УДК 004. 621 DOI https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2025.1.2.26

І. В. СЕГЕДА
кандидат економічних наук,
доцент кафедри цифрових технологій в енергетиці
Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
ORCID: 0000-0003-1958-4985

Д. О. КРИВДА
магістр кафедри цифрових технологій в енергетиці
Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
ORCID: 0009-0006-4525-9675

О. В. КРИВДА
кандидат економічних наук,
доцент кафедри економіки і підприємництва
Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
ORCID: 0000-0003-4398-6298

СИСТЕМА ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ НА ОСНОВІ ТЕМПЕРАТУРНИХ ДАНИХ

В роботі розглянуті основні задачі системи оцінки залежності між споживанням електроенергії та температурою. Система оцінки залежності між споживанням електроенергії та температурою повинна забезпечувати комплексний підхід до аналізу даних, починаючи від збору інформації, її обробки та аналізу, і завершуючи прогнозуванням та візуалізацією результатів. Проведено аналіз різних сучасних підходів та методів до оцінки взаємозв'язку між температурою та споживанням електроенергії. В результаті проведених досліджень визначено ключові фактори, що впливають на енергоспоживання в залежності від температурних умов, а також виявлено переваги та недоліки різних методів та інструментів, що застосовуються в цьому напрямі. Реалізовано оцінку кореляції між температурними показниками та енергоспоживанням за допомогою коефіцієнта кореляції Пірсона, що забезпечує високу точність у визначенні зв'язку між цими параметрами. Розроблено математичну модель прогнозування споживання електроенергії на основі даних про температуру, що дозволяє передбачати енергоспоживання з урахуванням змін температурних умов. Обґрунтовано вибір засобів й технологій для створення програмної системи, яка реалізує проведення аналізу даних з використанням бібліотек та інструментів для обробки, збереження та візуалізації інформації. Результати створюють основу для ефективного прогнозування енергоспоживання в міських умовах. Розроблено архітектуру системи, що забезпечує ефективну обробку даних і легке масштабування. Забезпечено інтеграцію з базою даних, що дозволяє ефективно зберігати та обробляти великі обсяги даних для аналізу та прогнозування. Проведено функціональну декомпозицію, яка визначає основні модулі та їхні взаємозв'язки, що сприяє чіткому виконанню кожної задачі. Результати роботи даної системи дозволяють прогнозувати рівень споживання електроенергії залежно від температурних умов. Це сприятиме кращому плануванню ресурсів та зниженню ризиків перевантаження енергосистеми під час температурних піків. Такий підхід дозволяє не лише оптимізувати енергетичні витрати, а й забезпечити стабільність і надійність енергопостачання для міста.

Ключові слова: *кореляція, коефіцієнт кореляції Пірсона, лінійна регресія, математичні моделі, лінійні та нелінійні залежності, програмна система.*

I. V. SEGEDA
PhD, Associate Professor at the Department of Digital Technologies in Energy
National Technical University of Ukraine
"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"
ORCID: 0000-0003-1958-4985

D. O. KRYVDA
Master's Degree at the Department of Digital Technologies in Energy
National Technical University of Ukraine
"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"
ORCID: 0009-0006-4525-9675

O. V. KRYVDA
PhD, Associate Professor at the Department of Economics and Entrepreneurship
National Technical University of Ukraine
"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"
ORCID: 0000-0003-4398-6298

SYSTEM FOR FORECASTING ELECTRICITY CONSUMPTION BASED ON TEMPERATURE DATA

The paper examines the main tasks of a system for assessing the dependence between electricity consumption and temperature. This system is designed to provide a comprehensive approach to data analysis, starting from data collection, processing, and analysis, and concluding with forecasting and visualization of results. An analysis of various modern approaches and methods for evaluating the relationship between temperature and electricity consumption has been conducted.As a result of the study, key factors influencing energy consumption under varying temperature conditions have been identified, along with the advantages and disadvantages of different methods and tools applied in this field. The correlation between temperature indicators and energy consumption was evaluated using Pearson's correlation coefficient, ensuring high accuracy in determining the binding between these parameters. A mathematical model for forecasting electricity consumption based on temperature data has been developed, enabling predictions of energy usage while accounting for temperature variations.The selection of tools and technologies for creating a software system that performs data analysis using libraries and tools for processing, storing, and visualizing information is substantiated. The results form the basis for effective energy consumption forecasting in urban environments. The system's architecture has been developed to ensure efficient data processing and easy scalability. Integration with a database has been implemented, allowing efficient storage and processing of large data volumes for analysis and forecasting. Functional decomposition has been carried out, defining the main modules and their interactions, ensuring clear task execution. The results of the system's operation enable forecasting electricity consumption levels based on temperature conditions. This facilitates better resource planning and reduces the risk of overloading the energy system during temperature peaks. This approach not only optimizes energy expenditures but also ensures stability and reliability in urban energy supply.

Key words: *correlation, Pearson's correlation coefficient, linear regression, mathematical models, linear and nonlinear dependencies, software system.*

Постановка проблеми

Ефективне управління енергетичними ресурсами стає дедалі важливішим в умовах сучасного світу, де відбуваються постійні кліматичні зміни та зростає попит на енергію. Одним із ключових завдань енергетичної галузі є розуміння впливу зовнішніх факторів, зокрема температури, на рівень споживання електроенергії. Це дозволяє не тільки прогнозувати пікові навантаження на енергосистему, але й забезпечувати оптимальне управління ресурсами, знижуючи витрати та екологічний вплив.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Багаторічні наукові дослідження задачі прогнозування споживання електроенергії проводить Інститут загальної енергетики Національної академії наук України. Ці питання в своїх дослідженнях розглядають Кулик М. М., Маляренко О. Є., Майстренко Н. Ю., Станиціна В. В., Куц Г. О. [1], Горський В. В., Тесленко О. І. [2]. Дослідження окремих аспектів цієї проблеми висвітлено у працях таких науковців та дослідників, як Екерт М., і Сміт К. [3], Степанов Ю. Г. [4] та інших. Актуальність дослідження цієї задачі є дуже важливим, особливо враховуючи поточну ситуацію з постійними ракетними обстрілами з боку рф.

