

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ імені ІГОРЯ
СІКОРСЬКОГО»
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ АТОМНОЇ ТА ТЕПЛОВОЇ
ЕНЕРГЕТИКИ**

Навчально-науковий інститут атомної та теплової енергетики

Кафедра інженерії програмного забезпечення в енергетиці

ДО ЗАХИСТУ ДОПУЩЕНО

В.о. завідувача кафедри

_____ Олександр КОВАЛЬ

«__» _____ 2026 р.

ДИПЛОМНА РОБОТА

на здобуття ступеня бакалавра
за освітньо-професійною програмою «Інженерія програмного забезпечення
інтелектуальних кібер-фізичних систем в енергетиці»
спеціальності 121 Інженерія програмного забезпечення
на тему: **«РОЗРОБКА ПРОГРАМНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ
ВПЛИВУ МЕТЕОРОЛОГІЧНИХ УМОВ НА НОВИЙ БЕЗПЕЧНИЙ
КОНФАЙМЕНТ ЧОРНОБИЛЬСЬКОЇ АЕС»**

Виконав:

студент IV курсу, групи ТВ-21

Федоров Артем Євгенович _____

(прізвище, ім'я, по батькові)

(підпис)

Керівник:

професор, д.т.н., Гаврилко Євген Володимирович _____

(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

(підпис)

Рецензент:

(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

(підпис)

Засвідчую, що у цій дипломній роботі
немає запозичень із праць інших авторів
без відповідних посилань.

Студент _____

Київ – 2026

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Навчально-науковий інститут атомної та теплової енергетики
Кафедра інженерії програмного забезпечення в енергетиці
Рівень вищої освіти – перший (бакалаврський)
Спеціальність – 121 Інженерія програмного забезпечення
Освітньо-професійна програма «Інженерія програмного забезпечення
інтелектуальних кібер-фізичних систем в енергетиці»

ЗАТВЕРДЖУЮ

В.о. завідувача кафедри

_____ Олександр КОВАЛЬ

«__» _____ 2026 р.

ЗАВДАННЯ

на дипломну роботу студенту
Федорову Артему Євгеновичу

1. Тема роботи: «Розробка програмної системи прогнозування впливу метеорологічних умов на Новий безпечний конфаймент Чорнобильської АЕС», керівник роботи Гаврилко Євген Володимирович, професор, доктор технічних наук, затверджені наказом по університету від «__» _____ 2026 р. № _____.

2. Строк подання студентом роботи: «__» _____ 2026 р.

3. Вихідні дані до роботи: мова програмування Python (AI-модуль і backend), JavaScript/TypeScript та бібліотека React (клієнтська частина); бібліотеки NumPy і pandas; СКБД SQLite; внутрішні дані ЧАЕС за 2020–2024 роки; зовнішні метеодані NASA POWER, Open-Meteo та NOAA ISD.

4. Зміст пояснювальної записки: аналіз предметної області та постановка задачі; порівняльний аналіз існуючих рішень і джерел даних; вибір та обґрунтування методів, програмних засобів і архітектурних рішень; опис

програмної реалізації AI-моделі, backend і frontend; тестування та аналіз результатів; висновки.

5. Перелік ілюстративного матеріалу: актуальність теми, вимоги до системи, архітектура системи, конвеєр підготовки даних, схема формування оцінки ризику, схема бази даних, діаграма взаємодії компонентів, екрани користувацького інтерфейсу.

6. Дата видачі завдання: «31» жовтня 2025 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів виконання дипломної роботи	Строк виконання	Примітка
1	Аналіз предметної області та джерел даних	до 14.11.2025	
2	Огляд існуючих рішень і методів ML	до 12.12.2025	
3	Проектування архітектури та бази даних	до 06.02.2026	
4	Підготовка даних і навчання AI-моделі	до 13.03.2026	
5	Реалізація backend і REST API	до 03.04.2026	
6	Реалізація frontend-дашборду	до 24.04.2026	
7	Тестування та аналіз результатів	до 08.05.2026	
8	Оформлення пояснювальної записки	до 22.05.2026	

Студент
Керівник

Артем ФЕДОРОВ
Євген ГАВРИЛКО

РЕФЕРАТ

Структура та обсяг дипломної роботи. Пояснювальна записка складається зі вступу, п'яти розділів, висновків та переліку використаних джерел. Загальний обсяг роботи становить 55 сторінок, робота містить 9 рисунків, 18 таблиць та 30 використаних джерел.

