

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ

ФАКУЛЬТЕТ МЕХАНІКИ, ЕНЕРГЕТИКИ
ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

другого (магістерського) рівня вищої освіти

на тему:

«Використання методів машинного навчання у системі управління енергоефективністю промислового підприємства»

Виконав: здобувач 6 курсу групи Іт-61

Спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології»

(шифр і назва)

Некига М. І.

(Прізвище та ініціали)

Керівник: к.е.н., доцент Станько В. Ю.

(Прізвище та ініціали)

Рецензент: к.т.н., доцент Сиротюк С.В.

(Прізвище та ініціали)

ДУБЛЯНИ-2024

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ

ФАКУЛЬТЕТ МЕХАНІКИ, ЕНЕРГЕТИКИ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Другий (магістерський) рівень вищої освіти
Спеціальність 126 «Інформаційні системи та технології»

“ЗАТВЕРДЖУЮ”

Завідувач кафедри _____
д.т.н., проф. А.М. Тригуба
“ _____ ” _____ 2024 р.

ЗАВДАННЯ

на кваліфікаційну роботу студенту

Некига Максим Ігорович

1. Тема роботи: «Використання методів машинного навчання у системі управління енергоефективністю промислового підприємства»

Керівник роботи Станько Володимир Юрійович, к.е.н., доцент
Затверджені наказом по університету 12.09.2024 року № 616/к-с.

2. Строк подання студентом роботи 10.12.2024 р.

3. Початкові дані до роботи: 1. Вимоги до побудови інформаційних систем.
2. Науково-технічна і довідкова література. 3. Засоби створення, обладнання мова програмування. 4. Методика створення інформаційних систем.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки:

Вступ

Аналіз стану теорії та практики існуючих систем

Обґрунтування та вибір інструментарію для створення інформаційної системи

Результати проектування інформаційної системи

Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях

Визначення ефективності використання та розроблення ринкової стратегії просування інформаційної системи

Висновки та пропозиції.

Бібліографічний список.

5. Перелік графічного матеріалу: 1) Презентація із головними результатами кваліфікаційної роботи.

6. Консультанти з розділів:

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1, 2, 3, 5	<i>Станько В.Ю., доцент кафедри інформаційних технологій</i>		
4	<i>Городецький І.М., доцент кафедри фізики, інженерної механіки та безпеки виробництва</i>		

7. Дата видачі завдання 12.09.2024 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломного проекту	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	<i>Написання першого розділу та означення головних завдань роботи</i>	<i>12.09.2024 – 25.09.2024</i>	
2.	<i>Виконання другого розділу та формування головних показників для розрахунків</i>	<i>26.09.2024 – 10.10.2024</i>	
3.	<i>Виконання третього розділу, розрахунків та розробка листів</i>	<i>11.10.2024 – 22.10.2024</i>	
4.	<i>Написання розділу: «Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях»</i>	<i>23.10.2024 – 05.11.2024</i>	
5.	<i>Вартісна оцінка ефективності проектних пропозицій роботи</i>	<i>06.11.2024 – 17.11.2024</i>	
6.	<i>Завершення оформлення розрахунково-пояснювальної записки та аркушів графічної частини</i>	<i>18.11.2024 – 30.11.2024</i>	
7.	<i>Завершення роботи в цілому</i>	<i>01-10.12.2024</i>	

Студент _____ Некига М. І.
(підпис)

Керівник роботи _____ Станько В.Ю.
(підпис)

УДК 004.8:620.9

Використання методів машинного навчання у системі управління енергоефективністю промислового підприємства

Некига М. І. Кафедра ІТ – Дубляни, Львівський НУП, 2024.

Кваліфікаційна робота: 71с. текст. част., 11 рис., 8 табл. 21 джерело.

Проведено аналіз існуючих методів машинного навчання для оптимізації енергоефективності промислових підприємств.

Оцінено технічні можливості та інструменти для впровадження та сформульовано науково-прикладну задачу покращення енергоефективності за допомогою машинного навчання.

Об'єкти дослідження – системи управління енергоефективністю підприємств.

Метою роботи є розробка методів машинного навчання для підвищення енергоефективності промислового підприємства.

Окреслено задачі розробки алгоритмів для прогнозування та оптимізації енергоспоживання і відповідно вибрано засоби реалізації, зокрема алгоритми машинного навчання та сучасні платформи для обробки даних.

Проведено проектування системи, що інтегрує машинне навчання в процеси управління енергоефективністю та виконано функціональне моделювання енергетичних процесів за допомогою алгоритмів машинного навчання.

Запропоновано вдосконалення існуючих систем управління енергією за рахунок машинного навчання та подано рекомендації для подальшого розвитку системи, зокрема впровадження глибокого навчання для точнішої оцінки енергоспоживання.

Розроблено заходи з охорони праці та безпеки при впровадженні систем на підприємствах. Визначено показники ефективності запропонованої системи для підвищення енергоефективності.

Ключові слова: машинне навчання, енергоефективність, управління енергією, алгоритми машинного навчання, оптимізація енергоспоживання.

Key words: Machine learning, energy efficiency, energy management, machine learning algorithms, energy consumption optimization.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	6
РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ У СФЕРІ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ.....	8
1.1. Основні концепції та класифікація методів машинного навчання.....	9
1.2. Огляд рішень використання машинного навчання в промисловості	12
1.3. Впровадження штучного інтелекту в енергетиці.....	15
1.4. Огляд сучасних методів машинного навчання, що використовуються для управління енергоефективністю	19
РОЗДІЛ 2 ОБҐРУНТУВАННЯ ТА ВИБІР ІНСТРУМЕНТАРІЮ ДЛЯ СТВОРЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ	23
2.1. Обґрунтування необхідності створення інформаційної системи.....	23
2.2. Використання методів машинного навчання в існуючих системах	25
2.3. Вибір методів машинного навчання для вирішення задач управління енергоефективністю.....	33
РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНІСТЮ НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ.....	39
3.1. Архітектурне рішення проектування інформаційної системи	39
3.2. Комп'ютерна модель системи управління енергоефективністю на основі машинного навчання.....	42
3.3. Інтеграція та автоматизація роботи інформаційної системи	47
РОЗДІЛ 4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	53
4.1. Аналіз небезпеки під час роботи за комп'ютером.....	54
4.2. Освітлення та вентиляція в робочому приміщенні.....	55
4.3. Інструкція з охорони праці під час роботи за комп'ютером.....	56
РОЗДІЛ 5 ВИЗНАЧЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ В УПРАВЛІННІ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНІСТЮ	58

5.1. Економічний ефект від використання системи методів машинного навчання в управлінні енергоефективністю	58
5.2. Аналіз конкурентних ринкових факторів	59
ВИСНОВКИ ТА ПРОПОЗИЦІЇ	67
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	70
Додатки	72

ВСТУП

Штучний інтелект (ШІ) і машинне навчання кардинально змінюють сучасну промисловість. Завдяки цим технологіям, комп'ютери та машини здатні навчатися на основі даних і приймати рішення, які раніше вимагали б людського втручання.

Постійні і стрімкі зміни клімату та високі темпи використання енергоресурсів ставлять перед промисловими підприємствами нові виклики. Забезпечення енергоефективності для скорочення затрат та мінімізації негативного впливу на довкілля стає не просто перевагою, а необхідністю. Сучасні підприємства стикаються з необхідністю інтеграції інноваційних підходів у виробничі процеси, що дозволить знизити енергоспоживання без зменшення обсягів виробництва.

Застосування методів машинного навчання (ML) створює нові можливості для підвищення енергоефективності. Використання ML для прогнозування витрат енергії, її оптимізації та відпрацювання рекомендацій для підприємств забезпечує системний підхід до управління ресурсами. Наприклад, аналіз великих обсягів даних про споживання енергії дозволяє виявити вузькі місця у виробничих процесах, що сприяє розробці цільових рішень для підвищення ефективності.

Метою дослідження є розробка та впровадження моделі застосування методів ML для підвищення енергоефективності промислових підприємств. Основні завдання дослідження:

- провести аналіз існуючих підходів до управління енергоефективністю;
- обґрунтувати вибір методів ML для прогнозування та оптимізації використання енергії;
- створити модель системи з використанням ML;
- провести оцінку ефективності запропонованої моделі.

Результати дослідження стануть основою для проектування системних рішень щодо забезпечення енергоефективності з використанням ML. У

перспективі це дозволить не лише зменшити вартість енергоресурсів для підприємств, але й сприятиме сталому розвитку та збереженню екологічної рівноваги.

ІІ дозволяє виробничим машинам передбачати необхідність технічного обслуговування до того, як станеться поломка, що знижує непередбачувані простої та підвищує ефективність.

У розумних будинках і фабриках, системи ІІ оптимізують споживання енергії та ефективно керують різноманітними пристроями.

ІІ-керовані боти та роботи виконують складні завдання у виробництві, підвищуючи точність і швидкість.

ІІ та машинне навчання будуть дедалі більше брати на себе складніші завдання та глибше інтегруватися в промислові процеси. Це не лише підвищить ефективність та продуктивність, а й відкриє нові бізнес-моделі та сфери застосування.

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ У СФЕРІ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ

Розвиток новітніх енергетичних технологій значно впливає на стратегічні пріоритети в енергетиці. Окремі технології, водночас, змінюють умови та принципи функціонування не тільки окремих енергетичних систем, але й соціокультурних аспектів енергоспоживання. Автоматизація технологічних процесів, розвиток розумних мереж (SmartGrids), штучний інтелект та інноваційні цифрові бізнес-платформи дозволяють ефективно керувати режимами постачання та споживання енергії. Нові технологічні рішення, такі як різноманітні генераційні потужності (наприклад, відновлювані джерела енергії чи накопичувачі енергії) та енергоспоживчі установки (наприклад, побутова техніка, електромобілі), сприяють збалансуванню попиту і пропозиції енергії.

Використання технологій штучного інтелекту не тільки відкриває нові можливості в організації процесу енергозабезпечення потреб споживачів, але й служить ефективним інструментом забезпечення сталого розвитку та операційної безпеки енергозабезпечення. Децентралізація систем енергозабезпечення та підвищення гнучкості реагування на потреби споживачів значно впливають на функціонування існуючих централізованих систем, ставлячи перед ними нові виклики та вимагаючи стратегічних рішень щодо пріоритетів розвитку енергетики країни.

Широкомасштабна збройна агресія Російської Федерації проти України, що почалася 24 лютого 2022 року, зруйнувала плановий процес поступової модернізації енергетичних активів країни. Проте, подолання наслідків збройного вторгнення може стати поштовхом до трансформації всього енергетичного сектора. У процесі післявоєнного відновлення Україна має можливість відбудувати енергетичну інфраструктуру на новітній технологічній базі, пристосованій для широкого використання ШІ.

1.1. Основні концепції та класифікація методів машинного навчання

Машинне навчання – це галузь штучного інтелекту, яка надає системам здатність автоматично навчатися та вдосконалюватися на основі досвіду без явного програмування. Цей підхід дозволяє комп'ютерам аналізувати великі обсяги даних, виявляти закономірності та робити прогнози або приймати рішення на основі отриманих знань. У своїй основі машинне навчання використовує алгоритми, які "навчаються" від прикладів і вдосконалюються з кожною новою ітерацією.

Розглянемо три основні концепції машинного навчання.

1. Наглядане навчання (Supervised Learning). Це один з найпоширеніших методів машинного навчання, де алгоритм "навчається" на даних, які мають мітки. Наприклад, для завдання класифікації алгоритм отримує набір даних з відомими категоріями (мітками) і вчиться розпізнавати нові дані на основі цього досвіду. Приклади включають класифікацію спаму в електронній пошті або розпізнавання зображень.

2. Ненаглядане навчання (Unsupervised Learning). На відміну від нагляданого навчання, цей підхід не вимагає наявності міток у даних. Алгоритм аналізує структуру даних, виявляючи приховані закономірності або групує дані на класи (кластеризація). Це може використовуватися для виявлення сегментів споживачів у маркетингових дослідженнях або для зменшення кількості вимірів даних (зменшення розмірності).

3. Навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning). Цей метод навчання базується на принципі винагороди та покарання. Алгоритм або агент вчиться виконувати дії, отримуючи зворотній зв'язок від навколишнього середовища у вигляді винагород або покарань за свої дії. Основна мета – максимізувати сумарну винагороду за певний період. Приклади включають навчання роботів виконувати складні завдання або алгоритми, що грають в ігри.

Алгоритми машинного навчання можна розділити на кілька основних категорій:

- лінійні моделі, такі як лінійна регресія та логістична регресія, які використовуються для прогнозування та класифікації на основі лінійних взаємозв'язків між змінними;
- алгоритми дерева рішень використовують структуру дерева для прийняття рішень на основі умовних правил;
- методи ансамблів поєднують кілька моделей для покращення продуктивності, наприклад, методом випадкових лісів (Random Forest) або градієнтного бустингу (Gradient Boosting).
- нейронні мережі, моделі, натхненні біологічною мозковою діяльністю, які складаються з шарів нейронів і використовуються для складних завдань, таких як розпізнавання мови або обробка зображень.

У виробництві технології машинного навчання використовуються для прогнозного обслуговування обладнання, оптимізації виробничих процесів та управління ланцюгами постачання.

Машинне навчання включає різноманітні методи, які можна класифікувати за різними ознаками. Кожен метод має свої унікальні підходи та алгоритми, які використовуються для досягнення різних цілей. Основні методи машинного навчання поділяються на три категорії: наглядане навчання, ненаглядане навчання та навчання з підкріпленням.

Наглядане навчання є одним із найпоширеніших методів машинного навчання, де алгоритм навчається на основі прикладів з відомими мітками. Це означає, що для кожного вхідного прикладу відомий вихідний результат, і алгоритм використовує ці мітки для навчання.

Підхід класифікації використовується для розподілу даних на категорії. Наприклад, класифікація спаму в електронній пошті або розпізнавання зображень.

Регресійні моделі використовуються для прогнозування безперервних значень, таких як ціни на нерухомість або рівні продажів на основі історичних даних.

Ненаглядане навчання не використовує мітки для навчання моделі. Замість цього алгоритми аналізують структуру даних і виявляють приховані закономірності.

Метод кластеризації використовується для групування даних у класи на основі подібності. Прикладом є сегментація клієнтів у маркетингових дослідженнях.

Метод зниження розмірності використовується для зменшення кількості змінних у даних, зберігаючи при цьому важливу інформацію. Прикладом є метод головних компонент (PCA).

Навчання з підкріпленням базується на принципі винагород і покарань. Алгоритм, або агент, взаємодіє з середовищем і вчиться на основі зворотного зв'язку від своїх дій.

Марковські процеси прийняття рішень (MDP) використовуються для моделювання задач, де агент приймає рішення, щоб максимізувати сумарну винагороду.

Комбінація глибокого навчання та навчання з підкріпленням (Deep Reinforcement Learning) використовується для складних задач, таких як гра в шахи або автономне керування автомобілем.

Існують також гібридні методи, які поєднують елементи нагляданого та ненагляданого навчання. Прикладом є напівнаглядане навчання (Semi-supervised Learning), де алгоритм навчається на невеликій кількості мічених даних і великій кількості немічених.

Класифікація методів машинного навчання дозволяє обрати найефективніший підхід для конкретної задачі. Наприклад, наглядане навчання є ідеальним для завдань, де є велика кількість мічених даних, таких як розпізнавання образів чи прогнозування. Ненаглядане навчання підходить для задач, де потрібно виявити приховані структури в даних, такі як сегментація ринку чи виявлення шахрайства.