Формулювання мети дослідження

Метою дослідження є розробка методики для оцінки залежності між температурою повітря та споживанням електроенергії у місті. Та на основі методики створити систему, здатну забезпечити точний і оперативний прогноз споживання енергії в міських умовах.

Викладення основного матеріалу дослідження

Оцінка залежності між температурою та споживанням електроенергії є важливою складовою для планування енергетичних потреб. У сучасній практиці використовуються різні методи для аналізу таких взаємозв'язків, кожен із яких має свої переваги та недоліки.

1. **Статистичні методи оцінки** є одними з основних інструментів для аналізу залежностей між змінними. Найчастіше використовуються коефіцієнт кореляції Пірсона, а також нелінійні методи аналізу, такі як коефіцієнти Спірмена та Кендалла. Вибір методу залежить від характеру даних і типу взаємозв'язків, які необхідно дослідити. Правильний вибір методу надає змогу визначити силу та напрямок зв'язку між змінними.
2. **Регресійні моделі** дозволяють створювати прогнозні моделі залежності між температурою та споживанням електроенергії.
3. **Методи машинного навчання** забезпечують нові можливості для точного прогнозування залежностей між змінними, зокрема між температурою та енергоспоживанням. Використання алгоритмів регресії, нейронних мереж і методів ансамблевого навчання дозволяє враховувати нелінійні взаємозв'язки та взаємодії між

Таблиця 1

Статистичні методи оцінки залежності

Опис	Переваги	Недоліки	Приклад застосування
Коефіцієнт кореляції Пірсона			
Лінійний метод оцінки залежності між двома змінними (температура та енергоспоживання)	Простота розрахунку, швидкість аналізу	Працює тільки для лінійних залежностей, чутливість до аномалій	Аналіз споживання енергії в залежності від температури в холодних або теплих періодах
Коефіцієнт Спірмена			
Оцінка монотонних залежностей між змінними	Підходить для нелінійних залежностей, менш чутливий до викидів	Більш складний для інтерпретації, великі обчислювальні витрати	Аналіз впливу сезонних змін температури на споживання енергії
Коефіцієнт Кендалла			
Використовується для оцінки міцності залежності між змінними в нелінійних системах	Стійкий до аномальних даних, дозволяє виявляти нелінійні залежності	Вимагає більших обчислювальних ресурсів	Вивчення залежності між змінами клімату та енергоспоживанням

* *Зведено авторами: на основі* [5, 6].

Таблиця 2

Приклади регресійних моделей

Опис	Переваги	Недоліки	Приклад застосування
Лінійна регресія			
Моделює лінійний зв'язок між змінними (температура та енергоспоживання)	Легкість використання та інтерпретації	Обмежена лише лінійними залежностями	Прогноз споживання енергії на основі температури в короткостроковій перспективі
Поліноміальна регресія			
Оцінка складних, нелінійних залежностей	Можливість моделювати складні залежності	Складність налаштування моделі, більші вимоги до обчислень	Прогноз зміни енергоспоживання на основі декількох кліматичних факторів

* *Зведено авторами: на основі* [7, 8].

Таблиця 3

Приклади використання методів машинного навчання

Опис	Переваги	Недоліки	Приклад застосування
Рандомний ліс			
Метод на основі ансамблю дерев рішень для прогнозування складних взаємозв'язків	Висока точність, стійкість до шумів	Високі вимоги до обчислювальних ресурсів	Прогнозування споживання енергії на основі кліматичних умов
Нейронні мережі			
Метод на основі глибинного навчання для вивчення складних залежностей	Висока точність прогнозів при великих обсягах даних	Складність налаштування та інтерпретації	Автоматизоване прогнозування майбутнього споживання енергії

* *Зведено авторами: на основі* [9–11]

численними факторами. Це сприяє створенню більш адаптивних моделей, здатних коректно прогнозувати показники навіть у складних і динамічних умовах.

4. Використання великих даних (Big Data) Аналіз великих даних дозволяє отримувати більш точні прогнози та моделі залежності, враховуючи величезні обсяги інформації. Він сприяє виявленню прихованих закономірностей та тенденцій, що можуть бути недоступні при використанні традиційних методів обробки даних. Завдяки цьому вдається підвищити точність оцінки факторів, які впливають на енергоспоживання, та забезпечити адаптацію моделей під специфічні умови. Крім того, використання великих даних відкриває можливості для створення прогнозів у реальному часі, що є важливим для оперативного управління ресурсами.

Таблиця 4

Приклади використання великих даних (Big Data) [12]

Опис	Переваги	Недоліки	Приклад застосування
Big Data-аналітика			
Застосування великих масивів даних для аналізу взаємозв'язків між змінними	Висока точність аналізу, швидкість обробки	Великі витрати на інфраструктуру та підтримку	Аналіз впливу кліматичних змін на споживання енергії в масштабах країни

5. Географічні інформаційні системи (ГІС) дозволяють не лише візуалізувати вплив кліматичних факторів на енергоспоживання в різних регіонах, але й проводити детальний аналіз змін у споживанні енергії залежно від сезонних і довгострокових кліматичних трендів. Це сприяє прийняттю обґрунтованих рішень щодо оптимізації

Таблиця 5

Використання географічних інформаційних систем [13]

