
3	Електроспоживачі комунальні	Середня спроможність	Середній попит	Низька із-за малої проінформованості споживачів	Легко після успішного маркетингу
4	Електроспоживачі окремостоячі	Низька спроможність	Середній попит	Низька із-за малої проінформованості споживачів	Важко через фінансову спроможність

4.5 Розроблення маркетингової програми прогнозування електроспоживання

Маркетингова програма прогнозування електроспоживання розпочинається з проведення формування маркетингової концепції представленого товарного продукту, яку отримає в кінцевому рахунку споживач (клієнт). Його результати представлені у таблиці 4.13.

Таблиця 4.13 Ключові переваги концепції потенційного товарного продукту

Потреба товарного продукту	Вигода від впровадження товарного продукту	Ключові переваги товарного продукту
Прогнозування електроспоживання, іноваційність, енергоефективність, економія та оцінка фінансів, планування.	Оцінки електроспоживання на годину, добу, місяці вперед; Оцінка необхідної закупівлі електроенергії; Інноваційність; Підвищення ефективності; Екологічна вигода; Комплексна підтримка; Гнучкість інтеграції.	Точність запропонованого прогнозування; Зручний та простий різномовний інтерфейс; Швидке навчання та адаптація.

І останнім етапом є розроблення концепції маркетингових взаємозв'язків та комунікацій [24] наведені у таблиці 4.14.

4.6. Обґрунтування ресурсного забезпечення проєкту прогнозування

Для успішного впровадження проєкту необхідно залучити кваліфікованих спеціалістів у галузі машинного навчання, енергетики, аналітики даних та програмування. Також важливо забезпечити достатню кількість технічних ресурсів для створення і тестування моделей нейронних мереж. Основними ресурсами є потужне серверне обладнання, програмне забезпечення для моделювання, а також доступ до великих масивів історичних даних про електроспоживання.

Таблиця 4.14 Концепція маркетингових взаємозв'язків та комунікацій

Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, які використовують цільові клієнти	Ключові позиції для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
Клієнти шукають надійні та ефективні рішення для прогнозування енергоспоживання, зазвичай роблять вибір на основі детального аналізу та рекомендацій. Продажі здійснюються через прямий контакт з потенційними клієнтами.	Соціальні мережі, інтернет-реклама, рекламні щити, вивіски в громадському транспорті, цільова реклама на телебаченні, email-розсилки, професійні форуми	Висока точність прогнозів, оптимальне співвідношення ціни та якості, лідерство в технологічних рішеннях, легкість інтеграції з існуючими системами	Ознайомити потенційних клієнтів з перевагами системи прогнозування та показати, як це рішення допоможе заощаджувати енергоресурси та знижувати витрати	Ефективність в управлінні енергоспоживанням, заощадження ресурсів, оптимізація процесів для бізнесу, покращення стратегічного планування

4.7 Додаткові витрати.

Додаткові витрати також мають суттєвий вплив на проект у цілому

Основні витрати включають:

- Закупівлю обладнання для збору і обробки даних.
- Програмне забезпечення для моделювання нейронних мереж.
- Витрати на підключення систем збору даних з АСКОЕ.

Витрати на оплату праці спеціалістів у галузі штучного інтелекту, інженерів і аналітиків даних. До цієї категорії належать також менеджери з продажу та маркетингу для просування проекту на ринку.

Основні фонди включають серверне обладнання для зберігання та обробки даних. Амортизаційні відрахування будуть розраховані відповідно до строків експлуатації обладнання, що дозволить оновлювати технічну базу при потребі.

Інші витрати охоплюють ліцензування програмного забезпечення, оренду офісних приміщень та технічну підтримку систем прогнозування.

До загальновиробничих витрат належать витрати на утримання офісу, адміністративний персонал, маркетинг, юридичні та інші послуги, необхідні для забезпечення функціонування компанії.

Умовно-змінні витрати включають витрати, пов'язані зі збільшенням кількості клієнтів, включаючи підвищені витрати на обробку даних та технічну підтримку.