Навчання з підкріпленням особливо корисне для задач, де необхідно приймати послідовні рішення в середовищі з динамічними змінами, таких як

управління ресурсами або робототехніка. Гібридні методи дозволяють використовувати переваги обох підходів для досягнення більш точних результатів у складних задачах.

У підсумку, правильний вибір методу машинного навчання залежить від специфіки задачі, доступних даних та очікуваних результатів. Розуміння класифікації методів машинного навчання є ключем до успішного впровадження цих технологій у практику.

Машинне навчання є потужним інструментом, який трансформує різні галузі, дозволяючи організаціям працювати ефективніше, приймати обґрунтовані рішення та створювати нові можливості для бізнесу. З розвитком технологій і збільшенням доступності даних, роль машинного навчання буде лише зростати, відкриваючи нові горизонти для інновацій та розвитку.

1.2. Огляд рішень використання машинного навчання в промисловості

Сучасне промислове виробництво знаходиться у стані активного пошуку інноваційних рішень для підвищення енергоефективності. Різноманітні методи та підходи застосовуються для оптимізації витрат енергії, серед них особливе місце займають технології машинного навчання (ML).

В даний час методи машинного навчання використовують вже частково для управління енергоефективністю промислового підприємства.

Машинне навчання здатне аналізувати великі обсяги історичних даних про енергоспоживання та умови роботи підприємства, щоб прогнозувати майбутні потреби в енергії. Ці прогнози дозволяють налаштувати системи таким чином, щоб максимально ефективно використовувати ресурси. Наприклад, алгоритми можуть передбачити пікові навантаження та оптимізувати роботу обладнання, зменшуючи витрати на енергію.

Завдяки методам машинного навчання, системи управління температурою в промислових приміщеннях можуть враховувати не тільки температуру та вологість, але й інші фактори, такі як присутність людей, робота обладнання та

зовнішні погодні умови. Це дозволяє створювати оптимальні умови для роботи та знижувати споживання енергії.

Машинне навчання допомагає ідентифікувати місця втрат енергії в системах водопостачання, опалення, вентиляції та кондиціонування. Наприклад, за допомогою датчиків та алгоритмів аналізу можна виявити витoki води чи повітря, несправності обладнання або неефективну роботу систем. Це дозволяє вчасно вжити заходів для усунення проблем та підвищення енергоефективності.

ШІ-керовані боти та роботи можуть виконувати складні завдання у виробничих процесах з високою точністю та швидкістю, що дозволяє зменшити енерговитрати та підвищити продуктивність. Машинне навчання дозволяє автоматизувати рутинні операції та оптимізувати виробничі лінії для досягнення максимальних результатів за мінімальних енергетичних витрат.

Системи машинного навчання можуть аналізувати дані про природне освітлення, присутність людей та графік роботи підприємства для оптимізації використання штучного освітлення. Це не тільки знижує споживання електроенергії, але й створює комфортні умови для роботи персоналу.

SmartGrids, або розумні мережі, використовують методи машинного навчання для динамічного управління енергопостачанням та споживанням. Вони дозволяють інтегрувати різні джерела енергії, такі як відновлювані джерела, акумуляторні системи та традиційні генератори, оптимізуючи їхнє використання та забезпечуючи стабільне постачання енергії. Машинне навчання допомагає виявляти та аналізувати аномалії, прогнозувати навантаження та автоматично коригувати роботу мережі для зниження втрат та підвищення ефективності.

Цифрові платформи, що використовують машинне навчання, дозволяють промисловим підприємствам краще керувати своїми енергетичними ресурсами та взаємодіяти з іншими учасниками ринку. Вони пропонують інструменти для моніторингу та аналізу енергоспоживання, прогнозування витрат та оптимізації закупівель енергії. Завдяки таким платформам, підприємства можуть швидко реагувати на зміни умов на ринку та підвищувати свою конкурентоспроможність.

Системи, що використовують ML, часто включають модулі реального часу для контролю та адаптації до змін у виробничому процесі. Нейронні мережі застосовуються для аналізу складних залежностей між змінними, що впливають на енергоспоживання, зокрема, для оптимізації процесів у режимі реального часу. Наприклад, вони можуть допомогти визначити оптимальні параметри роботи обладнання, що мінімізують втрати енергії.

Системи машинного навчання також використовуються для моніторингу стану обладнання та ранньої діагностики можливих несправностей. Вчасне виявлення аномалій у роботі систем дозволяє уникнути непередбачених зупинок виробництва, що може призвести до значних витрат енергії. Наприклад, алгоритми кластеризації можуть допомогти ідентифікувати відхилення у нормальній роботі обладнання, а методи глибокого навчання – точно визначити тип проблеми.

Існують платформи, які інтегрують кілька ML-підходів для забезпечення максимальної ефективності. Наприклад, системи енергетичного менеджменту, що базуються на хмарних технологіях, дозволяють збирати, аналізувати та оптимізувати енергоспоживання у реальному часі. Такі платформи поєднують аналіз великих даних, прогнозування та адаптивне управління, дозволяючи підприємствам досягати більш високого рівня енергоефективності.

Зі зростанням попиту на сталий розвиток, відновлювальні джерела енергії та енергоефективність стають все важливішими у промисловості. Інноваційні технології у фотогальваніці (photovoltaics) підвищують ефективність та рентабельність сонячних батарей. LED-технології трансформували освітлювальну промисловість, і нові розробки обіцяють ще більшу ефективність.

Розумні енергетичні мережі використовують датчики та актуатори для оптимізації енергоспоживання в реальному часі та інтеграції відновлювальних джерел енергії.

Електроніка відіграватиме ключову роль у реалізації концепцій сталого енергетичного розвитку. Прогрес технологій допоможе знижувати енергоспоживання та збільшувати частку відновлювальних джерел енергії.

Використання методів машинного навчання у системі управління енергоефективністю промислового підприємства має численні переваги. Це дозволяє знижувати витрати на енергоресурси, підвищувати продуктивність та забезпечувати сталий розвиток. Сучасні технології забезпечують гнучкість і адаптивність систем, що робить їх ефективними інструментами для досягнення бізнес-цілей у сфері енергетики.

Інвестування у впровадження таких рішень є обґрунтованим кроком для підприємств, які прагнуть оптимізувати свої процеси та залишатися конкурентоспроможними на ринку.

Ці рішення допомагають підприємствам зменшити витрати на енергію, покращити енергоефективність та знизити вплив на навколишнє середовище.

1.3. Впровадження штучного інтелекту в енергетиці

Особливість надання послуг енергозабезпечення, зокрема необхідність обробки великих масивів даних у реальному часі для прогнозування погодних умов, обсягів споживання та виробництва енергії, стану обладнання та режимів роботи ліній електропередач, відкриває шлях для застосування ШІ в енергетиці. Прогнозування погодних умов з використанням ШІ дозволяє передбачити зміни у потребах споживачів енергії та оптимально планувати роботу генеруючих потужностей, що підвищує ефективність існуючих установок. ШІ також може стабілізувати систему передачі енергії, виявляючи аномалії у виробництві та споживанні енергії, та оперативно розробляти рішення для усунення таких аномалій у режимі реального часу.

Збільшена доступність даних дозволяє ШІ забезпечити точніше прогнозування режимів роботи систем розподілення енергії, що допомагає у виборі часу технічного обслуговування, враховуючи терміни експлуатації та рівень зношеності обладнання. Для споживачів енергії ШІ допомагає оптимізувати споживання завдяки можливості прогнозування цін на енергію та керуванню попитом через розумне обладнання. Режими роботи пристроїв можна

регулювати відповідно до звичок споживачів, реальних потреб та вартості енергії в певний час.

Сучасні системи ШІ в енергетиці виконують такі функції:

1. Взаємодія з клієнтами. Енергетичні компанії використовують технології ШІ для удосконалення процесу взаємодії та залучення нових клієнтів. Наприклад, чат-боти надають клієнтам швидкі відповіді на стандартні питання та допомагають у вирішенні проблем.

2. Управління мережею. Зростання частки вітрової та сонячної енергетики, які мають нестабільний режим роботи, створює виклики для електромереж. ШІ та машинне навчання допомагають енергетичним компаніям керувати режимами роботи систем, покращуючи короткострокове прогнозування та диспетчеризацію. Це дозволяє оптимізувати використання пропускної спроможності ліній передачі, продовжити термін служби обладнання та визначити необхідність обслуговування чи заміни.

3. Інтелектуалізація мереж (Smart Grids). Цифрові технології підвищують ефективність використання енергетичної інфраструктури. ШІ оптимізує керування потоками енергії між споживачами, накопичувачами енергії, відновлюваними джерелами та центральною мережею. Розумні лічильники забезпечують двосторонній зв'язок між оператором мережі та споживачем, дозволяючи досягти економії витрат.

4. Мікромережі (Microgrid). Локальні енергетичні мережі, які можуть працювати незалежно від централізованої системи, використовують ШІ та машинне навчання для оптимізації використання енергії. ШІ передбачає періоди роботи генеруючих установок та звички споживання, що забезпечує ефективну інтеграцію місцевих децентралізованих ресурсів.

5. Віртуальні електростанції (Virtual Power Plants). Керовані ШІ мережі створюють віртуальні електростанції, які є віртуальним пулом малих і середніх установок, що виробляють або споживають електроенергію. ШІ визначає доступні обсяги виробництва енергії конкретними установками та знаходить відповідних споживачів. Таким чином, VPP створює віртуальну енергосистему,

незалежну від централізованої мережі, яка самостійно забезпечує споживання. Це підвищує гнучкість системи та ефективність використання енергоресурсів. Для досягнення цієї мети потрібні додаткові інвестиції в інтелектуальні мережі та розумне обладнання.

6. Створення нових бізнес-моделей на ринку. Цифрові технології дозволяють запропонувати нові форми взаємодії між учасниками енергетичних ринків. Наприклад, впровадження моделей, які уникають посередників у взаємовідносинах між виробниками енергії та кінцевими споживачами. ШІ, розумне обладнання та цифрові технології допомагають робити точні прогнози майбутніх рівнів споживання енергії та забезпечувати ефективніше управління енергоспоживанням.

7. Торгівля електроенергією. ШІ та машинне навчання допомагають виробникам, постачальникам та споживачам прогнозувати графіки навантаження та брати участь у торгах на оптових і балансуючих ринках, уникаючи штрафів за недотримання заявлених графіків. Використання технології блокчейн з інтегрованими смарт-контрактами та смарт-лічильниками дозволяє відстежувати та верифікувати джерела енергії, здійснювати пряму торгівлю енергією та оптимізувати енергетичне навантаження та попит.

8. Виявлення крадіжок енергії. ШІ та машинне навчання можуть автоматично виявляти аномалії у поведінці постачальників і споживачів та позначати їх для детальнішої перевірки. Це допомагає компаніям захистити свої активи, зменшити витрати енергії та заощадити кошти.

9. Акумуляування енергії. ШІ допомагає вирівнювати графік навантаження системи через керовані системи акумуляування енергії, що зменшує потребу в будівництві нових електростанцій. Очікується, що до 2030 року світовий ринок зберігання енергії зросте у 20 разів, посилюючи потребу у використанні технологій ШІ.

10. Прогнозування режимів роботи інфраструктури та планування її розвитку. ШІ спрощує та зменшує витрати на планування розвитку енергетичної

інфраструктури, передбачаючи потребу в технічному обслуговуванні та заміні критичних активів.

11. Збільшення виробництва та будівництва. ШІ використовують для покращення виробництва енергії та вибору кращих місць для будівництва нових електростанцій, аналізуючи кліматичні та географічні умови.

12. Підвищення рівня кібербезпеки енергосистеми. ШІ та машинне навчання використовують для виявлення та реагування на кібератаки, підвищуючи безпеку енергетичних мереж.

Опитування понад 500 відповідальних керівників енергетичних компаній, проведене компанією Siemens у 2019 році, вказує на досить обмежене використання ШІ за окремими напрямками. Найчастіше ШІ застосовується за такими напрямками: більш розумна автоматизація машин та обладнання (обрали 30 % респондентів): прогнозування обслуговування активів (28 %) та оптимізація процесів, машин, програмного забезпечення чи інструментів (28 %) [21].

Загальні підсумки опитування щодо застосування ШІ у різних аспектах функціонування виробничого процесу наведено у Таблиці 1.1

Таблиця 1.1 – Застосування ШІ в енергетичних компаніях

Напрямок використання ШІ в енергетичних компаніях	Використання ШІ (2019 рік)
Автоматизація машин та обладнання	30 %
Аналіз та прогнозування термінів технічного обслуговування	28 %
Оптимізація технологічних процесів, машин та програмного забезпечення	28 %
Моніторинг рівня безпеки та запобігання інцидентам	26 %
Автоматизація немеханічних процесів	24 %
Контроль якості	23 %
Спілкування з клієнтами/персоналізація	22 %
Планування та прийняття рішень	21 %
Кібербезпека	21 %
Продажі та маркетинг	21 %
Віртуальні системи, експертні системи, чат-боти	17 %
Логістика, ланцюжки постачання	16 %
Дизайн нових продуктів	11 %
Моделювання (цифрові моделі процесів)	11 %

Обережність ставлення енергетичних компаній до широкого застосування ІІІ пояснюється не тільки побоюванням щодо ризиків пошкодження роботи капіталоемної енергетичної інфраструктури чи вимог відшкодування збитків з боку споживачів у випадку порушення стабільності надання послуги енергопостачання.

Впровадження ІІІ в енергетиці значно підвищує ефективність, надійність та сталість енергетичних систем, дозволяючи енергетичним компаніям ефективніше керувати ресурсами, задовольняти потреби споживачів і знижувати витрати на енергоспоживання. Інтеграція ІІІ відкриває нові можливості для оптимізації енергоспоживання, покращення обслуговування та інноваційного розвитку галузі.

1.4. Огляд сучасних методів машинного навчання, що використовуються для управління енергоефективністю

Машинне навчання відіграє ключову роль у сучасних системах управління енергоефективністю, забезпечуючи інноваційні підходи до оптимізації споживання та збереження енергії.

Машинне навчання активно впроваджується у сферу управління енергоефективністю для підвищення ефективності енергоспоживання та зниження витрат. Серед сучасних методів, які знаходять практичне застосування, особливу увагу привертають алгоритми прогнозування, оптимізації та класифікації.

Алгоритми машинного навчання, такі як регресійні моделі та нейронні мережі, використовуються для прогнозування майбутнього споживання енергії на основі історичних даних і поточних умов. Наприклад, інтелектуальні системи можуть аналізувати сезонні зміни, погодні умови та поведінку користувачів для точного прогнозування пікових навантажень. Це дозволяє енергетичним компаніям краще планувати виробництво та постачання енергії, знижуючи витрати і підвищуючи надійність систем.

Методи машинного навчання, такі як генетичні алгоритми та методи рою частинок, застосовуються для оптимізації енергоспоживання в реальному часі. Наприклад, ці алгоритми можуть керувати системами освітлення та опалення в будівлях, регулюючи їх роботу в залежності від присутності людей та зовнішніх умов. Це дозволяє значно знизити споживання енергії без шкоди для комфорту мешканців або співробітників.