Опис	Переваги	Недоліки	Приклад застосування
Геопросторовий аналіз			
Аналіз регіональних відмінностей клімату та енергоспоживання за геоданими	Детальний аналіз через просторову візуалізацію	Необхідність у спеціалізованому ПЗ та даних	Оцінка енергоспоживання в регіонах із різним кліматом
Системи глобального позиціонування			
Аналіз та візуалізація інформації про фізичні особливості та характеристики земної поверхні	Краще прийняття рішень; Покращення управління ресурсами; Підвищена ефективність	Аналіз геопросторових даних може вимагати значної інфраструктури та ресурсів	Інтерпретує складні географічні закономірності та взаємозв'язки, екологічні фактори, природні ресурси

енергетичних ресурсів і адаптації до змін клімату. Завдяки інтеграції ГІС із сучасними методами аналізу даних, можна ефективніше прогнозувати майбутні потреби в енергії, враховуючи локальні особливості клімату. Крім того, такі системи дозволяють ідентифікувати регіони з найбільшим потенціалом для використання відновлюваних джерел енергії. Це дає змогу розробляти стратегії сталого розвитку, що базуються на науково обґрунтованих даних. Використання ГІС також допомагає оцінити ефективність впроваджених заходів з енергоефективності та виявити області, які потребують додаткових інвестицій. У результаті це дозволяє створити більш адаптивну енергетичну інфраструктуру, стійку до кліматичних змін.

В результаті проведених досліджень визначено ключові фактори, що впливають на енергоспоживання в залежності від температурних умов, а також виявлено переваги та недоліки різних методів та інструментів, що застосовуються в цьому напрямку. Одержані результати створюють теоретичну базу для подальшої розробки ефективної системи прогнозування споживання електроенергії на основі температурних даних, що дозволить підвищити точність прогнозів та оптимізувати використання енергоресурсів.

Оцінка залежності між споживанням електроенергії та температурою є важливим етапом у дослідженні енергетичних систем і кліматичних впливів на енергоспоживання. Для того щоб забезпечити точний аналіз таких залежностей, необхідно використовувати ефективні математичні методи, моделі та інструменти, які дозволяють зібрати, обробити та проаналізувати великі масиви даних.

Коефіцієнт кореляції Пірсона є одним з найпоширеніших статистичних інструментів для вимірювання сили лінійної залежності між двома змінними [14]. У випадку аналізу залежності між споживанням електроенергії та температурою, цей метод дозволяє кількісно оцінити взаємозв'язок і виявити, чи існує кореляція між змінами температури та змінами в обсягах споживаної енергії. От же розглянемо основні аспекти використання коефіцієнта Пірсона і приклади його практичного застосування.

Коефіцієнт кореляції Пірсона визначає силу та напрямок лінійної залежності між двома змінними (X та Y) і розраховується за такою формулою:

$$r = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum (X_i - \bar{X})^2 \sum (Y_i - \bar{Y})^2}}, \tag{1.1}$$

де r – коефіцієнт кореляції Пірсона, X_i – значення змінної X (температура), Y_i – значення змінної Y (споживання електроенергії), $\bar{X}$ – середнє значення змінної X, $\bar{Y}$ – середнє значення змінної Y.

Значення коефіцієнта кореляції Пірсона знаходиться в діапазоні від –1 до +1:

- $r = +1$ – ідеальна позитивна кореляція: коли одна змінна збільшується, інша також збільшується;
- $r = -1$ – ідеальна негативна кореляція: коли одна змінна збільшується, інша зменшується;
- $r = 0$ – відсутність лінійної кореляції: зміни однієї змінної не впливають на іншу.

Цей метод ефективно використовується для лінійних залежностей між змінними, однак він має обмеження у випадках нелінійних взаємозв'язків [15].

Приклади застосування. Оцінка впливу температури на споживання електроенергії в холодний період року, де застосовується коефіцієнт кореляції Пірсона, формула (1.1).

У зимовий період, коли температура повітря значно знижується, споживання електроенергії може збільшуватися через потребу в опаленні. Використання коефіцієнта кореляції Пірсона дозволяє виміряти лінійну залежність між температурою та споживанням енергії протягом цього періоду. Якщо r наближається до –1, це свідчить про сильну негативну кореляцію: зниження температури призводить до збільшення споживання енергії.

У літній період може спостерігатися зворотна ситуація, коли підвищення температури призводить до збільшення використання кондиціонерів *і*, як наслідок, до зростання енергоспоживання. У такому випадку коефіцієнт Пірсона може наближатися до +1, що вказує на позитивну кореляцію.

Аналіз споживання енергії в міському та сільському регіонах

Коефіцієнт Пірсона може бути застосований для аналізу залежності між температурою і споживанням енергії в різних регіонах. Наприклад, у містах з високою щільністю населення споживання енергії може бути більш залежним від температурних коливань через масове використання кондиціонерів і систем опалення. У сільських регіонах залежність може бути слабшою через інші фактори.

Планування енергетичних ресурсів на основі історичних даних

За допомогою коефіцієнта кореляції Пірсона можна аналізувати історичні дані щодо температури та споживання електроенергії, щоб передбачити майбутні потреби в енергії. Наприклад, якщо протягом кількох років спостерігається позитивна кореляція між зростанням температури та споживанням енергії влітку, це може бути використано для прогнозування пікових навантажень на енергосистему в майбутні періоди.

Математичне моделювання є важливою частиною аналізу залежності між змінними, зокрема між споживанням електроенергії та температурою. За допомогою математичних моделей можна не лише оцінити взаємозв'язок між змінними, але й будувати прогнози на майбутнє. Одним із найбільш поширених підходів до моделювання залежностей є використання лінійної регресії.

Лінійна регресія – це метод, який використовується для моделювання залежності між двома змінними, де одна змінна (незалежна) використовується для прогнозування іншої (залежної) [7]. У випадку аналізу залежності між температурою та споживанням електроенергії, незалежною змінною є температура, а залежною – споживання енергії.