Ці витрати залишаються стабільними незалежно від обсягів діяльності, наприклад, зарплата ключових працівників та витрати на офісні приміщення.

Собівартість проєкту складається з витрат на розробку і впровадження програмного забезпечення, закупівлю технічних ресурсів та витрат на оплату праці. Загалом собівартість є конкурентною порівняно з традиційними методами прогнозування.

Очікується, що проєкт буде прибутковим протягом першого року діяльності, завдяки високому попиту на послуги прогнозування електроспоживання та ефективному плануванню витрат.

Модель стартапу передбачає надання послуг на основі підписки, а також разових замовлень для великих підприємств. Доходи генеруватимуться від продажу аналітичних даних і програмного забезпечення для оптимізації споживання електроенергії.

4.8 Висновки до четвертого розділу

1. Розроблено проєкт впровадження моделі прогнозування електроспоживання на основі штучної нейронної мережі (ШНМ). Проєкт передбачає створення компанії, яка надаватиме послуги аналітики та прогнозування даних для підприємств на ринку «двосторонніх договорів», що забезпечить оптимізацію процесів купівлі-продажу електроенергії.

2. Проведено маркетинговий аналіз, який підтверджує доцільність впровадження проєкту. Визначено стратегію розвитку компанії з акцентом на формування довгострокових відносин із промисловими підприємствами, орієнтованими на зниження енергетичних витрат.

3. Виконано ринковий аналіз можливостей проєкту, що свідчить про високий потенціал співпраці з підприємствами різних галузей, зокрема хімічної, металургійної та паливної промисловості, які мають великий попит на точне прогнозування електроспоживання.

4. Проєкт демонструє перспективи подальшого розвитку завдяки зростанню попиту на послуги прогнозування не тільки в сфері електроенергії, але й для інших енергетичних ресурсів, таких як газ і вода.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

1. Прогнозування споживання електричної енергії є важливим елементом управління енергетичними ресурсами для підприємств. Це дозволяє оптимізувати витрати на електроенергію, підвищити ефективність виробничих процесів і знизити ризики, пов'язані з невизначеністю попиту.

2. Різноманітність навантажень та циклічних змін у споживанні електроенергії між підприємствами вимагає розробки індивідуальних моделей прогнозування, що враховують специфіку роботи конкретних споживачів, їхню структуру енергоспоживання та зовнішні фактори, такі як погодні умови.

3. Важливою вимогою для розробки моделей прогнозування є інтеграція програмного забезпечення, яке може адаптуватися до умов ринку, мати високу точність, швидкість обробки даних, а також враховувати спеціальні випадки та економічні фактори.

4. Штучні нейронні мережі показали високу ефективність у прогнозуванні електроспоживання, зокрема, продемонструвавши значно нижчі показники похибок у порівнянні з традиційними методами, такими як лінійна регресія. Це підкреслює перспективність використання машинного навчання в даній галузі.

5. Проведені дослідження виявили суттєві циклічні варіації в споживанні електроенергії протягом доби, що впливає на точність прогнозів. Урахування цих циклів у моделях є критично важливим для підвищення ефективності прогнозування.

6. На основі аналізу розроблено проєкт впровадження моделі на основі штучної нейронної мережі для підприємств, що дозволить оптимізувати процеси купівлі-продажу електроенергії.