Актуальність теми. Новий безпечний конфаймент (НБК) Чорнобильської АЕС є унікальною інженерною спорудою з розрахунковим строком служби понад 100 років, стан якої залежить від зовнішніх метеорологічних чинників: вітрового навантаження, температури, вологості та опадів. Своєчасна оцінка впливу погодних умов на конструктивні елементи споруди є важливою складовою підтримки безпеки об'єкта. Автоматизоване прогнозування таких впливів засобами машинного навчання дає змогу оператору заздалегідь оцінювати ризики та приймати обґрунтовані рішення.

Мета роботи. Метою роботи є розробка програмної системи, яка на основі метеорологічних даних прогнозує вплив погодних умов на конструкцію НБК ЧАЕС, обчислює інтегральну оцінку ризику та надає оператору зручні засоби аналізу й сценарного моделювання.

Завдання дослідження. Для досягнення мети необхідно було розв'язати такі часткові завдання: провести аналіз предметної області НБК ЧАЕС; виконати огляд джерел метеорологічних і внутрішніх даних; обґрунтувати вибір багатовихідної ridge-регресії; спроектувати архітектуру програмної системи; реалізувати AI-модуль, backend, SQLite-сховище та frontend-дашборд; виконати тестування якості моделі й працездатності системи.

Об'єктом дослідження є процеси оцінювання впливу метеорологічних умов на конструктивні елементи захисних споруд об'єктів підвищеної небезпеки.

Предметом дослідження є методи та програмні засоби прогнозування навантажень і рівня ризику на основі погодних даних із застосуванням регресійних моделей машинного навчання.

Методи дослідження. У роботі використано методи аналізу часових рядів, попередньої обробки даних, інженерії ознак, регуляризованої багатовихідної регресії, квантильного калібрування інтегральної оцінки ризику, проєктування REST API, реляційного моделювання даних та візуальної аналітики у web-інтерфейсі.

Основні результати. Підготовлено погодинний датасет за 2020–2024 роки, сформовано прогнозні ряди за 2025–2026 роки, навчено AI-модель із 64 вхідними ознаками та 15 цільовими сигналами, реалізовано механізм `risk_score`, backend із понад 25 кінцевими точками REST API, SSE-потокм подій, адміністративним блоком і frontend-дашбордом для аналізу прогнозів.

Якість моделі. На тестовій вибірці 2024 року модель досягла MAE 2,944, RMSE 5,338 та R^2 0,801. Порівняно з базовою моделлю, яка дає MAE 7,919, середня абсолютна похибка зменшена приблизно на 63 %. Це підтверджує придатність розробленого підходу для навчально-дослідницького MVP та демонстраційного сценарного аналізу.

Практичне значення одержаних результатів полягає у створенні відтворюваного дослідницького MVP, який поєднує AI-модель, backend із REST API та аналітикою і frontend-дашборд, придатний для демонстрації, сценарного аналізу та подальшого розвитку до повноцінної системи підтримки прийняття рішень.

Обмеження роботи. Розроблена система не є сертифікованим засобом ядерної або промислової безпеки. Порогові рівні ризику мають статистичну природу та побудовані за історичним розподілом навчальної вибірки; для промислового застосування вони мають бути замінені інженерно затвердженими межами.

Ключові слова: Новий безпечний конфаймент, ЧАЕС, прогнозування впливу погоди, машинне навчання, ridge-регресія, оцінка ризику, REST API, SQLite, React, дашборд.

ABSTRACT

Structure and scope of the thesis. The explanatory note consists of an introduction, five chapters, conclusions and a list of references. The total volume of the work is 55 pages; it contains 9 figures, 18 tables and 30 references.

Relevance. The New Safe Confinement (NSC) of the Chornobyl Nuclear Power Plant is a unique engineering structure with a designed service life of more than 100 years, whose condition depends on external meteorological factors such as wind load, temperature, humidity and precipitation. Timely assessment of the impact of weather conditions on the structural elements is an important part of maintaining the safety of the facility. Automated prediction of such impacts using machine learning enables the operator to assess risks in advance and make informed decisions.