Алгоритми кластеризації та методи виявлення аномалій використовуються для моніторингу та аналізу даних в енергетичних системах. Наприклад, машинне навчання може виявляти незвичайні патерни споживання енергії, що можуть свідчити про витоки або неефективну роботу обладнання. Це допомагає підприємствам вчасно виявляти та усувати проблеми, підвищуючи загальну енергоефективність.

Розумні мережі використовують методи машинного навчання для динамічного управління енергопостачанням та споживанням. Алгоритми машинного навчання допомагають інтегрувати різні джерела енергії, такі як відновлювані джерела, акумуляторні системи та традиційні генератори, оптимізуючи їх використання. Вони також дозволяють виявляти та аналізувати аномалії, прогнозувати навантаження та автоматично коригувати роботу мережі для зниження втрат та підвищення ефективності.

У великому офісному центрі в Токіо було впроваджено систему на основі машинного навчання для прогнозування споживання енергії. Алгоритм аналізував дані про температуру, вологість, кількість присутніх людей та історичні дані про енергоспоживання. Це дозволило точно передбачати пікові навантаження та відповідно налаштовувати системи опалення, вентиляції та кондиціонування (HVAC), зменшуючи споживання енергії на 20%.

На виробничому підприємстві у Німеччині було впроваджено систему на основі методів машинного навчання для управління освітленням. Система аналізувала дані про природне освітлення, графік роботи працівників та рівень активності в різних зонах приміщень. В результаті освітлення автоматично

регулювалося, що дозволило знизити споживання електроенергії на освітлення на 30%.

Енергетична компанія в США впровадила систему машинного навчання для моніторингу та аналізу даних споживання енергії серед своїх клієнтів. Алгоритм виявляв незвичайні патерни у споживанні, що могли свідчити про можливі витoki або неефективну роботу обладнання. Це дозволило вчасно виявити та усунути проблеми, підвищивши загальну енергоефективність на 15%.

У муніципалітеті Копенгагена було реалізовано проект з впровадження розумних мереж, які використовують машинне навчання для оптимізації енергопостачання. Алгоритми аналізують дані від різних джерел енергії, таких як сонячні панелі та вітрові турбіни, і автоматично коригують роботу мережі для зниження втрат. Це дозволило підвищити ефективність енергосистеми на 25%.

У багатоквартирних житлових будинках у Сан-Франциско було впроваджено систему на основі машинного навчання для управління попитом на електроенергію. Система аналізувала дані про споживання енергії, погоду та поведінку мешканців, і автоматично налаштовувала роботу пристроїв, таких як нагрівальні котли та кондиціонери. Це допомогло знизити загальне споживання електроенергії на 10%.

Застосування сучасних методів машинного навчання у сфері управління енергоефективністю відкриває нові можливості для оптимізації енергоспоживання, зниження витрат та підвищення надійності енергетичних систем. Використання прогнозування, оптимізації та виявлення аномалій дозволяє підприємствам ефективніше використовувати енергоресурси та забезпечувати сталий розвиток.

Сучасні методи машинного навчання відіграють ключову роль у підвищенні енергоефективності промислових підприємств та інших секторів. Застосування таких методів, як прогнозування, оптимізація та виявлення аномалій, дозволяє значно знижувати витрати на енергоресурси, підвищувати надійність енергосистем та забезпечувати сталий розвиток.

Практичні приклади в різних сферах, таких як будівлі, промислові приміщення, муніципальні енергетичні мережі та житлові будинки, демонструють ефективність методів машинного навчання у реальних умовах. Прогнозування енергоспоживання допомагає краще планувати виробництво та постачання енергії, знижуючи витрати і підвищуючи надійність систем. Оптимізація роботи систем освітлення та опалення дозволяє зменшити споживання енергії без шкоди для комфорту користувачів.

Виявлення аномалій у споживанні енергії допомагає вчасно виявляти та усувати проблеми, підвищуючи загальну енергоефективність. Інтеграція з розумними мережами дозволяє динамічно управляти енергопостачанням та споживанням, забезпечуючи оптимальне використання різних джерел енергії та зменшуючи втрати. У підсумку, машинне навчання відкриває нові горизонти для розвитку сталих енергетичних рішень, дозволяючи підприємствам ефективніше керувати ресурсами, задовольняти потреби споживачів і знижувати витрати на енергоспоживання. Цей підхід сприяє не тільки економічному зростанню, але й захисту навколишнього середовища.

РОЗДІЛ 2

ОБҐРУНТУВАННЯ ТА ВИБІР ІНСТРУМЕНТАРІЮ ДЛЯ СТВОРЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ

2.1. Обґрунтування необхідності створення інформаційної системи

Питання енергоефективності стало особливо гострим після повномасштабного вторгнення Російської Федерації у лютому 2022 року. Війна не лише спричинила гуманітарну та економічну кризу, але й серйозно вплинула на енергетичну інфраструктуру країни. Постійні обстріли об'єктів енергетики, руйнування генераційних потужностей та магістральних мереж призвели до складної ситуації, у якій забезпечення енергетичних потреб стало викликом національного масштабу. У цьому контексті підвищення енергоефективності підприємств набуває особливого значення як стратегічний інструмент для стабілізації промислового сектору та економіки загалом.

Однією з головних проблем, яка виникла внаслідок війни, є дефіцит електричної енергії. Масовані ракетні удари по критичній інфраструктурі, особливо у зимовий період 2022-2023 років, знищили значну частину генераційних потужностей. Зокрема, було пошкоджено або зруйновано теплоелектростанції (ТЕС), теплоелектроцентралі (ТЕЦ) та підстанції, що суттєво зменшило можливості енергосистеми виробляти та розподіляти електроенергію. Як наслідок:

- Графіки аварійних відключень: Промислові підприємства змушені працювати в умовах обмеженого енергопостачання, що впливає на виробничі процеси та знижує продуктивність.
- Використання генераторів: Підприємства змушені інвестувати у дизельні та бензинові генератори, що призводить до збільшення витрат на енергію. За даними аналітиків, вартість електроенергії, виробленої генератором, є у кілька разів вищою за стандартну мережеву електроенергію.

- Зниження конкурентоспроможності: Зростання собівартості продукції в умовах дорогого пального та нестабільного енергопостачання робить українські товари менш конкурентоспроможними як на внутрішньому ринку, так і на міжнародному.

Війна призвела до різкого зростання цін на енергоносії, особливо газ, вугілля та нафтопродукти. Це стало наслідком зменшення внутрішнього видобутку газу та вугілля через окупацію територій і руйнування шахт, порушення логістичних ланцюгів, що підвищило витрати на доставку палива. Дефіцит енергоносіїв частково вирішився імпортом, але ціни на імпортні газ і пальне значно вищі через глобальну енергетичну кризу.

Для промислових підприємств це означає додаткове навантаження на бюджет: витрати на енергію можуть становити до 30–50% собівартості продукції. У зв'язку з цим зростають ціни на кінцеві товари та послуги, що ще більше поглиблює економічні труднощі населення. Промислові підприємства, як одні з головних споживачів енергії, безпосередньо залежать від стабільного електропостачання. Відключення електроенергії призводять до простоїв виробничих ліній, додаткових витрат на їх повторний запуск, зриву замовлень і втрати ринків збуту. За оцінками уряду, у 2022 році промислове виробництво скоротилося на понад 30% у порівнянні з довоєнним періодом. [12, с. 40]

Зменшення енерговитрат завдяки енергоефективним технологіям дозволить підприємствам:

- Оптимізувати споживання: Знизити втрати енергії та уникнути надмірного навантаження на енергосистему.
- Підвищити автономність: Енергоефективні підприємства можуть краще адаптуватися до обмежень енергопостачання.
- Знизити собівартість продукції: Раціональне використання енергоресурсів безпосередньо знижує витрати на виробництво.

З огляду на сучасну ситуацію, підвищення енергоефективності є не лише економічною необхідністю, а й стратегічною метою держави. Енергоефективні підприємства допоможуть:

- Збільшити доступну енергію для критичних об'єктів, лікарень та населення.
- Зменшити залежність від імпорту енергоносіїв: Економія енергії дозволить зменшити витрати на купівлю газу чи вугілля з-за кордону.
- Сприяти післявоєнному відновленню: Раціональне споживання ресурсів забезпечить стабільність роботи підприємств у період відновлення країни.

Таким чином, розробка систем управління енергоефективністю із застосуванням методів машинного навчання є не просто технологічним кроком уперед, а відповіддю на виклики сучасності. Алгоритми машинного навчання дозволяють аналізувати великі обсяги даних, прогнозувати споживання енергії та автоматично виявляти неефективні процеси, що є критично важливим для стабільності промислових підприємств. Ця ситуація демонструє нагальну необхідність пошуку нових підходів до управління енергією, де ключову роль відіграють інноваційні технології та автоматизовані системи на основі машинного навчання.

2.2. Використання методів машинного навчання в існуючих системах

Сучасне промислове виробництво активно шукає інноваційні рішення для підвищення енергоефективності. Використовуються різні методи та підходи для оптимізації енергетичних витрат, серед яких особливу увагу привертають технології машинного навчання.

Однією з ключових задач ML у промисловості є прогнозування енергоспоживання. Моделі навчаються на основі даних з датчиків та історичних архівів, що покращує взаємодію з системою управління та дозволяє робити точні прогнози. Наприклад, прогнозування пікових навантажень допомагає заздалегідь визначити оптимальні стратегії керування.

Ці практики можуть включати моделі, що використовують регресійний аналіз, градієнтний бустинг або рекурентні нейронні мережі для аналізу часових

рядів. Для прикладу, система прогнозування споживання енергії в металургійній промисловості може зменшити пікові навантаження на 20–30%, що дозволяє уникнути зайвих витрат.

Системи з ML часто містять модулі реального часу для контролю та адаптації до змін у виробничому процесі. Нейронні мережі застосовуються для аналізу складних залежностей між змінними, що впливають на енергоспоживання, зокрема для оптимізації процесів у режимі реального часу. Вони можуть допомогти визначити оптимальні параметри роботи обладнання, щоб мінімізувати втрати енергії.

Крім того, ML використовується для моніторингу стану обладнання та ранньої діагностики можливих несправностей. Вчасне виявлення аномалій у роботі систем дозволяє уникнути непередбачених зупинок виробництва, що може призвести до значних енергетичних витрат. Алгоритми кластеризації можуть ідентифікувати відхилення у нормальній роботі обладнання, а методи глибокого навчання можуть точно визначити тип проблеми.

Існують платформи, які інтегрують кілька ML-підходів для забезпечення максимальної ефективності. Наприклад, системи енергетичного менеджменту на основі хмарних технологій дозволяють збирати, аналізувати та оптимізувати енергоспоживання у реальному часі. Такі платформи поєднують аналіз великих даних, прогнозування та адаптивне управління, дозволяючи підприємствам досягати більш високого рівня енергоефективності.

Сучасні системи управління енергоефективністю активно використовують ML для вирішення ключових завдань. Промислові підприємства застосовують алгоритми регресії та нейронні мережі для аналізу та прогнозування енергоспоживання. Завдяки точному прогнозуванню споживання енергії та ідентифікації пікових навантажень підприємства можуть ефективно планувати виробничі процеси та знижувати загальні витрати на енергоресурси.

Автоматизовані системи в режимі реального часу застосовують методи глибокого навчання для оптимізації параметрів обладнання, зменшуючи енергетичні втрати. Наприклад, в енергетичних установках використовуються

алгоритми адаптивного управління, які дозволяють динамічно налаштовувати роботу систем залежно від поточних умов.

Для моніторингу стану обладнання моделі ML допомагають визначити потенційні несправності на ранніх стадіях. Це дозволяє уникати не тільки збоїв у роботі, але й зайвого енергоспоживання, пов'язаного з неефективною роботою обладнання. Сучасні платформи інтегрують кілька методів ML для забезпечення комплексного підходу до управління енергоефективністю, поєднуючи прогнозування, моніторинг та адаптивне керування, що дозволяє досягати значних економічних та екологічних вигод.

Сучасні проблеми енергетичного сектору вимагають швидких і точних рішень, що значно перевищують можливості як людини, так і традиційних автоматизованих систем. У цьому контексті машинне навчання (ML), зокрема нейронні мережі, відіграє ключову роль у забезпеченні ефективного управління енергоспоживанням. Завдяки здатності працювати з великими обсягами даних, виявляти складні закономірності та адаптуватися до нових умов, ML забезпечує оптимізацію енерговитрат на рівні, недоступному для звичайних підходів.

Нейронні мережі є однією з найпотужніших технологій машинного навчання, що дозволяє проводити складний аналіз та прогнозування на основі великих масивів даних. На відміну від традиційних систем, нейронні мережі можуть працювати з різноманітними типами даних: числовими показниками споживання, графіками відключень, температурними даними та часовими шаблонами. Вони здатні знаходити складні нелінійні залежності між даними, які є невидимими для людини чи класичних алгоритмів. Крім цього, навчена нейромережа може оновлюватися в реальному часі при надходженні нових даних, що є особливо важливим у непередбачуваних умовах війни. Завдяки глибоким архітектурам (наприклад, рекурентні нейронні мережі RNN або LSTM) можна з високою точністю прогнозувати рівень споживання електроенергії з урахуванням багатьох факторів, включаючи сезонність та поточну ситуацію в енергосистемі. Хоча традиційні автоматизовані системи (SCADA, BMS тощо) вже добре зарекомендували себе у промисловості, їхні можливості обмежені

жорсткими алгоритмами та правилами, заданими людиною. Натомість машинне навчання забезпечує:

1. Автоматизовану обробку великих обсягів даних: Людина не здатна миттєво проаналізувати терабайти даних про енергоспоживання, тоді як нейронні мережі роблять це за секунди.
2. Швидке реагування на зміни: У разі раптових коливань енергоспоживання чи аварій нейронна мережа може оперативнo скоригувати прогнози та запропонувати оптимальні рішення.
3. Самонавчання та удосконалення: Машинне навчання постійно навчається на нових даних, покращуючи точність прогнозів і рекомендацій у реальному часі.
4. Системність і багатofакторність: Людина або звичайна система зазвичай фокусується на окремих аспектах, тоді як нейронна мережа враховує десятки параметрів одночасно (температура, час доби, сезон, попередні графіки відключень тощо).

Графіки відключень світла під час війни є динамічним і складним процесом, який залежить від багатьох непередбачуваних факторів: ракетних ударів, сезонності, коливань споживання протягом дня тощо. Машинне навчання дозволяє проаналізувати та оптимізувати цей процес:

1. Аналіз змін упродовж дня: Нейромережа може виявити, як споживання електроенергії змінюється протягом доби, наприклад, пік навантаження зранку (вмикання підприємств) та ввечері (обігрів житла, побутові прилади, освітлення).
2. Реакція на перепади споживання: У разі раптових перепадів (наприклад, після ударів по енергомережі) нейромережа здатна миттєво спрогнозувати нові графіки відключень для зменшення навантаження.
3. Сезонний аналіз: Взимку, коли навантаження на енергосистему зростає через опалення, нейромережа може передбачити потенційні піки споживання та запропонувати заходи для оптимізації відключень.

4. Оптимізація відключень: Аналізуючи споживання окремих регіонів або підприємств, нейромережа може запропонувати оптимальні сценарії відключень, які мінімізують вплив на промисловість та критичні об'єкти.