7. Детальний аналіз підтвердив доцільність реалізації проєкту, показавши високий потенціал для співпраці з підприємствами різних галузей промисловості, які потребують точного прогнозування електроспоживання для зниження енергетичних витрат.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Національна енергетична компанія «Укренерго».
Режим доступу : https://ua.energy/uchasnikam_rinku/
2. Перерва П.Г. Формування цінності взаємовідносин енергопостачальних підприємств зі споживачами електроенергії / П.Г. Перерва, Т.В. Омеляненко // Маркетинг і менеджмент інновацій. – 2014. – № 1. – С. 152-160 [Електронний ресурс]. – Режим доступу :http://nbuv.gov.ua/UJRN/Mimi_2014_1_17.
3. "Прогнозування в системі STATISTICA в середовищі Windows. Основи теорії і інтенсивна практика на комп'ютері" / В. П. Боровик, Г. І. Івченко. – М.: Фінанси і статистика, 2000. – 384 с.36. Андросов В. М. Прогнозирование почасового электропотребления с использованием искусственных нейронных сетей / В. М. Андросов. // Актуальные проблемы энергетики. – 2014. – №74. – С. 375.
4. Артюхов, И. П. Экспертные оценки: методология и практика применения / И. П. Артюхов, Н. А. Горбач, С. Л. Бакшеева // Фундаментальные исследования. – 2012. – № 10–1. – С.11–15.
5. Боровик В. STATISTICA. Искусство анализа данных на компьютере: Для профессионалов 2-е изд. / В. Боровик. – СПб:Питер, 2003. – 688 с.
6. Боровик В. П. Прогнозирование в системе STATISTICA в среде Windows. Основы теории и интенсивная практика на компьютере / В. П. Боровик, Г. И. Ивченко. – М.: Финансы и статистика, 2000. – 384 с.
7. Карчин В. В. Планирование режима потребления электроэнергии потребителями в современных условиях тарифного регулирования / В. В. Карчин, Т. В. Мясникова, М. К. Воробьев. // Вестник Чувашского университета. – 2018. – №3. – С. 60–66.
8. Идиятуллин, Р. Г. Статистические методы исследования при разработке математической модели электропотребления производственного объекта [Текст] / Р. Г. Идиятуллин, Д. В.
9. Нифонтов, И. Н. Ранговые оценки электропотребления промышленных предприятий [Текст] / И. Н. Нифонтов, М.Г. Ошурков, О.Е. Лагуткин //

Электрика. – 2003. - № 12. – С. 18 – 22

10 Park, D.C. Electric load forecasting using an artificial neural network Текст. / D.C. Park, M.A. El-Sharkawi, R.J. Marks II et al. // Transaction on power systems. 1991. - Vol. 6 (no. 2). - P. 442-449.

11. Иващенко, В. А. Теоретико-методологические основы, методы и математические модели управления электропотреблением промышленных предприятий / В. А. Иващенко // Вестник СГТУ. – 2005. – № 1 (7). – С. 100–114

12. Сезонна класифікація та паралельний комбінований метод прогнозування ціни електроенергії заздалегідь на основі адаптивної ваги RBF // Lidong Zhou, Bo Wang, Zheng Wang, Fei Wang, Minghui Yang // "Conference Paper". – 2018. – 5 pp.

13. "STATISTICA. Мистецтво аналізу даних на комп'ютері: Для професіоналів" 2-ге видання / В. Боровик. – СПб: Пітер, 2003. – 688 с.

14. "Прогнозування в системі STATISTICA в середовищі Windows. Основи теорії і інтенсивна практика на комп'ютері" / В. П. Боровик, Г. І. Івченко. – М.: Фінанси і статистика, 2000. – 384 с. 36. Андросов В. М. Прогнозирование почасового электропотребления с использованием искусственных нейронных сетей / В. М. Андросов. // Актуальные проблемы энергетики. – 2014. – №74. – С. 375.

15. Модель та процедури короткострокового прогнозування електроспоживання на оптовому ринку електроенергії / Ф. Ю. Шараєвський // "Системні дослідження та комплексні проблеми енергетики". – 2007. – С. 36–40.

16. Прогнозування електроспоживання з урахуванням факторів технологічного та ринкового середовища / І. А. Солов'єва, А. П. Дзюба // "Науковий діалог". – 2013. – С. 97–113.

17. Методологія статистичного аналізу при розробці математичної моделі електроспоживання виробничого об'єкта / Р. Г. Ідіятулін, Д. В.

18. "Математичні методи прогнозування: навчальний посібник для вузів" / А.М. Шуригин. – М.: Горячая линия-Телеком, 2009. – 180 с.