Purpose. The purpose of the work is to develop a software system that predicts the impact of meteorological conditions on the NSC structure, computes an integral risk score and provides the operator with convenient tools for analysis and scenario modelling.

Research tasks. To achieve the purpose, the following partial tasks had to be solved: analyze the NSC subject area; review internal and external meteorological data sources; justify the selected multi-output ridge regression model; design the software architecture; implement the AI module, backend, SQLite storage and frontend dashboard; and perform multi-level testing of model quality and system behaviour.

Research methods. The thesis uses time series analysis, data preprocessing, feature engineering, regularized multi-output regression, quantile calibration of the risk score, REST API design, relational data modelling and web-based visual analytics.

Main results. An hourly supervised dataset for 2020–2024 and forecast data for 2025–2026 were prepared. The implemented AI model uses 64 input features and predicts 15 target signals. The software system includes a risk_score calculation mechanism, a backend with more than 25 REST endpoints, an SSE event stream, an administrative module and a frontend dashboard for forecast analysis.

Model quality. On the 2024 test split, the model achieved MAE 2.944, RMSE 5.338 and R^2 0.801. Compared with the baseline MAE of 7.919, the mean absolute error was reduced by approximately 63%, which confirms the suitability of the approach for a research MVP and demonstration scenario analysis.

Practical value. The practical value of the obtained results lies in creating a reproducible research MVP that combines an AI model, a backend with a REST API and analytics, and a frontend dashboard suitable for demonstration, scenario analysis and further development into a full-fledged decision support system.

Limitations. The developed system is not a certified nuclear or industrial safety tool. The risk thresholds are statistical and are derived from the historical training distribution; for industrial use they must be replaced by officially approved engineering limits.

Keywords: New Safe Confinement, Chernobyl NPP, weather impact forecasting, machine learning, ridge regression, risk assessment, REST API, SQLite, React, dashboard.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ...	10
ВСТУП.....	11
1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ.....	14
1.1 Характеристика об'єкта дослідження.....	14
1.2 Метеорологічні чинники впливу.....	15
1.3 Контрольовані параметри стану конструкції.....	16
1.4 Огляд систем моніторингу критичних об'єктів.....	17
1.5 Постановка задачі.....	17
1.6 Вимоги до системи.....	18
Висновки до розділу 1.....	19
2 АНАЛІЗ ДЖЕРЕЛ ДАНИХ ТА МЕТОДІВ МОДЕЛЮВАННЯ.....	20
2.1 Методи машинного навчання для задач регресії.....	20
2.2 Математичний апарат ridge-регресії.....	21
2.3 Метрики оцінювання якості.....	22
2.4 Джерела метеорологічних даних.....	23
2.5 Внутрішні дані ЧАЕС.....	23
2.6 Огляд існуючих програмних рішень.....	24
2.7 Оцінювання моделей на часових рядах.....	24
Висновки до розділу 2.....	25
3 ПРОЄКТУВАННЯ ПРОГРАМНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ.....	26
3.1 Загальна архітектура системи.....	26
3.2 Обґрунтування вибору технологій.....	27
3.3 Проєктування бази даних.....	28
3.4 Проєктування REST API.....	29
3.5 Конвеєр взаємодії компонентів.....	29
3.6 Проєктування простору ознак.....	30
3.7 Принципи та патерни проєктування.....	31
Висновки до розділу 3.....	31
4 РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ МОДЕЛЮВАННЯ ВПЛИВУ ПОГОДИ.....	32
4.1 Конвеєр підготовки даних.....	32
4.2 Інженерія ознак.....	34
4.3 Реалізація прогновної моделі.....	35

4.4 Механізм оцінки ризику та калібрування.....	35
4.5 Реалізація backend і REST API.....	37
4.6 Потік подій реального часу.....	37
4.7 Реалізація frontend-дашборду.....	38
4.8 Приклад роботи інтерфейсу прогнозування.....	41
Висновки до розділу 4.....	41
5 ТЕСТУВАННЯ ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ СИСТЕМИ.....	42
5.1 Методика тестування.....	42
5.2 Оцінювання якості моделі за вибірками.....	42
5.3 Аналіз якості за цільовими сигналами.....	43
5.4 Аналіз класифікації рівнів ризику.....	45
5.5 Аналіз важливості ознак.....	46
5.6 Тестування backend та API.....	47
5.7 Сценарне тестування.....	48
5.8 Аналіз продуктивності системи.....	48
5.9 Обмеження системи.....	49
Висновки до розділу 5.....	50
ВИСНОВКИ.....	51
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	53