Модель лінійної регресії описується рівнянням:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon, \tag{1.2}$$

де Y – прогнозоване значення споживання електроенергії, X – температура (незалежна змінна), β_0 – константа (вільний член рівняння), β_1 – коефіцієнт, який показує вплив температури на споживання енергії, ε – випадкова похибка моделі.

Основна мета лінійної регресії – мінімізувати різницю між прогнозованими значеннями Y і фактичними даними шляхом оптимізації коефіцієнтів β_0 та β_1. Лінійна регресія ефективний інструмент для побудови прогнозних моделей, коли між змінними існує лінійний зв'язок, що відображає формула (1.2).

Метод найменших квадратів використовується для оцінки параметрів моделі, що мінімізує суму квадратів відхилень прогнозованих значень від фактичних. Цей метод дозволяє побудувати найкращу пряму лінію, яка описує залежність між змінними [14].

Приклади застосування математичної моделі на основі коефіцієнта Пірсона. Лінійна регресія на основі коефіцієнта кореляції Пірсона використовується у різних галузях для оцінки взаємозв'язків між двома змінними, що дозволяє ефективно прогнозувати поведінку залежної змінної за умови зміни незалежної. У нашому випадку йдеться про аналіз залежності між температурою і споживанням електроенергії. Розглянемо кілька більш детальних прикладів застосування цього підходу.

Прогнозування енергоспоживання на основі історичних даних

У цьому сценарії за допомогою історичних даних про споживання електроенергії та температурні показники ми можемо створити прогноз на майбутні періоди. Наприклад, розглядаючи дані за кілька років, можна побудувати модель лінійної регресії, яка дозволить передбачити споживання електроенергії на основі прогнозованих змін температури.

Процес побудови моделі може включати наступні кроки:

збір та обробка історичних даних про температури та енергоспоживання; обчислення коефіцієнта кореляції Пірсона для визначення ступеня лінійної залежності між змінними; побудова регресійної моделі на основі отриманого коефіцієнта кореляції; використання регресійної моделі для прогнозування споживання електроенергії на основі очікуваних змін у температурі.

Наприклад, якщо виявлено значну кореляцію (–0,8) між зниженням температури взимку та збільшенням споживання електроенергії, можна прогнозувати, що з кожним падінням температури на 1 °C споживання енергії зростатиме на 5 %. Такий підхід допоможе енергетичним компаніям планувати ресурси на зимовий період.

Аналіз впливу кліматичних змін на енергоспоживання.

У контексті глобальних кліматичних змін, де середньорічні температури підвищуються, можна використовувати регресійну модель для довгострокових прогнозів. За допомогою даних про минулі температурні показники і споживання електроенергії можна оцінити, як змінюватиметься енергоспоживання у майбутньому.

У цьому випадку, моделювання показує, як зростання середніх температур у певному регіоні впливає на збільшення використання кондиціонерів і систем охолодження влітку. Якщо коефіцієнт Пірсона вказує на сильну позитивну кореляцію (наприклад, +0,85) між підвищенням температури влітку і споживанням електроенергії, лінійна регресійна модель може допомогти спрогнозувати, на скільки збільшиться споживання енергії у майбутні роки в результаті глобального потепління.

Моделювання попиту на енергію у різних кліматичних зонах

Лінійна регресія дозволяє створити моделі для різних кліматичних зон, аналізуючи залежність споживання енергії від температурних показників у кожному регіоні. Це може бути особливо корисно для великих країн, де різні регіони мають значні відмінності в кліматі. Наприклад, у північних регіонах зі значними зимовими морозами лінійна регресія може показати сильну негативну кореляцію між температурою і споживанням енергії, тоді як у південних регіонах, де переважають високі літні температури, кореляція може бути позитивною.

У цьому контексті регресійна модель допоможе визначити, як розподіляти енергетичні ресурси між регіонами у різні сезони. Наприклад, у північних регіонах взимку споживання електроенергії може збільшуватися на 10 % при кожному зниженні температури на 2 °C, тоді як у південних регіонах кожне підвищення температури на 3 °C влітку може призвести до збільшення споживання енергії на 8 %.

Вплив температури на пікові навантаження енергосистеми

Лінійна регресія також може бути використана для аналізу пікових навантажень на енергосистему, які зазвичай спостерігаються в періоди екстремальних температур. За допомогою історичних даних можна побудувати модель, яка прогнозуватиме пікові значення споживання електроенергії в залежності від температури.

Наприклад, під час аномальних літніх спеки споживання електроенергії через масове використання кондиціонерів може значно зростати. Якщо коефіцієнт кореляції Пірсона показує високу позитивну залежність (наприклад, +0,9), лінійна регресійна модель дозволить передбачити пікове навантаження на енергосистему і вчасно вжити заходів для уникнення перевантаження або дефіциту електроенергії.

Застосування регресійної моделі для планування інфраструктури

Енергетичні компанії можуть використовувати лінійні регресійні моделі для довгострокового планування розвитку енергетичної інфраструктури. Знаючи прогнозовані зміни у споживанні електроенергії в залежності від температури, вони можуть краще планувати розширення енергомереж, будівництво нових електростанцій або розробку стратегій енергоефективності. Наприклад, якщо модель показує, що у певному регіоні з кожним підвищенням температури на 1 °C споживання електроенергії збільшується на 5 %, енергетичні компанії можуть планувати збільшення потужностей або оптимізувати поточні ресурси для забезпечення стабільного енергопостачання у періоди високого попиту.