19. Идиятуллин, Р. Г. Статистические методы исследования при

разработке математической модели электропотребления производственного объекта [Текст] / Р. Г. Идиятуллин, Д. В.

20. Модель та процедури короткострокового прогнозування електроспоживання на оптовому ринку електроенергії / Ф. Ю. Шараєвський // "Системні дослідження та комплексні проблеми енергетики". – 2007. – С. 36–40.

21. Прогнозування електроспоживання з урахуванням факторів технологічного та ринкового середовища / І. А. Солов'єва, А. П. Дзюба // "Науковий діалог". – 2013. – С. 97–113.

22. Аспекти короткострокового прогнозування електричного навантаження системи енергопостачання з вагомою складовою промислового електроспоживання / П. О. Черненко, О. В. Мартинюк, В. О. Мірошник // Дослідження Інституту електродинаміки Національної академії наук України. - 2016. - Вип. 43. - С. 24-31.

23. Hyndman R., Athanasopoulos G. Forecasting: principles and practice : підручник. 2nd ed. Australia : Melbourne, 2018. 292 p. URL: Режим доступу <https://otexts.com/fpp2/> (date of access: 03.12.2020).

24. Розроблення стартап-проекту [Електронний ресурс] : Методичні рекомендації до виконання розділу магістерських дисертацій для студентів інженерних спеціальностей / За заг. ред. О.А. Гавриша. – Київ : НТУУ «КПІ», 2016. – 28 с.

25 Системи енергетичного менеджменту: Прогнозування енергетичного попиту: Курсова робота [Електронний ресурс]: навч. посіб. для студ. спеціальності 141 «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка» / КПІ ім. Ігоря Сікорського; уклад.: Г. Г. Стрелкова, О. С. Іщенко. – Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2020. – 61 с.

Режим доступу - <https://ela.kpi.ua/bitstream/123456789/33652/1/292-1.pdf>

26. Жидецький В. Ц., Джигирей В. С, Сторожук В. М. та ін. Практикум із охорони праці. Навчальний посібник / За ред. канд. техн. наук, доцента В. Ц. Жидецького. – Львів, Афіша, 2000 – 352 с.

ДОДАТКИ

Додаток А. ОХОРОНА ПРАЦІ

А.1 Виробниче освітлення

А.1.1 Вплив освітлення на здоров'я і працездатність людини.

Серед факторів зовнішнього середовища, що впливають на організм людини в процесі праці, світло займає одне з перших місць. Адже відомо, що майже 90% всієї інформації про довкілля людина одержує через органи зору. Під час здійснення будь-якої трудової діяльності утомлюваність очей, в основному, залежить від напруженості процесів, що супроводжують зорове сприйняття. До таких процесів відносяться адаптація, акомодация та конвергенція.

Світло впливає не лише на функцію органів зору, а й на діяльність організму в цілому. При поганому освітленні людина швидко втомлюється, працює менш продуктивно, зростає потенційна небезпека помилкових дій і нещасних випадків. Згідно з статистичними даними, до 5% травм можна пояснити недостатнім або нераціональним освітленням, а в 20% воно сприяло виникненню травм. Врешті, погане освітлення може призвести до професійних захворювань, наприклад, таких як робоча мнопія (короткозорість), спазм акомодации.

Для створення оптимальних умов зорової роботи слід враховувати не лише кількість та якість освітлення, а й кольорове оточення. Так, при світлому пофарбуванні інтер'єру завдяки збільшенню кількості відбитого світла рівень освітленості підвищується на 20—40% (при тій же потужності джерел світла), різкість тіней зменшується, покращується рівномірність освітлення.

При надмірній яскравості джерел світла та оточуючих предметів може відбутись засліплення працівника. Нерівномірність освітлення та неоднакова яскравість оточуючих предметів призводять до частої переадаптації очей під час виконання роботи і, як наслідок цього — до швидкого втомлення органів зору. Тому поверхні, що добре освітлюються і знаходяться в полі зору, краще

фарбувати в кольори середньої світлості, коефіцієнт відбивання яких знаходиться в межах 0,3-0,6, і бажано, щоб вони мали матову або напівматову поверхню.