Нейронні мережі мають унікальну здатність виявляти сезонні та довгострокові тренди у споживанні електроенергії, що дозволяє підприємствам готуватися до пікових навантажень. У зимовий період, коли зростає потреба в обігріві приміщень, технологія може спрогнозувати збільшення споживання енергії та запропонувати коригуючі заходи для зменшення навантаження. Проналізувавши дані за 2022-2024 роки, можна побудувати прогнози для оптимізації енергоспоживання на тривалий період, враховуючи кліматичні зміни, модернізацію обладнання та навіть періоди активізації обстрілів енергосистеми. Нейромережа може швидко «підлаштуватися» до ситуації, зокрема шляхом перебудови графіків споживання та підключень. Таким чином, машинне навчання, зокрема нейронні мережі, забезпечує якісно новий рівень управління енергоефективністю. Завдяки точності прогнозів, здатності до самонавчання та аналізу великих обсягів даних у реальному часі, ML дозволяє промисловим підприємствам не лише адаптуватися до сучасних викликів, а й підвищити стійкість до енергетичних криз. Це особливо важливо для України, де оптимізація енергоспоживання стала питанням виживання в умовах воєнного часу.

Розробка системи управління енергоефективністю на базі методів машинного навчання має на меті зменшення обсягів споживання енергоресурсів за рахунок їх раціонального використання. Така система зможе виявляти неефективні процеси у виробництві, які спричиняють надмірне споживання енергії, та пропонувати шляхи оптимізації споживання, наприклад, перерозподіл енергії між підрозділами залежно від їхніх потреб. Розробка автоматично знижуватиме навантаження на енергосистему під час пікових годин, зменшуватиме втрати продуктивності у разі аварійних відключень та паралельно з цим плануватиме виробничі процеси у години стабільного постачання енергії.

Одним із ключових завдань системи є точне прогнозування енергоспоживання підприємства з урахуванням численних факторів, таких як:

- година доби, день тижня та сезон: якщо підприємство працює у вихідні дні, або вночі, система може дозволити підвищене споживання електроенергії у цей час;
- технологічні особливості виробничих процесів: якщо певний технологічний процес не є терміновим під час виробництва, система може відкласти його виконання доки в мережі не зникне дефіцит електроенергії;
- рівень завантаженості обладнання: якщо система виявить, що виробничі потужності навантажені не повністю, може бути прийняте рішення задіяти це обладнання для виконання процесів, що не вимагають багато електроенергії.

Людський фактор є однією з причин енергетичних втрат. Завдання системи – мінімізувати залежність від суб'єктивних рішень операторів шляхом автоматизації процесів прийняття рішень. Алгоритми ML приймають рішення на основі об'єктивних даних і можуть запобігати людським помилкам у процесі управління. Система повинна стати частиною існуючої інфраструктури підприємства, забезпечуючи збір даних, аналіз і прийняття рішень у реальному часі. Інтеграція системи дає змогу створити єдину платформу для управління енергоспоживанням та узгоджувати дії підприємства з рекомендаціями енергетичних операторів (наприклад, Львівобленерго). Окрім економічної складової, система спрямована на зменшення негативного впливу підприємства на екологію, що досягається за рахунок скорочення викидів вуглекислого газу та оптимального використання альтернативних джерел енергії (сонячної, вітрової). В умовах війни підвищення енергоефективності є внеском у енергетичну безпеку України. Забезпечення автономності підприємств у разі обмеженого енергопостачання або повної відсутності централізованої енергії є стратегічною метою та можливе завдяки:

- використанню інтелектуальних резервів енергії (батареї, генератори).

- оптимальному розподілу енергоресурсів у межах підприємства.
- синхронізації з відновлюваними джерелами енергії.

Сфера енергозабезпечення передбачає обробку великих обсягів інформації в реальному часі. Це стосується прогнозування погодних умов, аналізу обсягів споживання та виробництва енергії, моніторингу стану обладнання, а також контролю режимів роботи ліній електропередач. Така специфіка створює ідеальні умови для впровадження систем штучного інтелекту у енергетичну галузь. Наприклад, прогнозування погодних умов за допомогою ШІ дозволяє передбачати зміни у попиті на енергію. Це дає змогу ефективніше планувати роботу генеруючих потужностей, оптимізуючи виробничі процеси й знижуючи втрати. ШІ також може стабілізувати систему передачі енергії, оперативно виявляючи аномалії у виробництві або споживанні, а також пропонуючи рішення для їх усунення. Зокрема, у режимі реального часу можуть автоматично підключатися або відключатися додаткові джерела енергії чи обладнання, забезпечуючи стабільність і надійність роботи енергетичної системи. Доступність великих обсягів даних дає змогу ШІ покращувати прогнозування режимів роботи систем розподілу енергії. Наприклад, завдяки інформації про терміни експлуатації обладнання, рівень його зношеності чи випадки роботи в позапроектних режимах, штучний інтелект може допомогти обрати оптимальний час для технічного обслуговування. Це дозволяє суттєво знизити аварійність мереж та уникнути дорогих простоїв.

Для кінцевих споживачів ШІ пропонує інструменти оптимізації енергоспоживання. Зокрема, такі системи здатні прогнозувати ціни на енергію на різні періоди часу, а також управляти попитом за допомогою "розумного" обладнання. Наприклад, ШІ може автоматично коригувати режими роботи пристроїв з урахуванням звичок користувачів (години включення кондиціонера, підігріву води чи освітлення), реальних потреб (виявлення присутності у приміщенні), а також вартості енергії в конкретні періоди. Це дозволяє зміщувати графік споживання на години з нижчою ціною, що зменшує витрати для споживачів і допомагає балансувати енергосистему.

Сьогодні ШІ виконує цілу низку важливих функцій у галузі енергетики, серед яких:

- прогнозування попиту та виробництва енергії;
- аналіз і виявлення аномалій у роботі мереж;
- оптимізація технічного обслуговування обладнання;
- управління попитом споживачів та інтеграція "розумних" пристроїв;
- підвищення ефективності роботи енергетичної інфраструктури загалом.

Впровадження штучного інтелекту у сферу енергетики має як переваги, так і перешкоди. Проте найближчими роками очікується значне розширення використання ШІ в різних аспектах діяльності енергетичних компаній. Цифровізація та інтеграція ШІ виступають основними інструментами для управління дедалі складнішими та масштабнішими системами. ШІ сприяє трансформації енергетичного сектора, забезпечуючи інтеграцію сучасних технологічних рішень та змінюючи підходи до функціонування енергосистем. Ці зміни включають децентралізацію виробництва й розподілу енергії, а також активну електрифікацію різних сфер, зокрема транспорту, будівельного сектору, а також побутового енергоспоживання. Децентралізація стає можливою завдяки розгортанню невеликих генеруючих потужностей, таких як сонячні та вітрові електростанції, які підключаються до локальних мереж. Водночас електрифікація призводить до появи нових типів навантажень, зокрема електротранспорту, теплових насосів, електричних котлів та побутових роботів. Усе це створює додаткову складність для управління енергетичними системами, що робить використання ШІ ключовим елементом успішної адаптації до нових умов.

Технології ШІ дозволяють покращити моніторинг, експлуатацію та обслуговування енергетичних активів, забезпечують більш досконалий контроль та управління системами в реальному часі, а також сприяють впровадженню нових моделей енергетичних ринків і бізнес-моделей. Хоча жодна окрема технологія не здатна вирішити всі проблеми, у складі комплексного інструментарію ШІ забезпечує революційні зміни, що дають змогу долати

виклики функціонування складних енергетичних систем. Енергетичний перехід, розширення використання відновлюваних джерел енергії (ВДЕ), збільшення гнучкості системи та попиту вимагають суттєвих інвестицій у модернізацію інфраструктури. Водночас цифрові технології пропонують більш економічні та ефективні шляхи реалізації цих завдань. Зростання інтересу з боку венчурних інвесторів і великих корпорацій до цифрових енергетичних стартапів свідчить про перспективи розвитку цієї галузі.

2.3. Вибір методів машинного навчання для вирішення задач управління енергоефективністю.

Вибір методів машинного навчання для управління енергоефективністю промислового підприємства залежить від специфіки завдань та доступних даних. Для прогнозування енергоспоживання часто застосовують регресійні моделі, такі як лінійна регресія або методи ансамблевого навчання, зокрема Gradient Boosting та Random Forest

Ці методи ефективні для аналізу часових рядів та виявлення тенденцій у споживанні енергії.

Для оптимізації роботи обладнання та зниження енергоспоживання використовують нейронні мережі, здатні моделювати складні нелінійні залежності між параметрами системи. Зокрема, алгоритми машинного навчання можуть аналізувати дані про енергоспоживання та режим роботи приводу і автоматично знаходити способи енергозбереження шляхом оптимального керування параметрами приводу

Для моніторингу стану обладнання та ранньої діагностики несправностей застосовують методи кластеризації та аномального виявлення, які допомагають ідентифікувати відхилення у нормальній роботі системи. Наприклад, алгоритми машинного навчання можуть аналізувати дані з датчиків та моніторингових систем для виявлення ознак несправностей або аномальної роботи приводу

Вибір конкретного алгоритму ML базується на характеристиках даних, вимогах до точності та швидкості обробки, а також наявних обчислювальних ресурсах. Комбінування різних методів може забезпечити більш ефективне вирішення завдань управління енергоефективністю.

Подальший розвиток новітніх технологій та бізнес-моделей у сфері енергетики значною мірою залежить від державної політики у впровадженні штучного інтелекту та створення відповідної законодавчої і регуляторної бази. Енергетичним компаніям потрібні чітко визначені державні пріоритети та правові рамки, які сприятимуть інноваційному розвитку галузі. Споживачі, у свою чергу, потребують нормативних актів, які забезпечать захист їхніх прав, прозорість використання даних та безпеку персональної інформації, яку вони передають цифровим компаніям. Тому важливо ідентифікувати бар'єри для впровадження ШІ в енергетиці та запропонувати дієві рішення для їх подолання.

Розширення використання ШІ в енергетичному секторі потребує не лише сучасної цифрової та мережевої інфраструктури, а й сприятливого регуляторного середовища. Наприклад, успішне функціонування моделей, таких як Peer-to-Peer (P2P) або Virtual Power Plant (VPP), можливе лише за умов чіткої регламентації участі виробників і споживачів в агрегаціях та визначення ролей усіх зацікавлених сторін у законодавстві. Прикладом такого законодавчого підходу є розпорядження Федеральної комісії з регулювання енергетики США (FERC). Воно дозволяє децентралізованим системам (DER) брати участь в оптових ринках електроенергії (Порядок 2222), що вимагає від операторів розподільчих систем розробляти плани інтеграції DER. Ці плани охоплюють питання взаємозв'язку, складу та розміру агрегацій, обміну даними, а також координації між операторами. За оцінками, інтеграція DER, підтримана ШІ, щороку зростатиме на 10% і досягне обсягу ринку майже 500 мільйонів доларів.

В Європейському Союзі законодавчі ініціативи також спрямовані на сприяння розвитку інновацій у галузі енергетики. Зокрема, Директива 2019/944 визначає ключові завдання:

- Створення нових категорій учасників ринку, таких як громадські енергетичні кооперативи (citizen energy communities), що дозволяють локальним громадам забезпечувати власні енергетичні потреби за допомогою децентралізованих джерел енергії, без сплати додаткових тарифів та зборів для централізованої мережі.
- Розвиток "просюмерів" (active customers) – кінцевих споживачів, які можуть не лише споживати, але й виробляти, зберігати та продавати електроенергію, забезпечуючи гнучкість енергосистеми.
- Впровадження незалежних агрегаторів – учасників ринку, які об'єднують виробників та споживачів для участі в енергетичних ринках через продаж, купівлю або аукціони.
- Сприяння реагуванню на попит (demand side management) шляхом усунення правових перешкод, розвитку інтелектуальних систем вимірювання та надання споживачам можливості брати участь у ринкових процесах.
- Розвиток локальних операторів розподілу – громадам дозволяється створювати розподільчі системи, які функціонуватимуть як автономні або закриті мережі.
- Модернізація розподільчих мереж з акцентом на розумні мережі, що підтримують децентралізоване виробництво та енергоефективність.
- Розвиток систем накопичення енергії, зокрема акумуляторів, при чому оператори мереж не повинні володіти чи управляти такими системами, щоб забезпечити конкурентний розвиток ринку.

Однією з основних перешкод для нових підприємств при впровадженні штучного інтелекту (ШІ) є забезпечення сумісності з існуючими платформами й системами, а також вирішення потенційних проблем, пов'язаних з оновленням. У швидкому темпі технологічного розвитку стандартизація й сумісність відіграють ключову роль. Забезпечення взаємодії між різними типами даних, пристроями та додатками дозволяє системам функціонувати надійно, ефективно та безпечно. Для цього необхідна розробка технічних стандартів, особливо для

протоколів зв'язку. Ці стандарти мають охоплювати відкритість даних, безпечний обмін інформацією та впровадження кіберзахисту на етапі проектування. Директива ЄС 2019 року щодо правил функціонування внутрішнього ринку електроенергії передбачає створення систем інтелектуального обліку, які забезпечують сумісність, доступ до даних і підтримують сучасні технології. Такі системи сприяють інтеграції інноваційного обладнання, що відповідає найкращим практикам передачі даних, і розгортанню розумних мереж. Розробка стандартів може здійснюватися національними урядами, міжнародними організаціями чи приватним сектором. Наприклад, Міжнародна електротехнічна комісія (IEC), Міжнародна організація зі стандартизації (ISO) та Міжнародний союз електрозв'язку (ITU) розробляють стандарти у відповідних галузях. Європейський комітет з електротехнічної стандартизації (CENELEC) займається розробкою стандартів на рівні Європи. Їх діяльність спрямована на створення основ для інтеграції цифрових технологій в енергетику — від управління розподіленою генерацією до кіберзахисту. Відкритість даних, пов'язаних з енергетикою, є ключовою умовою для розвитку ШІ. Інструменти на кшталт онлайн-реєстрів продуктів сприяють впровадженню нових бізнес-моделей, забезпеченню енергозбереження та підвищенню гнучкості систем. Наприклад, країни ЄС, США, Канада та Японія створюють бази даних з інформацією про енергоефективність обладнання, що дозволяє підвищити якість роботи ШІ.

Застосування стандартів і протоколів у поєднанні з інформаційними та комунікаційними технологіями забезпечує обмін двонаправленими потоками даних, які формують великі масиви інформації для оптимального управління енергосистемами. Ініціативи, такі як розробка ENA стандартизованого підключення розумних пристроїв, спрощують впровадження інновацій у галузі. Одночасно з цим викликами залишаються якість великих даних і упередженість (bias). Недостатність якісних даних обмежує можливості ШІ працювати зі складними сценаріями, а упередженість може спричинити некоректні рішення.

У міру зростання використання ШІ і цифрових технологій питання конфіденційності даних набуває особливої ваги. Споживачі стикаються з

ризиками, пов'язаними з витоком персональних даних, шахрайством та крадіжками. Для мінімізації цих ризиків важливим є законодавче регулювання та впровадження жорстких стандартів кібербезпеки. Наприклад, в ЄС діє Загальний регламент про захист даних (GDPR), який спрямований на захист персональної інформації. У США створено цілу інфраструктуру для кіберзахисту енергетичного сектору: Міністерство енергетики США розробляє дорожні карти, NERC впроваджує стандарти надійності, а спеціалізовані відомства, такі як CSESER, займаються розробкою політик кібербезпеки. В Україні розроблено концепцію забезпечення кіберзахисту в енергетиці. Проте система ще перебуває на початковому етапі розвитку, і для її вдосконалення необхідна подальша увага з боку держави.