Програмна реалізація системи передбачає створення веб-додатка, який дозволяє взаємодіяти з користувачем, виконувати складні розрахунки та візуалізувати результати у вигляді графіків і таблиць. Для цього використовуються сучасні технології та підходи до розробки, такі як мова програмування Python, веб-фреймворк Flask, бібліотека для побудови графіків Chart.js, а також база даних SQLite.

Архітектура системи для оцінки залежності між споживанням електроенергії та температурою базується на принципах багаторівневої веб-архітектури і складається з таких основних компонентів:

Клієнтська частина (Frontend): Інтерфейс користувача (UI): інтерфейс реалізований за допомогою HTML, CSS та JavaScript. Він забезпечує інтуїтивно зрозумілу взаємодію з користувачем, відображаючи дані у вигляді таблиць і графіків, а також дозволяє користувачеві вводити дані для аналізу.

JavaScript та Chart.js: для інтерактивної побудови графіків використовується бібліотека Chart.js, яка динамічно відображає результати аналізу споживання електроенергії та температурних показників.

Серверна частина (Backend): Flask: реалізована на базі веб-фреймворку Flask. Flask забезпечує обробку HTTP-запитів від користувача, управління сесіями та взаємодію з базою даних. Крім того, через Flask реалізовані API-запити для динамічного отримання та оновлення даних.

Модулі обробки даних: у Flask інтегровані модулі для виконання основних математичних розрахунків, таких як обчислення коефіцієнта кореляції Пірсона та побудова математичних моделей. Обробка даних здійснюється на стороні сервера, що гарантує швидкість і точність аналізу.

База даних (Data Layer): SQLite: для зберігання даних про споживання електроенергії та температури використовується файлова база даних SQLite. Вона є вбудованою базою даних, що зберігає всю інформацію у файлі та забезпечує доступ до даних через SQL-запити. SQLite дозволяє легко зберігати й обробляти великі обсяги інформації без потреби в окремому сервері баз даних.

Візуалізація даних (Visualization Layer): Chart.js: бібліотека JavaScript для побудови інтерактивних графіків. Вона використовується для відображення результатів аналізу у вигляді лінійних графіків, які показують залежність споживання електроенергії від температури. Chart.js забезпечує динамічну взаємодію з даними, що дозволяє користувачам аналізувати інформацію без перезавантаження сторінки Архітектура системи представлена на рисунку 1.

В результаті, архітектура системи забезпечує надійність, гнучкість і зручність використання для користувачів, які прагнуть аналізувати взаємозв'язок між температурою та споживанням електроенергії.

В рамках системи розроблено нейронну мережу для прогнозування споживання електроенергії та температури на основі історичних даних. Ця модель використовує технології машинного навчання для аналізу залежностей у великих обсягах даних та генерації прогнозів для майбутніх періодів. Що дозволяє системі отримувати