A.1.2 Основні вимоги до виробничого освітлення.

Для створення сприятливих умов зорової роботи, які б виключали швидку втомлюваність очей, виникнення професійних захворювань нещасних випадків і сприяли підвищенню продуктивності праці та якості продукції, виробниче освітлення повинно відповідати наступним вимогам:

- створювати на робочій поверхні освітленість, що відповідає характеру зорової роботи і не є нижчою за встановлені норми;
- не повинно чинити засліплюючої дії як від самих джерел освітлення, так і від інших предметів, що знаходяться в полі зору,
- забезпечити достатню рівномірність та постійність рівня освітленості у виробничих приміщеннях, щоб уникнути частоті преадаптації органів зору;
- не створювати на робочій поверхні різких та глибоких тіней (особливо рухомих);
- повинен бути достатній для розрізнення деталей контраст поверхонь, що освітлюються;
- не створювати небезпечних та шкідливих виробничих факторів (шум, теплові випромінювання, небезпечне ураження струмом, пожежо- та вибухонебезпека світильників):
- повинно бути надійним і простим в експлуатації, економічним та естетичним.

А.1.3 Види освітлення

Недостатність освітлення призводить до втоми органів зору, а й організму людини загалом. Надто яскраве світло осліплює, рис.А.1.3.1 та А.1.3.2.