Серед соціальних бар'єрів важливим є формування довіри до ШІ. ЄС пропонує правові рамки, спрямовані на забезпечення безпечного розвитку технологій із захистом прав громадян. Такі підходи, як деперсоніфікація даних і механізми прозорості, допомагають знизити побоювання серед споживачів і сприяють ширшому впровадженню цифрових моделей. Уряди, співпрацюючи з галузевими організаціями, можуть забезпечувати кіберстійкість усієї енергетичної інфраструктури через регуляторні норми, сертифікацію та передові практики.

Аналіз бар'єрів впровадження цифрових технологій дозволяє дійти висновку, що для ефективного розширення практичного застосування ШІ необхідно розробити комплексну стратегію, яка враховувала б різноманітні аспекти. У ході дискусії, проведеної провідними експертами в галузі ШІ та енергетики, було визначено дев'ять принципів, здатних сприяти цьому процесу. Ці принципи об'єднані в три основні групи:

1. Проектування

- а) Автоматизація – варто одразу проектувати генеруюче та мережеве обладнання для автоматизованої роботи, з акцентом на автономність ШІ.

- b) Сталість – необхідно використовувати найбільш енергоефективну інфраструктуру та впроваджувати найкращі екологічні практики.
- c) Дизайн – розвиток ІІІ має орієнтуватися на зручність використання та легкість інтерпретації даних.

2. Впровадження

- d) Дані – необхідно встановити стандарти даних, механізми їх обміну та створити платформи для покращення доступності й якості інформації.
- e) Стимули – слід розробити ринкові механізми та нормативно-правову базу, які максимально розкриватимуть потенціал ІІІ.
- f) Освіта – потрібно популяризувати людиноцентричний підхід до застосування ІІІ серед споживачів і працівників енергетичних компаній, а також інвестувати в навчання відповідно до рівня технологічного розвитку.

3. Управління

- g) Управління ризиками – слід уніфікувати технологічні, методологічні та освітні підходи до управління ризиками, пов'язаними із застосуванням ІІІ.
- h) Стандарти – важливо запровадити єдині стандарти програмного забезпечення та інтерфейси для взаємодії.
- i) Відповідальність – необхідно забезпечити, щоб етичність і відповідальне використання лежали в основі процесів розробки та впровадження ІІІ.

РОЗДІЛ 3

РОЗРОБКА СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНІСТЮ НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

3.1. Архітектурне рішення проектування інформаційної системи

Розробка архітектури інформаційної системи для управління енергоефективністю промислового підприємства базується на концепціях сучасних цифрових технологій, методів машинного навчання і принципах енергетичної сталості. Система забезпечуватиме надійність, масштабованість, гнучкість, а також можливість інтеграції з існуючою інфраструктурою підприємства.

Для забезпечення ефективної обробки даних, масштабованості та інтеграції було обрано мікросервісну архітектуру.

Розроблена система складається з ключових модулів представлених на рисунку 3.1.

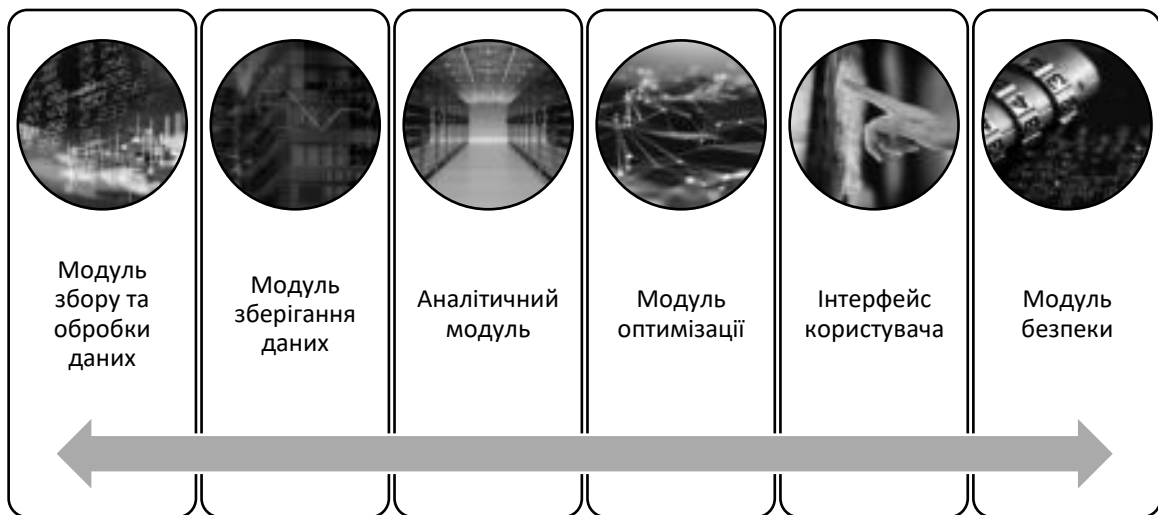


Рисунок 3.1. Архітектура системи управління енергоефективністю.

Модуль збору та обробки даних відповідає за збір даних із сенсорів, лічильників та іншого обладнання в реальному часі. Використовує технології IoT для інтеграції з промисловими пристроями (протоколи MQTT, OPC-UA).

Проводить обробку даних яка здійснюється через потокові системи, такі як Apache Kafka або Apache Flink, для забезпечення низької затримки.

Модуль зберігання даних дозволяє зберігати їх у гібридному сховищі, яке поєднує реляційні бази даних (PostgreSQL) для структурованих даних і нереляційні бази (MongoDB, Apache Cassandra) для неструктурованих. Використовує сховища типу Data Lake для довготривалого зберігання великих обсягів даних.

Аналітичний модуль є основою алгоритмів машинного навчання для аналізу даних, прогнозування та виявлення аномалій. Використовує методи кластеризації (K-Means), регресійного аналізу та може підключати алгоритми глибинного навчання (Deep Neural Networks, DNN) для виявлення патернів у енергоспоживанні

Модуль оптимізації реалізує оптимізаційні алгоритми (генетичні алгоритми, методи градієнтного спуску) для підвищення енергоефективності обладнання та враховує динамічні зміни в умовах роботи підприємства.

Інтерфейс користувача побудований на основі веб-технологій для доступу через браузер. Включає дашборди з інтерактивною візуалізацією даних (графіки, таблиці). Забезпечує доступ до ключових показників енергоефективності в реальному часі.

Модуль безпеки впроваджує багаторівневий захист даних за допомогою шифрування (TLS, AES), автентифікації та авторизації (OAuth 2.0). Моніторить підозрілу активність у системі та запобігає кібератакам.

Для реалізації архітектури використовується наступний технологічний стек:

- Серверна частина: Python (FastAPI, Flask), Java (Spring Boot).
- Бази даних: PostgreSQL, MongoDB, Hadoop HDFS.
- Хмарні технології: AWS (S3, Lambda, EC2), Google Cloud.
- Контейнеризація: Docker, Kubernetes для оркестрації.
- Системи CI/CD: Jenkins, GitLab CI/CD.

В систему буде впроваджено наступні алгоритми та методи:

1. Методи машинного навчання. Регресійні моделі для прогнозування споживання енергії. Кластеризація для сегментації споживачів за енергетичними потребами. Глибинне навчання для побудови моделей прогнозування на основі великих обсягів даних.
2. Оптимізаційні алгоритми. Генетичні алгоритми для знаходження оптимальних режимів роботи обладнання. Динамічне програмування для управління навантаженням у реальному часі.
3. Методи управління ризиками. Моніторинг аномалій із використанням алгоритмів Isolation Forest. Використання методології CRISP-DM для управління процесами аналізу даних.

Чотирьохрівнева архітектура системи обміну даними представлена на рисунку 3.2. і передбачає побудову наступної моделі:

1. Фізичний рівень – сенсори, лічильники, промислове обладнання.
2. Рівень передачі даних – IoT-шлюзи, протоколи зв'язку.
3. Логічний рівень – обробка, зберігання та аналіз даних.
4. Рівень представлення – інтерфейси користувача, звіти.



Рисунок 3.2. Чотирьохрівнева архітектура.

Запропонована архітектура дозволяє інтегрувати сучасні методи машинного навчання в процес управління енергоефективністю промислового

підприємства. Завдяки використанню модульного підходу, система забезпечує високу гнучкість, масштабованість та безпеку, що є критично важливим для досягнення стратегічних цілей підприємства.

3.2. Комп'ютерна модель системи управління енергоефективністю на основі машинного навчання

Комп'ютерна модель системи управління енергоефективністю на основі машинного навчання створена з використанням бібліотек Python, зокрема pandas для роботи з даними, scikit-learn для машинного навчання та matplotlib для візуалізації результатів.

Задача передбачити споживання енергії для кожного енергоспоживача залежно від кількох факторів, таких як температура, вологість, час доби та інтенсивність роботи обладнання. Також ми будемо оптимізувати споживання енергії.

Для цього використаємо машинне навчання для прогнозування та управління.

Першим кроком буде підготовка даних про споживання енергії, умови навколишнього середовища та роботу обладнання.

```
import pandas as pd
# Завантаження даних
data = pd.read_csv("energy_data.csv")
# Перевірка даних
print(data.head())
```

Рисунок 3.3. Програмний код підготовки даних.

Другим кроком проведемо імпорт бібліотек та завантаження даних.

Третім кроком проведемо попередню обробку даних, перевіримо наявність пропущених значень і нормалізуємо дані для полегшення навчання моделі.

```

import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.metrics import mean_squared_error
import matplotlib.pyplot as plt

# Завантаження даних
data = pd.read_csv("energy_data.csv")

# Перегляд даних
print(data.head())

```

Рисунок 3.4. Програмний код імпорту бібліотек та завантаження даних.

```

# Обробка часу
data['timestamp'] = pd.to_datetime(data['timestamp'])
data.set_index('timestamp', inplace=True)

# Перевірка на наявність пропущених значень
print(data.isnull().sum())

# Заповнення пропусків середніми значеннями або використання методів імпутації
data.fillna(data.mean(), inplace=True)

# Нормалізація даних (мінімаксне масштабування)
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
scaler = MinMaxScaler()
data_scaled = scaler.fit_transform(data.drop(columns=["timestamp"]))

# Вибір ознак для навчання моделі
X = data[['temperature', 'humidity', 'machine_usage']]

# Фактори, що впливають на енергоспоживання
y = data['energy_consumption'] # Цільова змінна

# Створення нової таблиці зі шкалованими даними
scaled_data = pd.DataFrame(data_scaled, columns=data.columns[:-1])
print(scaled_data.head())

```

Рисунок 3.5. Програмний код попередньої обробки даних.

Оскільки є кілька факторів, що впливають на енергоспоживання, ми будемо використовувати їх для навчання моделі. В даному випадку ми хочемо передбачити споживання енергії на основі температури, вологості та використання обладнання.

Четвертим кроком буде створення моделі для прогнозування енергоспоживання з використанням методів машинного навчання. Для цього можна застосувати лінійну регресію або інші моделі.

```

from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.metrics import mean_squared_error
# Визначення цільової змінної (наприклад, енергоспоживання)
X = scaled_data.drop(columns=["energy_consumption"])
# Всі змінні, окрім "energy_consumption"
y = scaled_data["energy_consumption"]
# Розділення на тренувальні та тестові дані
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
# Створення моделі лінійної регресії
model = LinearRegression()
# Навчання моделі
model.fit(X_train, y_train)
# Прогнозування енергоспоживання на тестових даних
y_pred = model.predict(X_test)
# Оцінка ефективності моделі
mse = mean_squared_error(y_test, y_pred)
print(f"Mean Squared Error: {mse}")

```

Рисунок 3.6. Програмний код моделі для прогнозування енергоспоживання.

П'ятим кроком буде оптимізація використання енергії на основі прогнозу споживання енергії, ми можемо коригувати використання ресурсів, змінюючи температуру або інтенсивність роботи обладнання. Після тренування моделі також додамо можливість автоматичного коригування параметрів обладнання

залежно від прогнозів споживання енергії. Наприклад, на основі прогнозованого енергоспоживання можна буде коригувати температурні режими або інші параметри в реальному часі.

```
# Прогнозування та коригування для кожного запису
for pred in y_pred:
    adjust_energy_usage(pred)
# Просте автоматичне коригування
def adjust_energy_usage(prediction):
    if prediction > threshold: # Встановимо поріг для оптимізації
        print("Коригування: Зменшення споживання енергії")
    else:
        print("Споживання енергії в межах норми")
# Використання прогнозу
for pred in y_pred:
    adjust_energy_usage(pred)
```

Рисунок 3.7. Програмний код оптимізації використання енергії.

Шостий крок буде візуалізувати реальні та прогнозовані значення енергоспоживання, щоб зрозуміти, наскільки добре працює наша модель.

Також передбачена можливість додати графічну візуалізацію результатів для кращого аналізу.

```
# Графік реальних значень проти прогнозованих
plt.scatter(y_test, y_pred)
plt.plot([min(y_test), max(y_test)], [min(y_test), max(y_test)], color='red')
# Лінія рівності
plt.xlabel('Реальні значення')
plt.ylabel('Прогнозовані значення')
plt.title('Реальні значення проти прогнозованих')
plt.show()
import matplotlib.pyplot as plt
```

Рисунок 3.8. Програмний код візуалізації реальних та прогнозованих значень.

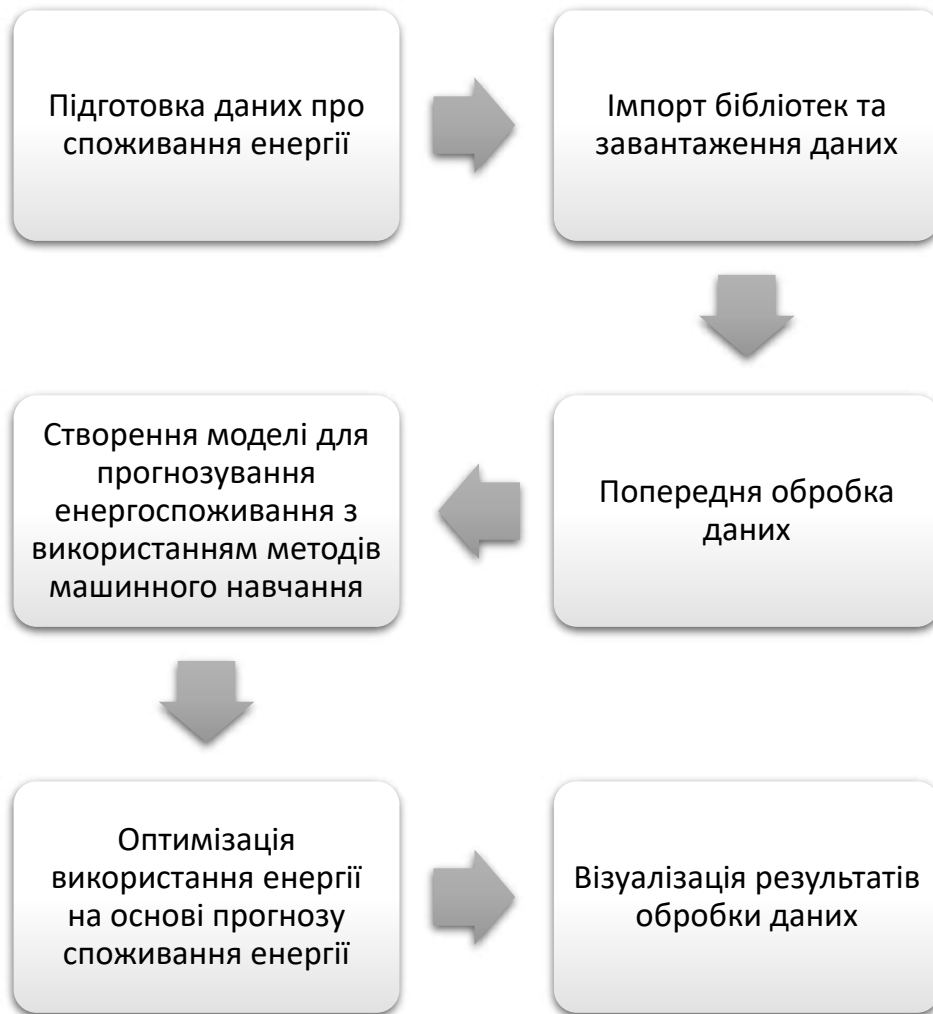


Рисунок 3.9. Схема збору даних, їх аналізу та прийняття рішень.