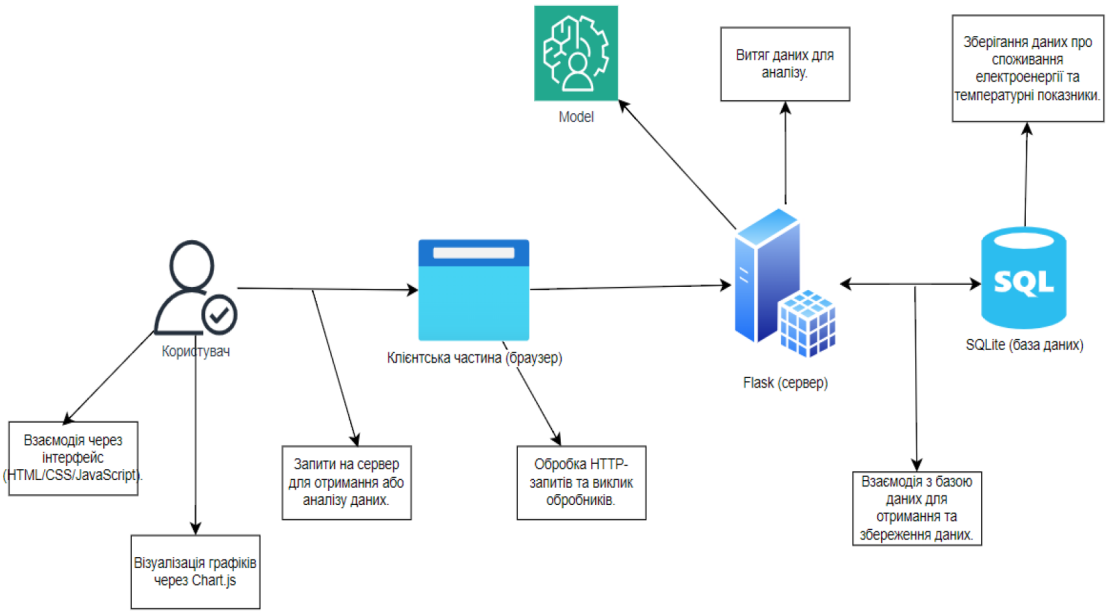

Рис. 1. Архітектура системи

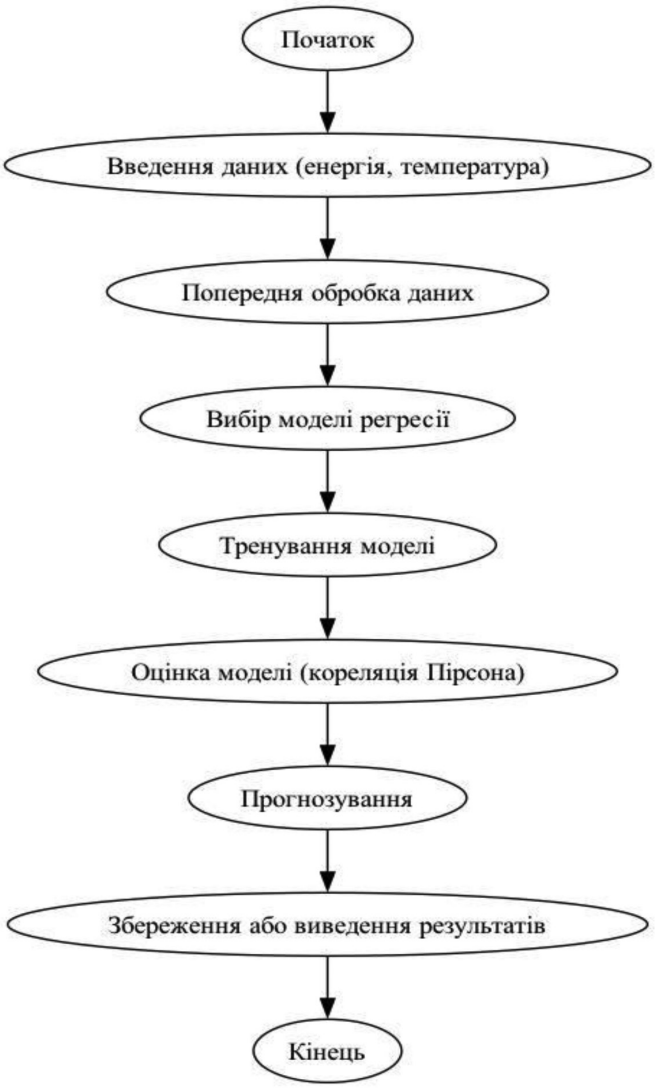

Рис. 2. Алгоритм побудови регресії нейронною мережею

високоточні прогнози, що сприяє більш ефективному плануванню ресурсів та зниженню енергетичних витрат. Крім того, нейронна мережа адаптується до змінних умов, покращуючи точність прогнозів у міру накопичення нових даних, що робить її особливо корисною для довгострокового аналізу та оптимізації енергоспоживання. На рисунку 2 представлено алгоритм побудови регресії нейронною мережею.

Вхідний шар: отримує значення історичних даних по споживанню електроенергії та температурі.

Сховані шари: кілька схованих шарів з активаційними функціями для моделювання нелінійних залежностей.

Вихідний шар: генерує прогнозовані значення для споживання електроенергії та температури на майбутні періоди.

Реалізація нейронної мережі здійснена за допомогою бібліотек TensorFlow та Keras, які забезпечують ефективне навчання моделі та її подальше використання для прогнозування.

У контексті розробки системи була зроблена функціональна декомпозиція (Табл. 6).

Таблиця 6

Деталізація функціональних компонентів

Функціональний модуль	Опис	Відповідальні функції/класи
Інтерфейс користувача	Відповідає за взаємодію з користувачем, прийом введених даних і виведення результатів	Маршрутизація Flask, шаблони HTML, JavaScript
Обробка запитів	Приймає запити від користувача, обробляє їх і передає дані для подальшого аналізу	Функції Flask для обробки запитів (наприклад, date_range_analysis)
База даних (SQLite)	Зберігання і отримання історичних даних про температуру та споживання енергії	Функції для взаємодії з SQLite (load_data, запити SQL)
Моделі машинного навчання	Створюють і використовують моделі для прогнозу значень енергії та температури	Лінійна регресія, модулі Scikit-learn (train_models, predict_future)
Візуалізація даних	Побудова графіків для відображення поточних і прогнозованих даних	Matplotlib, функції для створення графіків

Це допомогло структурувати процеси, розподілити відповідальності між компонентами та зробити код більш зрозумілим і масштабованим.

Інтерфейс для вибору періоду прогнозування: Користувач має можливість вибрати початковий і кінцевий роки для визначення періоду, на який буде здійснено прогноз. Демонстрація прогнозування майбутніх показників з застосуванням штучного інтелекту відображена на рисунку 3.