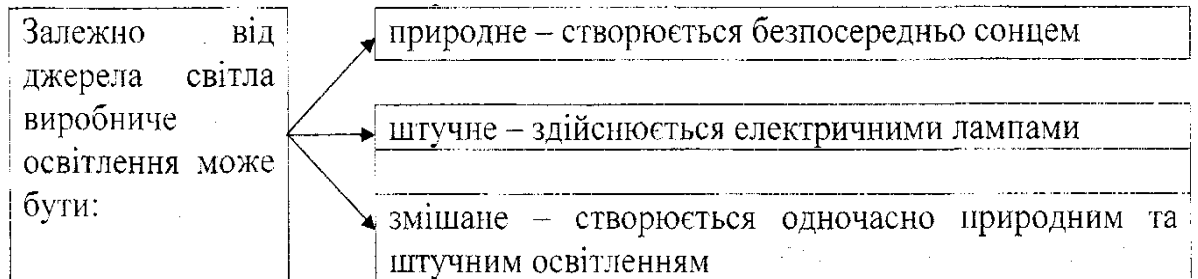


Рисунок А.1.3.1 - Види виробничого освітлення

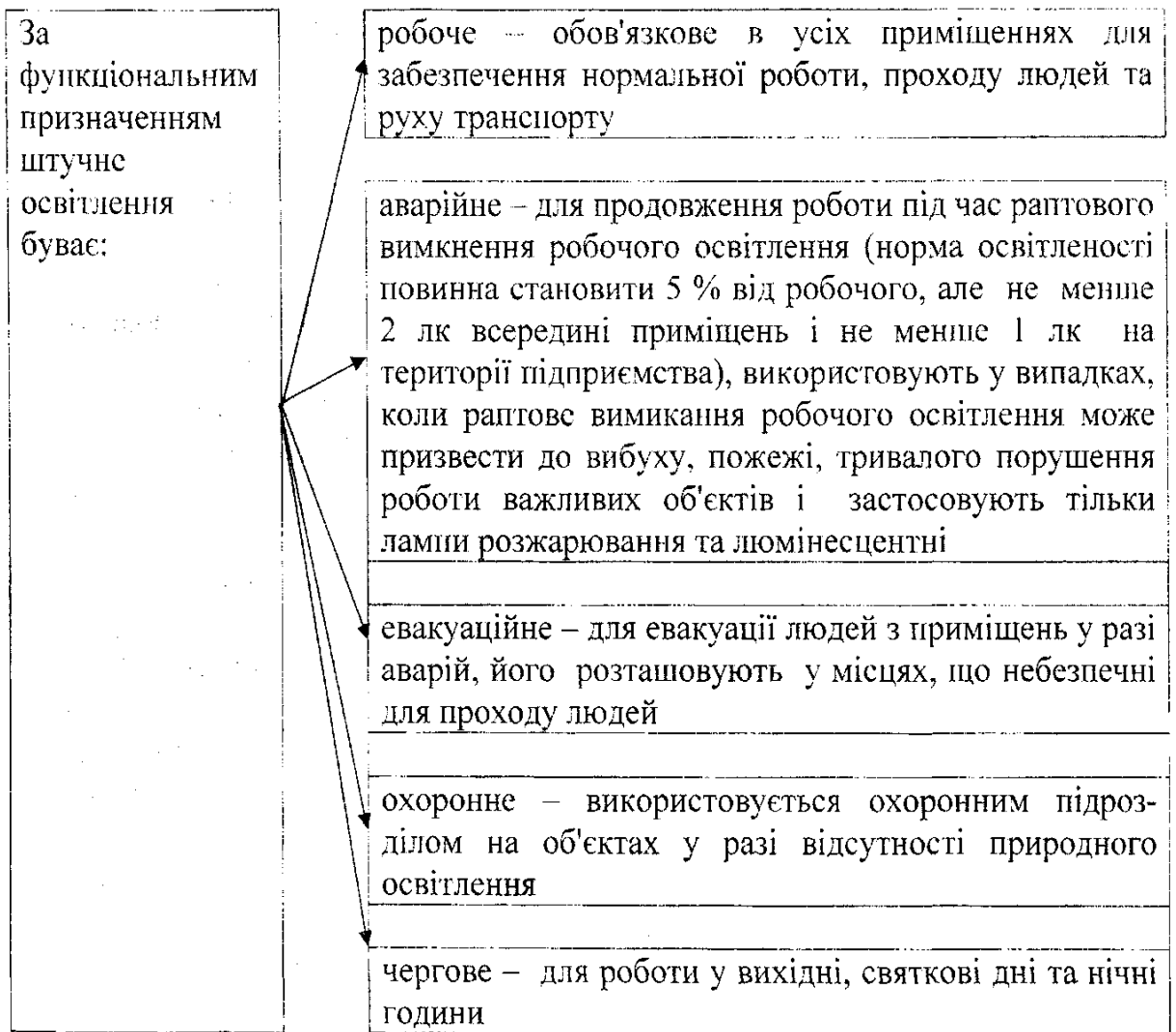


Рисунок А.1.3.2 - Види виробничого освітлення

А.1.4 Розрахувати природне освітлення для виробничої дільниці

Розрахувати бокове одностороннє природне освітлення для виробничої дільниці (крила будівлі) з розмірами $L \times B = 108 \times 9$ м і висотою $H = 3,2$ м; висота робочої поверхні $h_p = 0,7$ м. Будівля знаходиться в місті Кропивницький (IV світловий пояс) і навпроти вікон дільниці, що зорієнтовані на захід, немає затіняючих об'єктів. У виробничій діяльності виконуються роботи середньої точності.

Необхідна площа вікон визначається за формулою:

$$S_B = \frac{e_n \cdot K_3 \cdot \eta_B \cdot S_{II}}{\tau_3 \cdot r_1 \cdot 100}$$