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

У пояснювальній записці використано такі скорочення та умовні позначення:

Скорочення	Розшифрування
НБК	Новий безпечний конфаймент
ЧАЕС	Чорнобильська атомна електростанція
ОПН	Об'єкт підвищеної небезпеки
AI / III	Artificial Intelligence / Штучний інтелект
ML	Machine Learning (машинне навчання)
MAE	Mean Absolute Error (середня абсолютна похибка)
RMSE	Root Mean Squared Error (корінь із середньоквадратичної похибки)
R ²	Коефіцієнт детермінації
СКО	Середньоквадратичне відхилення
API	Application Programming Interface
REST	Representational State Transfer
SSE	Server-Sent Events
СКБД	Система керування базами даних
WAL	Write-Ahead Logging (режим журналювання SQLite)
CSV	Comma-Separated Values
JSON	JavaScript Object Notation
MVP	Minimum Viable Product (мінімально життєздатний продукт)
SHM	Structural Health Monitoring (моніторинг технічного стану конструкцій)
NASA POWER	Prediction Of Worldwide Energy Resources (метеосервіс NASA)
NOAA ISD	Integrated Surface Database (метеоархів NOAA)
ERA5	ECMWF Reanalysis v5 (реаналіз ECMWF)
UTC	Coordinated Universal Time (всесвітній координований час)

ВСТУП

Новий безпечний конфаймент (НБК) Чорнобильської АЕС — це унікальна арочна споруда, що накриває зруйнований четвертий енергоблок та об'єкт «Укриття». НБК спроектовано із розрахунковим строком експлуатації понад сто років, упродовж якого конструкція має зберігати герметичність та механічну цілісність попри постійний вплив зовнішнього середовища. Висота споруди сягає 108 м, довжина — 162 м, а проліт арки становить близько 257 м, що робить її однією з найбільших рухомих наземних споруд у світі. До найважливіших зовнішніх чинників, які діють на конструкцію впродовж усього строку служби, належать метеорологічні умови: вітрове навантаження, перепади температури, вологість та опади, які впливають на тиск у несучих елементах, зазори між конструктивними вузлами та інші контрольовані параметри.

Контроль за станом таких споруд традиційно покладається на системи інженерного моніторингу, які фіксують значення сотень датчиків. Проте безпосереднє вимірювання дає лише поточну картину й не дозволяє заздалегідь оцінити, як зміняться навантаження за прогнозованих погодних умов. Сучасний рівень розвитку методів машинного навчання дає змогу будувати прогнозні моделі, що пов'язують зовнішні погодні умови з реакцією інженерної конструкції. На відміну від класичних інженерних розрахунків, такі моделі навчаються на накопичених історичних даних спостережень і здатні швидко оцінювати очікувані навантаження за прогнозом погоди. Це створює передумови для розробки інформаційних систем підтримки прийняття рішень, які допомагають оператору заздалегідь виявляти потенційно небезпечні погодні сценарії.

Актуальність теми зумовлена потребою у відтворюваних програмних засобах, що інтегрують різноманітні джерела метеоданих, прогнозну модель та зручний інтерфейс оператора в єдину систему. Незважаючи на наявність окремих метеорологічних сервісів і бібліотек машинного навчання, цілісних рішень саме для задачі оцінювання впливу погоди на захисні споруди об'єктів підвищеної

небезпеки бракує. Створення такого програмного засобу, навіть на рівні дослідницького прототипу, є практично значущим завданням інженерії програмного забезпечення в енергетиці.

Зв'язок роботи з науковими програмами. Роботу виконано в межах переддипломної практики на базі ТОВ «Квалітек» (НДЧ КПІ ім. Ігоря Сікорського) за темою «Інтеграція систем прогнозування метеорологічних умов у програмне забезпечення для керування критичними об'єктами».

Метою роботи є розробка програмної системи, яка на основі метеорологічних даних прогнозує вплив погодних умов на конструкцію НБК ЧАЕС, обчислює інтегральну оцінку ризику та надає оператору засоби аналізу й сценарного моделювання.