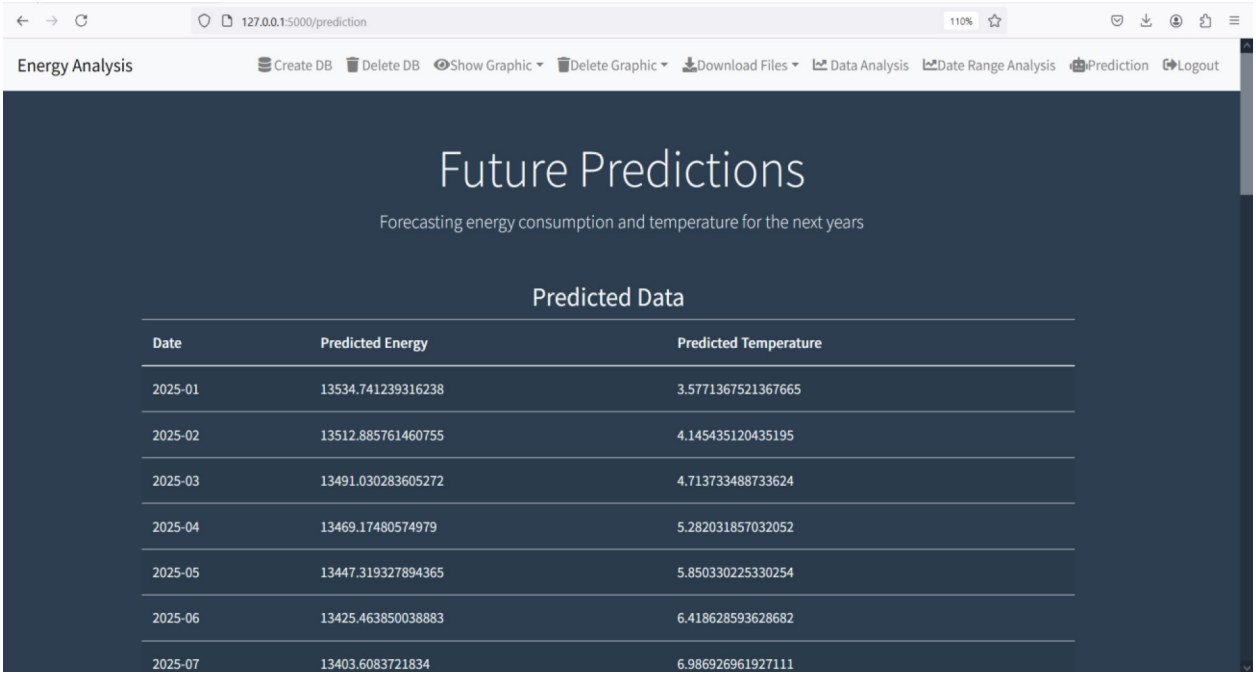

Рис. 3. Приклад роботи штучного інтелекту

Візуалізація прогнозованих даних: Після обробки вхідних даних система генерує графічні зображення, що відображають прогнозовані значення споживання енергії та температури на обраний період.

Висновки

В умовах глобальних кліматичних змін та підвищеного попиту на енергетичні ресурси в умовах війни, розроблена система стає необхідним інструментом для оптимізації енергоспоживання. Використання математичних методів, таких як коефіцієнт кореляції Пірсона та лінійна регресія, дозволяє здійснювати точний аналіз залежностей між температурою та споживанням електроенергії, що дає можливість прогнозувати майбутні потреби та уникати можливих енергетичних криз.

Практична цінність результатів полягає у можливості створення інструменту, що дозволяє прогнозувати рівень споживання електроенергії залежно від температурних умов. Це сприятиме кращому плануванню ресурсів та зниженню ризиків перевантаження енергосистеми під час температурних піків. Такий підхід дозволяє не лише оптимізувати енергетичні витрати, а й забезпечити стабільність і надійність енергопостачання в Україні.

Список використаної літератури

1. Кулик М. М., Маляренко О. Є., Майстренко Н. Ю., Станиціна В. В., Куц Г. О. Енергоефективність та прогнозування енергоспоживання на різних ієрархічних рівнях економіки: методологія, прогнозні оцінки до 2040 року. Київ, «Наукова думка», 2021. 234 с. ISBN 978-966-00-1739-9.

2. V. V. Horskyi, O. Ye. Maliarenko, N. Yu. Maistrenko, O. I. Teslenko, H. O. Kuts Modified three-stage model for forecasting the demand for energy resources at various hierarchy levels of the economy. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, Volume 1049, 3rd International Conference on Sustainable Futures: Environmental, Technological, Social and Economic Matters Kryvyi Rih, Ukraine. Citation V V Horskyi et al 2022 IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci. 1049 012054 URL: https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1755-1315/1049/1/012054 (дата звернення: 05.02.2025)

3. Екерт, М., і Сміт, К. (2019). Прогнозування споживання енергії на основі кліматичних даних. Харків : Техноцентр. 240 с.

4. Степанов, Ю. Г. (2019). Аналіз залежностей між кліматом і енергоспоживанням. Харків : НТУ «ХПІ». 260 с.

5. Тарасенко, Н. І. (2019). Інформаційні технології в енергетиці. Одеса : Видавництво ОНУ. 300 с.

6. Перегуда О. В. (2022). Статистична обробка даних: навч. посіб. / О. В. Перегуда, О. А. Капустян, О. Б. Курилко. – Електронне видання. – 103 с.

7. Norman R. Draper, Harry Smith (2016). Applied Regression Analysis, 912 pages.

8. Літнарович Р. М. (2011). Побудова і дослідження математичної моделі за джерелами експериментальних даних методами регресійного аналізу. Навчальний посібник, МЕГУ, Рівне. – 140 с.

9. Breiman L. (2001). Random forests / Breiman L. // Machine Learning. – Vol. 45, N 1.– P. 5–32.

10. Я. С. Моторна, Н. О. Красношлик, О. В. Піскун Реалізація та дослідження алгоритму random forest для розв'язування задач класифікації No. 1 (2020): Вісник черкаського університету: прикладна математика. інформатика URL: https://ami-ejournal.cdu.edu.ua/article/view/4158 DOI 10.31651/2076-5886-2020-1-69-77(дата звернення: 05.02.2025).

11. Катерина Мещерякова Нейромережа: що це, як працює, найкращі приклади [Електронний ресурс] : URL: https://journal.gen.tech/post/sho-take-neiromerezhi (дата звернення: 05.02.2025)

12. Статистичні методи аналізу великих масивів даних. [Електронний ресурс] URL: https://elib.lntu.edu.ua/sites/default/files/elib_upload/%D0%9D%D1%83%D0%B6%D0%BD%D0%B0%20%D0%B3%D0%BE%D1%82%D0%BE%D0%B2%D0%B8%D0%B9%202024/page8.html (дата звернення: 05.02.2025).

13. Совьяна Педада. Що таке геопросторовий аналіз? План перед реальним планом. [Електронний ресурс] URL: https://mindthegraph.com/blog/uk/%D1%89%D0%BE-%D1%82%D0%B0%D0%BA%D0%B5-%D0%B3%D0%B5%D0%BE%D0%BF%D1%80%D0%BE%D1%81%D1%82%D0%BE%D1%80%D0%BE%D0%B2%D0%B8%D0%B9%D0%B0%D0%BD%D0%B0%D0%BB%D1%96%D0%B7/ (дата звернення: 05.02.2025).

14. Пашко А. О. Статистичний аналіз даних. [Електронний ресурс] https://csc.knu.ua/media/filer_public/19/d5/19d56780-269a-4eef-bb3b-48ec8da23859/intelektualnaobrobkadanikh.pdf : 2019.-55 с. (дата звернення: 05.02.2025).