Наш сценарій можна покращувати та розширяти для більш складних задач, за допомогою використання моделей машинного навчання XGBoost або нейронних мереж. Також провести інтеграцію з реальними системами для автоматичного управління енергоспоживанням, врахування денного часу, вихідних днів, або енергетичних потреб у різних зонах підприємства.

За допомогою нашої моделі можна прогнозувати споживання енергії та коригувати параметри роботи систем, що допоможе підвищити енергоефективність підприємства.

3.3. Інтеграція та автоматизація роботи інформаційної системи

Інтеграція та автоматизація є ключовими аспектами ефективної роботи інформаційної системи для управління енергоефективністю промислового підприємства. Розроблена інформаційна система інтегруватиметься в роботу інших систем завдяки певним підходам до забезпечення узгодженої взаємодії системи з іншими компонентами інфраструктури підприємства, а також завдяки автоматизації її функціонування для досягнення максимальної продуктивності.

Для інтегрування системи на підприємстві, потрібно пройти кілька кроків.

Першим кроком для постійного отримання актуальних даних на підприємстві будуть використовуватися IoT сенсори, що збиратимуть інформацію про температуру, вологість, інтенсивність роботи обладнання та інші фактори. Дані надходитимуть в систему в реальному часі через API або безпосередньо з бази даних підприємства.

Сенсори температури та вологості встановлюються на різних етапах виробничого процесу, щоб моніторити умови навколишнього середовища.

Для моніторингу і коригування інтенсивності роботи машин або інших систем таких як освітлення та опалення використаємо інтерфейси на основі контролерів та ключів.

Також система передбачає API для збору і передачі даних до системи управління енергоспоживанням.

Наступним кроком є моніторинг та автоматизація керування обладнанням. Для цього нами створено інтерфейс моніторингу енергоспоживання в реальному часі, який відобразить поточні та прогнозовані значення.

В залежності від прогнозів моделі, система буде автоматично коригувати параметри роботи, такі як:

- температура в залежності від фактичного споживання енергії;
- зменшення інтенсивності роботи обладнання у часи низької потреби в енергії;

– і особливо передбачаємо можливість використання альтернативних джерел енергії, таких як сонячна енергія та резервні джерела живлення.

Завдання передбачити добове споживання електроенергії на основі історичних даних, з урахуванням температури, продуктивності обладнання та кількості змін.

Використаємо лінійну регресію, де залежна змінна – електроспоживання (Y), а предиктори – температура (X₁), продуктивність обладнання (X₂), кількість змін (X₃).

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3$$

Після навчання моделі отримали наступні коефіцієнти:

- $\beta_0 = 100$ базове споживання
- $\beta_1 = 2,5$ збільшення на 2,5 кВт·год на кожен градус підвищення температури
- $\beta_2 = 0,8$ збільшення на 0,8 кВт·год на кожен додатковий кг/год продуктивності
- $\beta_3 = 50$ додаткові 50 кВт·год на кожен змін

Провівши розрахунки при сталій температурі та продуктивності в 3 змінах маємо наступний результат:

$$Y = 100 + (2,5 \times 25) + (0,8 \times 500) + (50 \times 3)$$

$$Y = 100 + 62,5 + 400 + 150 = 712,5 \text{ кВт}\cdot\text{год}$$

Оптимізація роботи обладнання проводимо через мінімізування втрат електроенергії за рахунок оптимального керування температурним режимом.

Використаємо алгоритм градієнтного бустингу для визначення найкращого діапазону температури, що забезпечує мінімальні втрати енергії.

Після навчання моделі визначено, що оптимальний температурний режим роботи холодильного обладнання від -18°C до -22°C .

Поточна температура камери -16°C

Споживана потужність компресора 8 кВт

Після корекції температури до -20°C потужність компресора знижується до 6.5 кВт.

Економія розраховується за формулою

$$8-6,5=1,5 \text{ кВт} \times 24 \text{ год} = 36 \text{ кВт} \cdot \text{год} / \text{добу}$$

При середній вартості електроенергії 9 грн/кВт·год отримаємо:

$$36 \times 9 = 324 \text{ грн} / \text{добу}$$

На рік:

$$324 \times 365 = 118260 \text{ грн}$$

Далі проведемо виявлення аномалій у споживанні енергії. Завдання автоматично виявляти аномальне зростання енергоспоживання, яке може вказувати на несправності обладнання або перевантаження системи.

Використаємо метод Isolation Forest для знаходження аномалій.

Середнє електроспоживання холодильного обладнання 700 кВт·год/добу з допустимим відхиленням $\pm 10\%$.

Якщо система реєструє 850 кВт·год, то маємо:

$$850 - 700 = 150 \text{ кВт} \cdot \text{год}$$

Це 21.4% вище норми, отже, система сигналізує про можливу несправність.

Наступним кроком проводимо створення інтерфейсу для оператора, де він буде переглядати поточний стан енергоспоживання, прогнозоване енергоспоживання на основі моделі, повідомлення про необхідність коригування параметрів, графіки та звіти для оцінки ефективності.

Базовий веб-інтерфейс для системи управління енергоефективністю на основі машинного навчання побудований на Flask (Python) для бекенду та HTML/CSS + JavaScript (Plotly.js) для фронтенду. Код та графічний веб-інтерфейс системи представлено на рисунках 3.10 та 3.11.

```

<!DOCTYPE html>
<html lang="uk">
<head>
  <meta charset="UTF-8">
  <meta name="viewport" content="width=device-width, initial-scale=1.0">
  <title>Енергоефективність - Головна</title>
  <script src="https://cdn.plot.ly/plotly-latest.min.js"></script>
  <style>
    body { font-family: Arial, sans-serif; text-align: center; }
    .container { width: 80%; margin: auto; }
    .chart { width: 100%; height: 400px; }
  </style>
</head>
<body>
  <h1>Система управління енергоефективністю</h1>
  <div class="container">
    <h3>Енергоспоживання</h3>
    <div id="energyChart" class="chart"></div>
    <h3>Температура виробничих зон</h3>
    <div id="tempChart" class="chart"></div>
  </div>
  <script>
    async function loadData() {
      let response = await fetch('/data');
      let data = await response.json();
      let timestamps = data.map(d => d.timestamp);
      let energy = data.map(d => d.energy);
      let temp_zone = data.map(d => d.temp_zone);
      Plotly.newPlot('energyChart', [{
        x: timestamps, y: energy, type: 'scatter', mode: 'lines', name: 'Енергоспоживання (кВт·год)',
        line: { color: 'red' }
      }], { title: 'Споживання електроенергії' });
      Plotly.newPlot('tempChart', [{
        x: timestamps, y: temp_zone, type: 'scatter', mode: 'lines', name: 'Температура (°C)',
        line: { color: 'blue' }
      }], { title: 'Температура виробничих зон' });
    }
    loadData();
  </script>
</body>
</html>

```

Рисунок 3.10. Програмний код фронтенду (HTML + JavaScript).

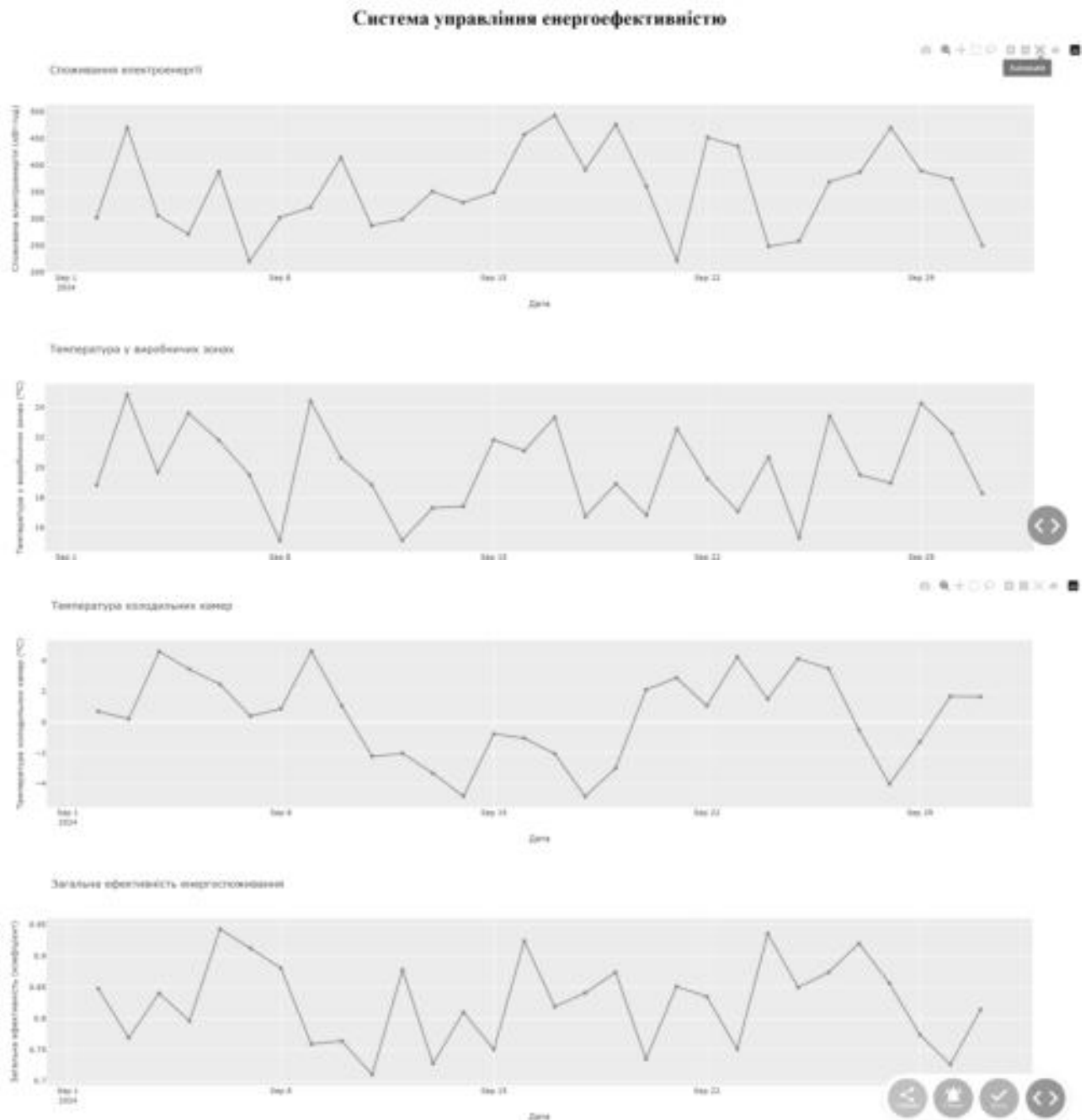


Рисунок 3.11. Графічний веб-інтерфейс системи управління енергоефективністю.

Далі один з основних кроків буде безперервне навчання та вдосконалення моделі. Модель повинна постійно адаптуватися до нових умов. Для цього застосовується періодичне оновлення моделі на основі нових даних, реалізація механізмів зворотного зв'язку, коли реальні коригування використовуються для вдосконалення моделі

Для підприємства також можна розробити систему, яка інтегрується з платформами для збору даних, такими як ThingSpeak або AWS IoT, і використовує отриману інформацію для прогнозування енергоспоживання. Крім того, інтерфейси для управління обладнанням можуть бути інтегровані з системами SCADA або PLC для автоматичного коригування параметрів.

Інтеграція та автоматизація інформаційної системи для управління енергоефективністю дозволяє забезпечити її ефективну взаємодію з іншими системами підприємства, підвищити рівень автоматизації ключових процесів і мінімізувати втручання людини. Такий підхід сприяє зниженню витрат, підвищенню точності даних та досягненню стратегічних цілей енергетичної ефективності.

Таким чином, ця система допоможе знижувати витрати на енергію, покращувати ефективність виробництва та дозволить підприємству оптимізувати використання ресурсів в реальному часі.

РОЗДІЛ 4

ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

Під час розробки алгоритмічного та програмного забезпечення комп'ютеризованої системи обліку успішності та відвідування занять здобувачами освіти усі процеси повинні виконуватись із врахуванням вимог техніки безпеки на робочому місці, пожежної безпеки, відповідно з діючими нормативно-правовими актами та встановленими нормами щодо роботи з комп'ютерною технікою. Дотримання норм і правил охорони праці є важливим аспектом у контексті дотримання норм організації робочого місця, забезпечення комфортних та зручних умов праці осіб, які беруть участь у процесі, а це вимагає дотримання вимог з охорони праці при роботі на персональному комп'ютері.

Основними регламентуючими нормативними документами охорони праці користувачів ПК є Положення про розробку інструкцій з охорони праці, затвердженого наказом Держпраці від 29.01.1998 № 9, Типове положення про порядок проведення навчання і перевірки знань з питань охорони праці, затвердженого наказом Держпраці від 26.01.2005 № 15, Вимоги щодо безпеки та захисту здоров'я працівників під час роботи з екранними пристроями, затверджених наказом Мінсоцполітики від 14.02.2018 № 207, Державні санітарні правил і норми роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин ДСанПіН 3.3.2.007-98, затверджені постановою Головного державного санітарного лікаря України від 10.12.1998 № 7, Загальні вимоги стосовно забезпечення роботодавцями охорони праці працівників, затверджені наказом ДСНС від 25.01.2012 № 67 (НПАОП 0.00-7.11-12).

Згідно даних нормативних документів працівника, який використовує персональний комп'ютер (далі — користувач), інструктують перед початком роботи (первинний інструктаж), а потім через кожні 6 місяців (повторний інструктаж). Результати інструктажу заносять до Журналу реєстрації інструктажів з питань охорони праці на робочому місці (у журналі має бути підпис особи, яка інструктує, та користувача).

Користувач зобов'язаний дбати про особисту безпеку і здоров'я, а також про безпеку і здоров'я навколишніх при виконанні будь-яких робіт, а також під час перебування на території підприємства.

4.1. Аналіз небезпеки під час роботи за комп'ютером

Виявлено, що під час використання комп'ютера найбільше небезпеки загрожують зоровій, опорно-руховій та нервово-психічній системам. Досі точні причини цих проблем не встановлені, будь-то випромінювання або статична поза.