Завдання дослідження. Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі часткові завдання:

1. провести аналіз предметної області, схарактеризувати об'єкт дослідження та сформулювати функціональні й нефункціональні вимоги до системи;
2. виконати огляд методів машинного навчання для задач регресії та порівняльний аналіз джерел метеоданих;
3. обґрунтувати вибір методів, програмних засобів та архітектурних рішень;
4. розробити конвеєр підготовки даних, спроектувати простір ознак і навчити прогнозну модель;
5. реалізувати backend із REST API, аналітикою, потоком подій реального часу та механізмом оцінки ризику;
6. реалізувати frontend-дашборд для візуалізації результатів і сценарного моделювання;
7. виконати тестування системи та проаналізувати отримані результати, чесно окресливши обмеження.

Об'єкт дослідження — процеси оцінювання впливу метеорологічних умов на конструктивні елементи захисних споруд об'єктів підвищеної небезпеки.

Предмет дослідження — методи та програмні засоби прогнозування навантажень і рівня ризику на основі погодних даних із застосуванням регресійних моделей машинного навчання.

Методи дослідження. У роботі використано методи аналізу предметної області та системного аналізу під час формулювання вимог; методи інженерії ознак та статистичного машинного навчання (багатовихідна ridge-регресія) під час побудови моделі; методи об'єктно-орієнтованого та модульного проектування програмних систем; методи експериментального оцінювання якості моделей (крос-перевірка за часом, метрики MAE, RMSE, R^2).

Наукова новизна одержаних результатів полягає в обґрунтуванні підходу до прогнозування реакції унікальної захисної споруди на метеорологічні умови за допомогою повністю інтерпретованої багатовихідної лінійної моделі, навченої на ретельно сконструйованому просторі фізично обґрунтованих ознак. Показано, що така модель здатна пояснити близько 80 % дисперсії контрольованих параметрів конструкції на раніше не бачених даних, а ранжування її коефіцієнтів узгоджується з аеродинамічними уявленнями про вплив вітру. Запропоновано схему інтегральної оцінки ризику з квантильним калібруванням, що поєднує багатовимірний прогноз із класифікацією стану за рівнями.

Практичне значення одержаних результатів полягає у створенні відтворюваного дослідницького MVP, що поєднує AI-модель, backend із REST API та аналітикою і frontend-дашборд, придатний для демонстрації, сценарного аналізу та подальшого розвитку до повноцінної системи підтримки прийняття рішень.

Структура роботи. Пояснювальна записка містить вступ, п'ять розділів, висновки та список джерел. Розділи послідовно описують предметну область, дані й методи, архітектуру, реалізацію та тестування системи.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ПРОГНОЗУВАННЯ ВПЛИВУ МЕТЕОРОЛОГІЧНИХ УМОВ НА НБК ЧАЕС

1.1 Загальна характеристика об'єкта дослідження

Новий безпечний конфаймент є складною просторовою металоконструкцією аркового типу. За даними інженерних довідників, висота споруди становить близько 108 м, довжина — 162 м, а проліт арки — приблизно 257 м. Об'єкт розташований у безпосередній близькості до зруйнованого четвертого енергоблока ЧАЕС; у роботі використано округлену географічну точку з координатами 51,3894° пн. ш. та 30,0994° сх. д., близьку до розташування НБК. Споруду оснащено вентиляційною системою, що зменшує ризик корозії несучих елементів, та системою інженерного моніторингу технічного стану.

Оскільки НБК належить до інфраструктури об'єкта підвищеної небезпеки, його конструктивна цілісність має підтримуватися впродовж усього розрахункового строку служби — понад сто років. Це зумовлює підвищені вимоги до засобів контролю стану та до прогнозування зовнішніх впливів. Водночас будь-які програмні засоби, пов'язані з таким об'єктом, мають розроблятися з чітким усвідомленням меж їх застосовності: у межах цієї роботи створюється дослідницький прототип, призначений для демонстрації підходу та аналізу, а не сертифікована система безпеки.

Масштаб і унікальність споруди роблять задачу прогнозування особливо складною. На відміну від типових будівель, для яких існують усталені нормативні методики розрахунку вітрового навантаження, велика рухома арка зі складною геометрією має нетривіальний розподіл навантажень між елементами. До того ж об'єкт є єдиним у своєму роді, тому неможливо скористатися статистикою аналогічних споруд. За таких умов підхід на основі навчання моделі безпосередньо на даних моніторингу конкретної споруди є природним способом врахувати її

індивідуальні особливості, не вдаючись до повного інженерного перерахунку для кожного погодного сценарію.