Визначимо спочатку необхідні для розрахунку значення. Нормоване значення КПО знайдемо, скориставшись табл. 2.1 та 2.3 [26]:

$$e_n = e_n^{III} \cdot m \cdot C = 1,5 \cdot 0,9 \cdot 0,8 = 1,1\%.$$

Приймаємо коефіцієнт запасу $K_3 = 1,3$. Значення світлової характеристики вікон η_B визначається відношеннями $L/B = 108/9 = 12$ та $B/h = 9/2,1 = 4,3$ (рис. 4 а) [26]. За табл. 2.4 знаходимо $\eta_B = 9$. Площа підлоги виробничої дільниці становить $S_{II} = 972$ м². Оскільки вікна не мають світлозахисних пристроїв і виготовлені з подвійних дерев'яних рам, в яких виставлено віконне листове скло, то за знайденими в табл. 2.6 [26] значеннями визначаємо загальний коефіцієнт світлопропускання вікон:

$$\tau_3 = \tau_1 \tau_2 \tau_3 \tau_4 \tau_5 = 0,8 \cdot 0,6 \cdot 1 \cdot 1 \cdot 1 = 0,48.$$

Визначаємо середній коефіцієнт відбиття приміщення:

$$\rho_{CP} = \frac{\rho_{стелі} S_{стелі} + \rho_{стін} S_{стін} + \rho_{підлоги} S_{підлоги}}{S_{стелі} + S_{стін} + S_{підлоги}} = \frac{0,7 \cdot 972 + 0,5 \cdot 403 + 0,1 \cdot 972}{972 + 403 + 972} = 0,42$$

Порахувавши значення параметрів, що характеризують приміщення $B/h = 9/2,1 = 4,3$; $I/B = 6/9 = 0,66$; $L/B = 108/9 = 12$, за табл. 2.7 [26] визначаємо коефіцієнт $r_t = 2,1$.

Підставивши попередньо знайдені значення визначаємо необхідну площу вікон виробничої дільниці:

$$S_B = \frac{1.1 \cdot 1.3 \cdot 972}{0.48 \cdot 2.1 \cdot 100} = 124. \text{ м}^2$$

Вибираємо стандартні вікна з розміром $1,5 \times 1,7 \text{ м}$, тоді площа одного вікна становитиме $S_B^1 = 2,55 \text{ м}^2$.

Визначимо необхідну кількість вікон:

Приймаємо 49 вікон. Розташування останніх показано на рис. А.1.4.1.

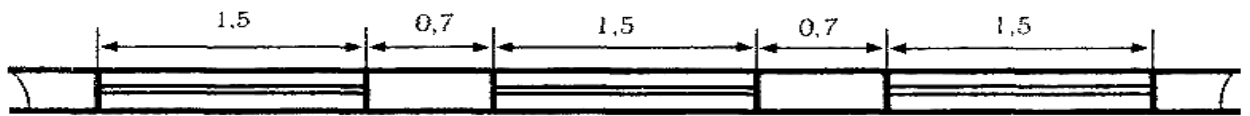


Рисунок А.1.4.1 Розташування вікон виробничого приміщення.

А.1.5. Правила експлуатації освітлення

Штучне та природне освітлення може бути ефективним тільки за старанного обслуговування всього обладнання. Внаслідок тривалої експлуатації світловий потік ламп розжарювання зменшується на 10-15%, а люмінесцентних ламп - на 20-25%.

Очищення скла світлових прорізів має проводитися не рідше як 2 рази на рік у приміщеннях з незначним виділенням пилу і не рідше 4 разів на рік у разі значного виділення; для світильників - 4-12 разів на рік (залежно від характеру запиленості виробничого приміщення).

Світильники загального та місцевого освітлення, що знаходяться на відстані 2,5 м від рівня підлоги, повинні мати напругу не вище 42 В. У разі проведення слюсарно-монтажних робіт, технічного обслуговування та ремонту машин, автомобілів, іншого обладнання необхідно користуватися переносними джерелами світла (ручними світильниками) з напругою не вище 42 В.

Якщо роботи відбуваються в особливо небезпечних умовах (резервуари, канави, криниці тощо), напруга світильників не повинна перевищувати 12 В.

Під час експлуатації освітлювальної установки необхідно періодично перевіряти:

- стан ізоляції проводів (не менше 1 разу на 6 місяців);
- рівень освітленості в контрольних точках виробничого приміщення (не менше одного разу на рік після чергового чищення світильників і заміни згорілих ламп).

Основним приладом вимірювання освітленості є люксметр.