Головним джерелом небезпеки є дисплей, який випромінює різні види випромінювання, такі як рентгенівське, ультрафіолетове, інфрачервоне та електромагнітне. Існують норми для кожного з цих видів випромінювання, але вони варіюються в залежності від країни. Однак ці норми враховують опромінення всього організму, тоді як фактично вплив спостерігається лише на верхню частину тулуба. Комплексний вплив всіх цих полів на здоров'я людини все ще потребує дослідження.

Відеодисплеї також порушують рівновагу між позитивно й негативно зарядженими іонами у повітрі, що також негативно впливає на здоров'я. Щоб уникнути цього, важливо забезпечити належну вентиляцію робочого приміщення та проникнення свіжого повітря до робочого місця. Встановлено чіткі розміри столу та стільця для роботи з комп'ютером, оскільки неправильна постава може негативно позначитися на скелетно-м'язовій системі. Робочий стіл повинен бути просторим, з підставкою для ніг, а робочий стілець – регульованою висотою, нахилом сидіння та спинки.

Є два джерела випромінювання – системний блок і монітор:

1. Системний блок створює електромагнітне поле, а також шум від вентиляторів. Шкода від електромагнітного поля виникає лише при високому рівні. Однак комп'ютер створює значно менше поля, ніж мобільний телефон.

2. Монітор має два основних шкідливих фактори. Перший – бета-випромінювання, яке створює зображення на екрані. Другий – висока напруга, яка викликає іонізацію повітря. Бета-випромінювання поширюється з монітора в двох напрямках – вперед і назад. На сьогоднішній день монітори мають дуже низький рівень бета-випромінювання, а електрони виходять за межі екрану лише на кілька сантиметрів. Основне випромінювання монітора спрямоване назад, тому "зона ураження" розповсюджується на відстань до метра-півтора. Висока напруга також перетворює молекули повітря на шкідливі позитивні іони. Виробники моніторів і телевізорів ставлять жорсткі вимоги до використання високих напруг, що є позитивним фактором.

4.2. Освітлення та вентиляція в робочому приміщенні

Згідно з правилами, освітлення при роботі з комп'ютером має падати зліва, а відстань від очей до екрана повинна бути близько 50 сантиметрів. Крім того, крісло слід налаштувати таким чином, щоб очі були на одному рівні з центром монітора. Експерти підкреслюють, що саме очі зазнають найбільшого навантаження під час роботи з комп'ютером. Довгий період спостереження за екраном призводить до зменшення частоти моргання. Це викликає почервоніння, подразнення та сльозотечу, що в свою чергу може призвести до погіршення зору. Наближена відстань до екрану, малий розмір шрифту, мерехтіння та неправильне освітлення в кінцевому підсумку можуть сприяти розвитку короткозорості. Якщо ви помічаєте почервоніння, сльозотечу, печіння та головний біль, це ознаки втоми очей, і вам слід взяти перерву для відпочинку. Однак, краще не доводити свої очі до такого стану, а забезпечувати їм відповідний відпочинок.

При природному освітленні слід передбачити наявність сонцезахисних засобів (плівка, жалюзі, штори тощо).

Світлові відблиски із клавіатури, екрана та інших частин ПК у напрямку очей користувача неприпустимі. Основним обладнанням робочого місця є ПК або

ноутбук, монітор, клавіатура, маніпулятор, робочий стіл, стілець (крісло). При розміщенні елементів робочого місця слід враховувати: – робочу позу користувача; – простір для розміщення користувача; – можливість огляду елементів робочого місця; – можливість огляду простору поза межами робочого місця; – можливість робити записи, розміщувати на робочому столі документацію та матеріали, які використовує користувач. Розміщення елементів робочого місця не має заважати рухам та переміщенню для експлуатування ПК.

4.3. Інструкція з охорони праці під час роботи за комп'ютером

Персонал, що працює на комп'ютері, повинен дотримуватися вимог інструкції, що розроблена на основі Санітарних норм і правил, нести особисту відповідальність за дотримання вимог безпеки своєї праці та уникати створення небезпечних або шкідливих виробничих факторів для інших працівників чи комп'ютерної техніки. Під час роботи з комп'ютером шкідливими і небезпечними факторами є:

- електромагнітне випромінювання;
- електростатичні поля;
- потужні іонізуючі випромінювання;
- загальна втома;
- втомлюваність очей;
- ризик ураження електричним струмом;
- пожежна безпека.

Режими праці та відпочинку при використанні комп'ютера повинні бути організовані залежно від типу та категорії трудової діяльності. Трудову діяльність можна розділити на 3 групи:

- Група А – робота з читанням інформації з екрану комп'ютера з переднім запитом;
- Група Б – робота з введенням інформації;

– Група В – творча робота в режимі діалогу.

Основною роботою з комп'ютером слід вважати таку, що займає від 50% часу від загального часу за комп'ютером. Для видів трудової діяльності встановлюються 3 категорії важкості і напруженості роботи з комп'ютером, які визначаються:

- для групи А – за загальною кількістю прочитаних знаків протягом робочого часу з комп'ютером, але не більше 60 000 знаків;
- для групи Б – за загальною кількістю прочитаних або введених знаків протягом робочого часу з комп'ютером, але не більше 40 000 знаків;
- для групи В – за загальним часом безпосередньої роботи з комп'ютером, але не більше 6 годин протягом робочого часу за комп'ютером.

Для забезпечення оптимальної працездатності і збереження здоров'я під час робочого часу з комп'ютером необхідно встановлювати регламентовані перерви.

Перед початком роботи необхідно переконатися, що монітори комп'ютера мають антиблікове покриття (крім групи А) з коефіцієнтом відображення не більше 0,5. Покриття також повинно забезпечувати зняття електростатичного заряду з поверхні екрана, захищати від іскріння і накопичення пилу. Корпус монітора повинен забезпечувати захист від іонізуючих та неіонізуючих випромінювань. Необхідно перевірити правильне розташування комп'ютера, забезпечивши відстань не менше 0,8 метра між стіною з віконними прорізами і столом. Відстань між робочими столами повинна бути не менше 1,2 метра. Заборонено розміщення другого робочого місця позаду комп'ютера.

РОЗДІЛ 5

ВИЗНАЧЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ В УПРАВЛІННІ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНІСТЮ

5.1. Економічний ефект від використання системи методів машинного навчання в управлінні енергоефективністю

Використання методів машинного навчання в управлінні енергоефективністю надає значний економічний ефект завдяки зниженню витрат на енергоресурси, обслуговування обладнання та усуненню непродуктивних простоїв. Основні складові економічного ефекту розглянемо починаючи з Зниження витрат на енергоспоживання. При споживанні підприємства 1 млн кВт·год щорічно за ціною 9грн./кВт·год, може зменшити витрати на 10% завдяки оптимізації процесів, що становить 900 000грн щорічної економії.

Скорочення простоїв обладнання. Завдяки ранньому виявленню несправностей ML-моделями підприємства можуть уникнути незапланованих простоїв. Наприклад, усунення простою обладнання на 1 день може зберегти до 100 000грн втрат виробничої продуктивності.

Оптимізація технічного обслуговування. Застосування предиктивного аналізу дозволяє проводити технічне обслуговування лише за необхідності, що скорочує витрати на ремонт і технічний персонал на 15-20%.

Окупність систем. При вартості впровадження системи машинного навчання у 2 000 000грн із середньою річною економією 900 000грн, термін окупності становить приблизно 2,2 роки. Після цього компанія отримує чисту економію.

Проведемо порівняння результатів до та після впровадження машинного навчання у таблиці 5.1.

Таблиця 5.1 – Порівняльна таблиця результатів до та після впровадження машинного навчання

Показник	До впровадження МН	Після впровадження МН
Загальне енергоспоживання	100000 кВтг/місяць	90000 кВтг/місяць
Витрати на енергію	900000	810000
Ефективність обладнання	75%	90%
Кількість збоїв	10	7
Час простою	50 годин	30 годин

Зменшення екологічного навантаження. Ефективніше використання енергоресурсів сприяє зменшенню викидів парникових газів, що є важливим економічним і репутаційним фактором для підприємств.

Однією з ключових інновацій є використання біогазових установок для переробки відходів в процесі виробництва. Ці установки перетворюють органічні відходи на біогаз, який використовується для виробництва електроенергії та тепла. Таким чином, підприємство не лише скорочує викиди метану, а й зменшує залежність від викопного палива.

Розрахунки доводять, що впровадження методів ML дозволяє досягти значного економічного ефекту, одночасно підвищуючи конкурентоспроможність і забезпечуючи сталий розвиток промислового підприємства.

5.2. Аналіз конкурентних ринкових факторів

Аналіз конкурентних ринкових факторів для системи використання методів машинного навчання в управлінні енергоефективністю промислового підприємства.

1. Рівень конкуренції у галузі

Інтенсивність конкуренції. Галузь енергоефективних рішень постійно розвивається, що зумовлює наявність значної кількості гравців на ринку, включаючи міжнародні компанії, стартапи та університетські лабораторії.

Технологічний рівень. Конкуренція загострюється через зростаючу доступність технологій IoT, хмарних обчислень та спеціалізованого програмного забезпечення для енергоефективності.

Диференціація продукту. Системи, які інтегрують машинне навчання, мають вищу цінність через здатність до самонавчання та адаптації до умов підприємства, що виділяє їх на фоні традиційних рішень.

2. Загроза нових гравців

Бар'єри входу. Висока потреба в інвестиціях на розробку ML-систем та необхідність висококваліфікованих фахівців знижує ризик появи нових конкурентів.

Можливі виклики. Проте розвиток open-source рішень та доступ до хмарних ML-платформ може знизити бар'єри входу для стартапів.

Переваги першопрохідців: Ранні впроваджувачі таких систем можуть отримати значну конкурентну перевагу через накопичення даних та вдосконалення моделей.

3. Загроза заміників

Альтернативні технології. На ринку можуть з'являтися альтернативні рішення, такі як системи на базі експертних правил або традиційних програм автоматизації, які можуть конкурувати за вартістю впровадження.

Унікальні переваги ML. Системи на основі машинного навчання виграють завдяки можливостям прогнозування, адаптації та самонавчання, які є недоступними для більшості заміників.

4. Сила постачальників

Доступ до технологій. Постачальники обладнання та хмарних ML-платформ мають значний вплив на розробників таких систем.

Залежність від інфраструктури. Якість датчиків, IoT-пристроїв та серверного обладнання прямо впливає на продуктивність системи.

Ризики. Монополізація ринку певними постачальниками або підвищення вартості послуг може збільшити вартість впровадження.

5. Сила клієнтів

Очікування ринку. Підприємства очікують економічного ефекту від системи протягом короткого періоду часу, що формує високі вимоги до її ефективності.

Ціна. Конкуренція змушує розробників пропонувати конкурентоспроможні ціни.

Індивідуалізація. Замовники часто вимагають адаптації систем до своїх специфічних потреб, що створює додаткові виклики для розробників.

Ринкові тренди, які впливають на систему:

1. Посилення екологічного регулювання та зростаючий тиск з боку законодавства на скорочення викидів CO₂ стимулює попит на енергоефективні рішення.
2. Збільшення використання IoT та інтеграція з ML забезпечує нові можливості для збирання даних та аналізу в реальному часі.
3. Підвищення попиту підприємства на автоматизацію та активні інвестиції в автоматизовані рішення для підвищення продуктивності.

У таблиці 5.2 проведемо огляд факторів, які можуть зашкодити використанню методів машинного навчання в управлінні енергоефективністю підприємства.

Таблиця 5.2 – Фактори які можуть зашкодити використанню методів машинного навчання в управлінні енергоефективністю підприємства

№	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Законодавство про збереження персональних даних	Не підтримання стандартів про захист персональних даних та законодавства про електронний документообіг	Провести консультацію стосовно швидкого впровадження існуючих стандартів та оцінки як швидко це може статися.
2	Конкуренція	Конкуренти можуть надавати продукт з точнішими результатами.	Так як використання ШІ на даний час не є поширеним для автоматизації процесів даний продукт може розраховувати на зацікавленості клієнтів.
3	Не достатній бюджет	Потенційні клієнти можуть не мати достатніх коштів для впровадження даної системи.	Застосування системи лояльності для потенційних постійних клієнтів.

У таблиці 5.3 наведені фактори, що сприятимуть використанню методів машинного навчання в управлінні енергоефективністю підприємства.

Таблиця 5.3 – Фактори, які сприятимуть реалізації можливостей.

№	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Автоматизація та ефективність	Збільшення ефективності процесу обліку через автоматизовану систему. Зменшення часу та зусиль, які витрачають на облік.	Розширення функціоналу інформаційної системи з метою досягнення максимальної ефективності.
2	Безпека та контроль доступу	Використання ШІ дозволяє створювати безпечне середовище для обробки та зберігання даних. Врахування можливості використання системи для контролю доступу до приміщень.	Підвищення рівня безпеки використання інформаційної системи та узгодження з регулятивними нормами.
3	Аналітика та звітність	Вбудовані засоби аналітики для статистичних даних. Можливість генерувати звіти.	Додатковий функціонал у вигляді розділу зі статистикою та даними про звітність для всіх користувачів.
4	Гнучкість і масштабованість	Система повинна бути гнучкою та легко масштабованою для відповіді на потреби різних типів потреб і вимог підприємства	Доведення інформаційної системи до максимального рівня універсальності з метою застосування у різних галузях та сферах життя.

У таблиці 5.4 проведено аналіз різних варіацій конкурентоспроможності на ІТ-ринку щодо використанню методів машинного навчання в управлінні енергоефективністю підприємства.

Таблиця 5.4 – Ступеневий аналіз конкуренції на сучасному ІТ ринку

Вид конкурентного середовища	Особливості конкурентного середовища	Реакція з огляду на мету досягнення максимальної конкурентноспроможності
Монополістичний тип конкуренції	Присутній широкий асортимент товарів чи послуг, підприємства на ринку мають обмежену можливість впливу на ціни через конкурентний тиск.	Продукт повинен мати унікальну особливість, що відрізняє від інших продуктів, але ціна не повинна суттєво відрізнятись від середньої ціни на ринку.
Внутрішньогалузева конкуренція	Підприємства конкурують за якість своїх товарів, а також за їхню цінову привабливість, зниження цін на товари чи послуги з метою залучення більшої кількості клієнтів.	Покращення якості продукту з метою збільшення продажів, а також робота над збереженням бази постійних клієнтів.
Нецінова перевага	Конкурентноспроможність досягається рівнем якості продукту без урахування ціни на нього.	Удосконалення продукту та регулярні видимі покращення у вигляді оновлених версій з розширених функціоналом.
Немарочна перевага	Перевага, яка визначається факторами, які не пов'язані з брендом компанії, але впливають на її конкурентноспроможність на ринку.	Робота над створенням інноваційної технології та легкості застосування продукту, що впливатиме на конкурентноспроможність на ринку.

У таблиці 5.5 проведений детальний аналіз системи машинного навчання в управлінні енергоефективністю підприємства та вимог конкуренції відповідно до моделі 5 сил М. Портера.

Таблиця 5.5 – Огляд аналізу умов конкурентоздатності моделі.