1.2 Метеорологічні чинники впливу на конструкцію

Основним механічним чинником впливу погоди на велику арочну споруду є вітрове навантаження. Сила, що діє на конструкцію з боку вітрового потоку, пропорційна динамічному тиску, який визначається співвідношенням $q = 0,5 \cdot \rho \cdot v^2$, де ρ — густина повітря, а v — швидкість вітру. Звідси випливає, що вплив вітру нелінійно (квадратично) залежить від його швидкості, а також залежить від густини повітря, яка, у свою чергу, визначається температурою, тиском і вологістю. Важливим є й напрям вітру, оскільки навантаження по-різному передається на західну, східну та циліндричну частини конструкції.

Окрім вітру, на стан конструкції впливають температура (через теплове розширення матеріалів і зміну густини повітря), відносна вологість і точка роси (через процеси конденсації та корозії), атмосферний тиск і опади. Сукупність цих чинників формує складний багатовимірний вплив, який важко оцінити вручну, особливо для пікових погодних сценаріїв. Саме тому доцільним є застосування методів машинного навчання, здатних врахувати взаємодію багатьох ознак одночасно.

Важливо враховувати, що залежність навантаження від погодних умов є суттєво нелінійною та анізотропною. Квадратична залежність динамічного тиску від швидкості вітру означає, що навіть помірне посилення вітру може спричинити значне зростання навантаження. Анізотропність полягає в тому, що вітер одного напрямку навантажує переважно завітряні та навітряні частини арки по-різному, тоді як вітер іншого напрямку перерозподіляє навантаження між іншими зонами. Тому проста модель, що враховувала б лише модуль швидкості вітру, була б недостатньою — потрібне врахування напрямку та його взаємодії з рештою параметрів.

Температурний чинник діє у двох напрямках одночасно. По-перше, добові та сезонні коливання температури спричиняють теплове розширення й стиснення металоконструкції, що відображається на перепадах і зазорах. По-друге, температура разом з тиском і вологістю визначає густину повітря, яка безпосередньо входить до формули динамічного тиску. Саме тому густина повітря, як буде показано в розділі 5, виявляється однією з найвпливовіших ознак моделі.

1.3 Контрольовані параметри стану конструкції

Система інженерного моніторингу НБК фіксує низку параметрів, що характеризують механічний стан конструкції. У межах роботи як цільові сигнали прогнозної моделі використано 15 величин: тиски в характерних точках стінок і зазорів, середньоквадратичні відхилення тиску та перепади між суміжними зонами. Повний перелік цільових сигналів наведено в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Контрольовані цільові сигнали конструкції НБК

№	Цільовий сигнал	Група
1	ГУ Тиск західна стінка	Тиск стінки
2	ГУ Тиск східна стінка	Тиск стінки
3	ГУ Тиск циліндрична стінка	Тиск стінки
4	ГУ Тиск західний зазор	Тиск зазору
5	ГУ Тиск східний зазор	Тиск зазору
6	ГУ Тиск ВСРО	Тиск
7	ГУ СКО тиск 008р ВQ	СКО тиску
8	ГУ СКО тиск 009р BR	СКО тиску
9	ГУ СКО тиск КП-ОС BS	СКО тиску
10	Перепад КП-ОС	Перепад
11	Перепад ОО-ОС 8-й	Перепад
12	Перепад ОО-ОС ВU 9-й	Перепад
13	Перепад КП-ОО	Перепад
14	Перепад КП-ОО ВZ_8	Перепад
15	Перепад КП-ОО СА	Перепад

Зауважимо, що для кожної години як еталонне значення цільового сигналу береться величина з найбільшим за модулем навантаженням у межах цієї години (signed max absolute). Такий вибір дає змогу зосередитися саме на пікових навантаженнях, які є найбільш критичними з погляду безпеки конструкції.

1.4 Огляд систем моніторингу критичних об'єктів

Системи моніторингу технічного стану конструкцій (Structural Health Monitoring, SHM) застосовуються для мостів, висотних будівель, гребель та інших відповідальних споруд. Вони об'єднують мережу датчиків, засоби збору й передавання даних та програмне забезпечення для аналізу. Класичні SHM-системи зосереджені на реєстрації фактичного стану, тоді як завдання прогнозування майбутніх навантажень за зовнішніми умовами залишається менш дослідженим напрямом. Поєднання SHM-підходу з прогнозними моделями машинного навчання та метеорологічними даними є перспективним напрямом, у руслі якого виконано цю роботу.