15. Фур'є-інтегральний метод ідентифікації детермінованих лінійних динамічних систем з зосередженими параметрами. [Електронний ресурс] URL: https://web.posibnyky.vntu.edu.ua/feeem/1mokin_matmetody_identifikaciyi_dinamsystem/3-4.html (дата звернення: 05.02.2025).

References

1. Kulyk M. M., Malyarenko O. E., Maistrenko N. Y., Stanytsina V. V., Kuts G. O. (2021) Enerhoefektyvnist′ ta prohnozuvannya enerhospozhyvannya na riznykh iyerarkhichnykh rivnyakh ekonomiky: metodolohiya, prohnozni otsinky do 2040 roku [Energy efficiency and forecasting of energy consumption at different hierarchical levels of the economy: methodology, forecast estimates until 2040]. Kyiv, Naukova Dumka. ISBN 978-966-00-1739-9. [in Ukrainian].

2. V. V. Horskyi, O. Ye. Maliarenko, N. Yu. Maistrenko, O. I. Teslenko, H. O. Kuts (2022) Modified three-stage model for forecasting the demand for energy resources at various hierarchy levels of the economy. IOP Conference Series:

Earth and Environmental Science, Volume 1049, 3rd International Conference on Sustainable Futures: Environmental, Technological, Social and Economic Matters Kryvyi Rih, Ukraine. Citation V. V. Horskyi et al 2022 IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci. 1049 012054 Retrieved from: https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1755-1315/1049/1/012054 ((accessed 05.02.2025) [in Ukrainian].

3. Eckert, M., and Smith, K. (2019). Prohnozuvannya spozhyvannya enerhiyi na osnovi klimatychnykh danykh [Energy consumption forecasting based on climate data]. Kharkiv : Technocenter [in English]

4. Stepanov, Y. G. (2019). Analiz zalezhnostey mizh klimatom i enerhospozhyvannyam [Analysis of the relationship between climate and energy consumption]. Kharkiv: NTU "KHPI" [in Ukrainian].

5. Tarasenko, N. I. (2019). Informatsiyni tekhnolohiyi v enerhetytsi. [Information technologies in the energy sector]. Odesa : ONU Publishing House [in Ukrainian].

6. Perehuda O. V. (2022). Statystychna obrobka danykh: navch. posib. [Statistical data processing: textbook] [in Ukrainian].

7. Norman R. Draper, Harry Smith (2016). Applied regression analysis. 912 p. [in English].

8. Litnarovich R. M. (2011). Pobudova i doslidzhennya matematychnoyi modeli za dzherelamy eksperymental′nykh danykh metodamy rehresiynoho analizu. Navchal′nyy posibnyk. [Construction and research of a mathematical model based on experimental data sources by methods of regression analysis]. MEGU, Rivne [in Ukrainian].

9. Breiman L. (2001). Random forests. Machine Learning. Vol. 45, N 1. P. 5–32. [in English].

10. Y. S. Motorna, N. O. Krasnoshlyk, O. V. Piskun Realizatsiya ta doslidzhennya alhorytmu random forest dlya rozv'yazuvannya zadach klasyfikatsiyi No. 1 (2020) [Implementation and study of the random forest algorithm for solving classification problems No. 1 (2020)]. Visnyk cherkas′koho universytetu: prykladna matematyka. informatyka. Retrieved from: https://ami-ejournal.cdu.edu.ua/article/view/4158 DOI 10.31651/2076-5886-2020-1-69-77 (accessed 05.02.2025) [in Ukrainian].

11. Kateryna Meshcheryakova Neyromerezha: shcho tse, yak pratsyuye, naykrashchi pryklady [Neural network: what it is, how it works, best examples]. Retrieved from: https://journal.gen.tech/post/sho-take-neiromerezhi (дата звернення: 10.04.2024).

12. Statystychni metody analizu velykykh masyviv danykh [Statistical methods of analysis of large data sets]. Retrieved from: https://elib.lntu.edu.ua/sites/default/files/elib_upload/%D0%9D%D1%83%D0%B6%D0%BD%D0%B0%20%D0%B3%D0%BE%D1%82%D0%BE%D0%B2%D0%B8%D0%B9%202024/page8.html (accessed 05.02.2025) [in Ukrainian].

13. Sovyana Pedada. Shcho take heoprostorovyy analiz? Plan pered real′nym planom. [What is geospatial analysis? A plan before a real plan]. Retrieved from: https://mindthegraph.com/blog/uk/%D1%89%D0%BE-%D1%82%D0%B0%D0%BA%D0%B5-%D0%B3%D0%B5%D0%BE%D0%BF%D1%80%D0%BE%D1%81%D1%82%D0%BE%D1%80%D0%BE%D0%B2%D0%B8%D0%B9-%D0%B0%D0%BD%D0%B0%-D0%BB%D1%96%D0%B7/ (accessed 05.02.2025) [in Ukrainian].

14. Pashko A. O. Statystychnyy analiz danykh [Statistical analysis of data]. Retrieved from: https://csc.knu.ua/media/filer_public/19/d5/19d56780-269a-4eef-bb3b-48ec8da23859/intelektualnaobrobkadanikh.pdf: Electronic edition, -2019.-55 p. (accessed 05.02.2025) [in Ukrainian].

15. Fur″ye-intehral′nyy metod identyfikatsiyi determinovanykh liniynykh dynamichnykh system z zoseredzhenymy parametramy [Fourier-integral method for identification of deterministic linear dynamic systems with concentrated parameters]. Retrieved from: https://web.posibnyky.vntu.edu.ua/feeem/1mokin_matmetody_identifikaciyi_dinamsystem/3-4.html (accessed 05.02.2025) [in Ukrainian].