Фактор конкуренції	Опис	Вплив на інформаційну систему
Потенційні конкуренти	Низький бар'єр входу на ринок (легко створювати схожі інформаційні системи). Велика кількість новаторів в галузі.	Потенційна загроза нових конкурентів може призвести до збільшення конкуренції і тиску на ціни.
Постачальники	Низька концентрація постачальників існуючих технологій чи компонентів. Низька суттєвість постачальників для функціонування інформаційної системи.	Можливість легко змінювати постачальників, але може виникнути залежність від декількох ключових постачальників.
Покупці (клієнти)	Велика кількість покупців, які мають вибір. Низький рівень диференціації між інформаційними системами.	Клієнти можуть легко перейти до інших інформаційних систем, що підвищує важливість якості та підтримки.
Товарові аналоги	Велика кількість інформаційних систем або програм, що виконують схожі функції.	Значення бренду та якості стає ключовим для розрізнення від конкурентів.
Загроза заміщення	Значна кількість альтернативних технологій чи підходів до вирішення схожих завдань. Швидкий темп технологічних змін.	Потреба в постійних інноваціях та вдосконаленнях для утримання позицій у галузі та зменшення ризику заміщення.

На основі вище викладеного аналізу в таблиці 5.5, зробимо висновок, що наш програмний продукт є конкурентоспроможним, оскільки кількість конкурентів в даний час на ринку незначна, а продукт має суттєві переваги над ними за незмінних економічних умов. Загрози для виходу на ринок ІТ продуктів в даний момент досить незначні.

У таблиці 5.6 виконано обґрунтування факторів конкурентоспроможності використання системи машинного навчання в управлінні енергоефективністю підприємства.

Таблиця 5.6 – Опис факторів конкурентоспроможності

№	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування
1	Технологічна інноваційність	Здатність швидко впроваджувати нові технології та функціонал для вдосконалення продукту.
2	Гнучкість та адаптивність	Здатність швидко адаптуватися до змін в ринкових умовах та вимогах клієнтів з метою адаптації продукту до різних клієнтів.
3	Цінова конкурентоспроможність	Адекватні ціни, які відображають якість продукту та конкурентоспроможність на ринку.
4	Вміння адаптуватися до ринкових тенденцій	Спроможність вчасно реагувати на зміни в споживчому попиті та ринкових умовах.
5	Просування продукту	Застосування маркетингової стратегії для популяризації продукту серед потенційних клієнтів

Провівши аналіз викликів та переваг, а також можливих слабких та сильних сторін інформаційної системи була побудована SWOT-матриця, яку наведемо у таблиці 5.7.

SWOT-аналіз показує, що застосування методів машинного навчання в управлінні енергоефективністю має значний потенціал для підвищення продуктивності та конкурентоспроможності підприємств. Однак для досягнення успіху необхідно врахувати можливі ризики, приділяючи особливу увагу якісному впровадженню технологій та адаптації до зовнішніх змін.

Таблиця 5.7 – SWOT- аналіз інформаційної системи машинного навчання в управлінні енергоефективністю підприємства

<p>Сильні сторони (Strengths):</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Висока точність прогнозів – ML дозволяє отримувати точні прогнози енергоспоживання. 2. Оптимізація ресурсів – Підвищення енергоефективності завдяки аналізу великих даних. 3. Раннє виявлення проблем – Швидке виявлення аномалій та несправностей. 	<p>Слабкі сторони (Weaknesses):</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Високі початкові витрати – Необхідність значних фінансових інвестицій. 2. Залежність від даних – Низька якість даних або їх недостатність може знижувати ефективність. 3. Складність впровадження – Труднощі інтеграції з існуючими системами.
--	--

<ol style="list-style-type: none"> 4. Гнучкість систем – Здатність ML-моделей адаптуватися до змін у виробничих процесах. 5. Скорочення витрат – Зниження витрат енергії та операційних витрат у довгостроковій перспективі. 	<ol style="list-style-type: none"> 4. Висока потреба в спеціалістах – Вимагає залучення досвідчених ML-фахівців. 5. Ризик технічних збоїв – Системи потребують постійного технічного обслуговування та оновлення.
<p style="text-align: center;">Можливості (Opportunities):</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Інновації у виробництві – Підвищення конкурентоспроможності через впровадження новітніх технологій. 2. Державна підтримка – Отримання грантів та субсидій на розвиток енергоефективності. 3. Розвиток IoT та Big Data – Розширення можливостей через інтеграцію з іншими сучасними технологіями. 4. Екологічна відповідальність – Поліпшення іміджу компанії через зниження екологічного впливу. 5. Глобальні тенденції – Зростання попиту на енергоефективні рішення серед підприємств. 	<p style="text-align: center;">Загрози (Threats):</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Ризик кіберзагроз – Уразливість систем через можливі атаки на IT-інфраструктуру. 2. Швидкий розвиток технологій – Можливе моральне старіння впроваджених систем. 3. Конкуренція – Інші компанії можуть швидше адаптувати новітні рішення. 4. Зміна нормативно-правової бази – Нові закони можуть вимагати додаткових витрат на адаптацію систем. 5. Високі вимоги ринку – Необхідність постійного вдосконалення для відповідності очікуванням клієнтів.

Використання системи методів машинного навчання в управлінні енергоефективністю, заснованої на машинному навчанні, має сильні конкурентні переваги завдяки інноваційності, можливості інтеграції з іншими технологіями та високій ефективності. Однак необхідно враховувати загрози, такі як конкуренція та зміна ринкових умов, забезпечуючи постійну інноваційну активність, конкурентоспроможність цін та адаптивність системи до потреб клієнтів.

ВИСНОВКИ ТА ПРОПОЗИЦІЇ

Методи машинного навчання (ML) мають значний потенціал у системах управління енергоефективністю промислових підприємств. Їхнє впровадження сприяє зменшенню витрат енергоресурсів, підвищенню продуктивності та мінімізації негативного впливу на довкілля. На основі проведеного аналізу можна зробити ґрунтовні висновки.

1. Ефективність прогнозування. Машинне навчання забезпечує високу точність прогнозування енергоспоживання, що дозволяє підприємствам заздалегідь планувати виробничі процеси, уникати пікових навантажень та знижувати загальні витрати.

2. Оптимізація операційних процесів. Використання ML для автоматизації керування обладнанням дозволяє зменшити втрати енергії, підтримуючи оптимальні параметри роботи навіть за умов змінних виробничих навантажень.

3. Діагностика та моніторинг. Інтеграція методів кластеризації та глибокого навчання в системи моніторингу сприяє ранньому виявленню несправностей обладнання, що знижує ризик аварій та додаткових енергетичних витрат.

4. Економічний ефект. Впровадження ML-технологій дозволяє досягти економії енергоресурсів у межах 10%, залежно від специфіки виробничого процесу. Додатково, зниження втрат енергії сприяє підвищенню конкурентоспроможності підприємства на ринку.

5. Екологічна відповідальність. Системи управління енергоефективністю, засновані на ML, відповідають сучасним екологічним стандартам та сприяють зменшенню викидів парникових газів.

6. Інтеграція з іншими технологіями. Використання ML ефективно поєднується з IoT, хмарними платформами та великими даними, що забезпечує багатовимірний підхід до управління енергоспоживанням.

Пропозиції використання методів машинного навчання у системі управління енергоефективністю промислового підприємства наведено нижче.

1. Розробка та впровадження ML-моделей:

- Запропонувати створення спеціалізованих моделей для прогнозування енергоспоживання, оптимізації роботи обладнання та виявлення аномалій.
- Використовувати адаптивні алгоритми, здатні швидко реагувати на зміни у виробничому середовищі.

2. Інвестиції в інфраструктуру:

- Обладнати виробничі лінії сучасними датчиками та IoT-пристроями для збору даних у режимі реального часу.
- Забезпечити доступ до потужних обчислювальних ресурсів, таких як хмарні платформи, для аналізу великих обсягів даних.

3. Підвищення кваліфікації персоналу:

- Організувати тренінги для співробітників з основ ML та роботи з аналітичними платформами.
- Створити міждисциплінарні команди, що включатимуть інженерів, аналітиків даних та фахівців з енергоменеджменту.

4. Розробка економічно обґрунтованих рішень:

- Визначити ключові показники ефективності (KPI) для оцінки впровадження ML-технологій.
- Проводити регулярний моніторинг економічного ефекту від використання системи та коригувати її параметри.

5. Інтеграція з корпоративними цілями:

- Забезпечити, щоб впровадження системи відповідало стратегічним цілям підприємства, таким як зменшення собівартості продукції чи підвищення екологічної відповідальності.
- Створити дорожню карту розвитку ML-систем для поступового впровадження нових функцій.

6. Стимулювання інновацій:

- Налагодити співпрацю з науковими установами та стартапами для розробки інноваційних рішень у сфері енергоефективності.
- Забезпечити участь у державних програмах підтримки енергозберігаючих технологій.

7. Розширення функціональності:

- Розробити інтегровані платформи, які дозволять поєднувати ML з системами ERP (Enterprise Resource Planning) для комплексного управління ресурсами підприємства.
- Запровадити можливості віддаленого управління та контролю через мобільні застосунки.

8. Врахування зовнішніх факторів:

- Вивчати ринкові тренди та конкурентів для адаптації системи до нових вимог ринку.
- Передбачити можливості масштабування системи для інших підприємств чи галузей.

9. Екологічна та соціальна відповідальність:

- Забезпечити звітування про екологічні досягнення системи.
- Проводити інформаційні кампанії, що підкреслюють роль ML у підвищенні енергоефективності та захисті довкілля.

Використання методів машинного навчання у системі управління енергоефективністю промислового підприємства є потужним інструментом для досягнення економічних, екологічних та соціальних вигод. Розробка та впровадження таких систем сприятиме не лише зниженню витрат енергії, а й підвищенню конкурентоспроможності підприємств у сучасному глобалізованому світі. Важливо не лише адаптувати сучасні технології до існуючих процесів, а й створювати нові бізнес-моделі, що дозволять максимально використати потенціал ML у промисловості.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Аналітичний звіт «Енергоефективність в агропромисловому секторі України: виклики та перспективи», підготовлений Держенергоефективності, 2022.
2. Геврик Є.О. Охорона праці. – К.: Ельга, Ніка-Центр, 2003. 280 с.
3. Закон України «Про енергетичну енергоефективність» від 21.10.2021 № 1818-ІХ
4. Звіт Міжнародної агенції з енергії (ІЕА) «Energy Efficiency 2023».
5. Іваненко О.П., Сидоренко М.В. «Системи енергетичного менеджменту: теорія та практика». – Київ: Наукове видання, 2020.
6. Конституція України (чинна з 1996 р. зі змінами) // Офіційний портал Верховної Ради України. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/254%D0%BA/96-%D0%B2%D1%80#Text> (дата звернення 10.10.2024).
7. Офіційний сайт Державного агентства з енергоефективності та енергозбереження України: [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://saee.gov.ua> (дата звернення 10.10.2024).
8. Петренко І.В. «Енергетичний аудит в промисловості: інструменти та методики». – Харків: ТОВ «Енергоефективність», 2021.
9. Посібник «Енергоефективні технології у виробництві», розроблений проектом GIZ «Реформа в енергетичному секторі України», 2021.
10. Постанова Кабінету Міністрів України від 20.10.2021 №1056 «Про затвердження Національного плану дій з енергоефективності».
11. Презентаційні матеріали навчального курсу «Енергоефективність для кліматичного лідерства» від 20.08.2024.
12. Програма зеленого відновлення промисловості. Україна 2024-2028. Створення можливостей для людей підтримка бізнесу та залучення інвестицій сприяння розвитку зеленої економіки. [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://www.unido.org/sites/default/files/unido-publications/2024-08/UKR_Green%20industrial%20recovery%20programme%20for%20Ukraine%202024-2028_external_online%20%281%29.pdf (дата звернення 10.10.2024).

13. Рекомендації Європейської комісії щодо впровадження енергоефективних технологій в промисловості, 2022.
14. Штучний інтелект в енергетиці : аналіт. доповідь / Суходоля О. М.– К. : НІСД, 2022. – 49 с.
15. Anatomy of a paradox: Management practices, organizational structure and energy efficiency / R. Martin, M. Muûls, L. B. De Preux, U. J. Wagner // Journal of Environmental Economics and Management. -2012. -№ 63(2). -P. 208-223.
16. Dordonnat V. Dynamic factors in periodic time-varying regressions with an application to hourly electricity load modeling / V. Dordonnat, S.J. Koopman, M. Ooms // Computational Statistics and Data Analysis. - 2012. - №56. - pp. 3134-3152.
17. ISO 50001:2018 – Міжнародний стандарт «Системи енергетичного менеджменту – Вимоги та керівництво з використання».
18. Koksharov V.A. Theoretical-methodological basis of formation of the enterprise strategy improving energy efficiency / V.A. Koksharov // European Science and Technology: materials of the X International research and practice conference, Vol. I. Publishing office Vela Verlag Waldkraiburg, Munich, Germany. - 2015. - pp. 143-148.
19. Mosavi A. Energy Consumption Prediction Using Machine Learning; A Review [Електронний ресурс] / A. Mosavi, A. Bahmani // Preprints 2019. - Режим доступу: <https://www.preprints.org/manuscript/201903.0131/v1/download> (дата звернення 10.10.2024)
20. Narciso, Diogo A. C.; Martins, F. G. (2020) : Application of machine learning tools for energy efficiency in industry: A review, Energy Reports, ISSN 2352-4847, Elsevier, Amsterdam, Vol. 6, pp. 1181-1199, <https://doi.org/10.1016/j.egyр.2020.04.035> (дата звернення 18.10.2024)
21. Next-Gen Industrial AI Energy Sector / Siemens. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://assets.new.siemens.com/siemens/assets/api/uuid:fef90d09-6876-4510-b29b-bb6d60374793/siemens-nextgen-industrial-ai-energy-sector.pdf> (дата звернення 18.10.2024)

Додатки

01.10.2024 2:00	22	1090	478	-16	86	771	5	3.5	0.5	0
01.10.2024 3:00	23	923	544	-18	82	583	3	2.9	0.7	0
01.10.2024 4:00	25	824	435	-20	52	298	3	2.5	0.76	1
01.10.2024 5:00	18	617	428	-18	68	628	3	3.3	0.68	3
01.10.2024 6:00	18	800	475	-18	75	431	2	3.5	0.81	0
01.10.2024 7:00	28	616	287	-22	42	441	3	4.4	0.88	0
01.10.2024 8:00	28	861	736	-18	78	712	3	5	0.77	0
01.10.2024 9:00	19	1489	667	-16	70	557	2	2.1	0.91	0
01.10.2024 10:00	23	1281	717	-18	87	611	3	4.8	0.76	0
01.10.2024 11:00	25	827	720	-16	87	493	2	3.3	0.76	0
01.10.2024 12:00	28	888	848	-18	88	838	3	3.9	0.81	0
01.10.2024 13:00	25	1075	714	-16	75	504	3	2.4	0.8	0
01.10.2024 14:00	19	1098	532	-22	81	668	3	2.8	0.75	0
01.10.2024 15:00	20	1448	387	-18	54	821	3	2.3	0.86	0
01.10.2024 16:00	21	883	300	-21	83	668	3	3.8	0.88	3
01.10.2024 17:00	18	737	288	-19	82	764	2	4.8	0.71	0
01.10.2024 18:00	19	1042	780	-16	72	383	2	3.5	0.74	0
01.10.2024 19:00	23	881	620	-19	79	432	2	3.9	0.87	0
01.10.2024 20:00	28	881	240	-18	88	883	2	3	0.71	1
01.10.2024 21:00	22	1480	638	-20	53	753	2	3.8	0.83	0
01.10.2024 22:00	18	928	812	-20	85	878	2	4.8	0.88	3
01.10.2024 23:00	22	1042	488	-18	88	642	2	3.4	0.87	0