1.5 Постановка задачі

Формально задачу прогнозування сформульовано як задачу багатовимірної (багатовихідної) регресії. Нехай x — вектор метеорологічних та похідних ознак для заданої години, а y — вектор цільових сигналів конструкції. Потрібно побудувати модель f , що відображає x у y із мінімальною похибкою на нових (раніше не бачених) даних. На основі спрогнозованого вектора y обчислюється інтегральна оцінка ризику як найбільше за модулем значення серед цільових сигналів, яка потім калібрується та відноситься до одного з рівнів: «норма», «увага», «попередження», «критичний».

Якість моделі оцінюється за метриками середньої абсолютної похибки (MAE), кореня із середньоквадратичної похибки (RMSE) та коефіцієнта

детермінації (R^2), усереднених за всіма цільовими сигналами. Для коректного оцінювання застосовується розбиття даних за часом, що унеможливлює витік інформації з майбутнього у навчальну вибірку.

1.6 Вимоги до системи

На основі аналізу предметної області сформульовано вимоги до системи, узагальнені на рисунку 1.1.

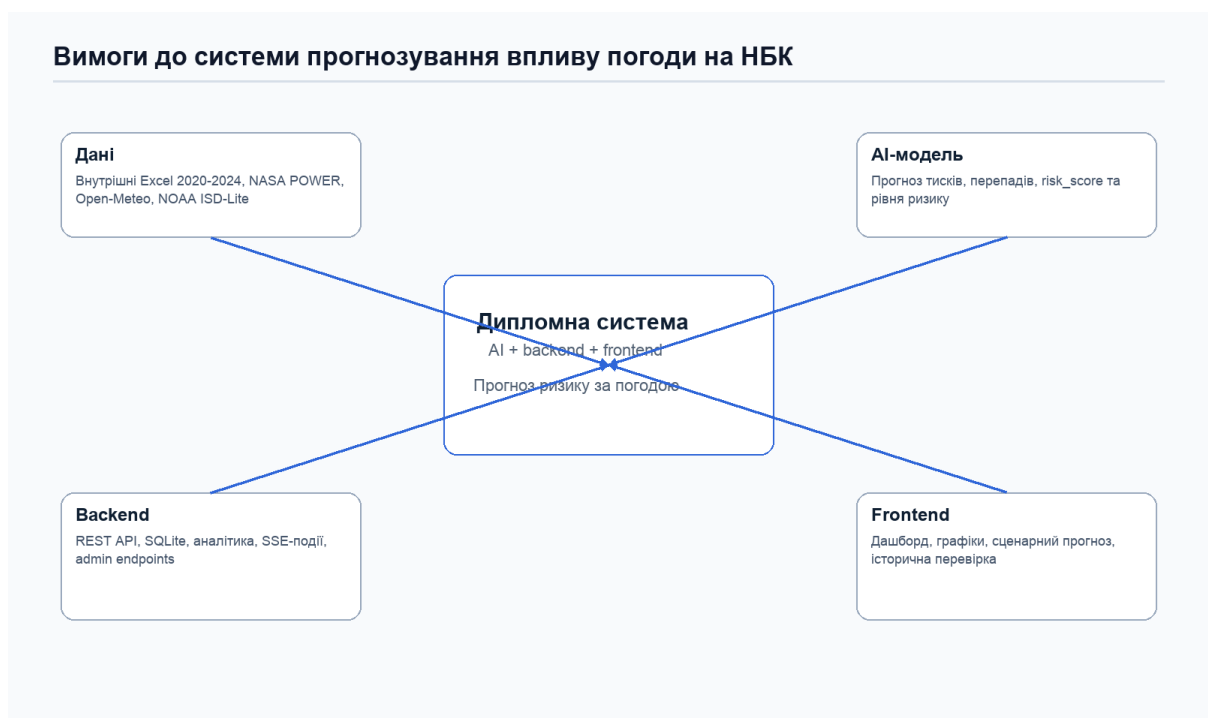


Рисунок 1.1 – Функціональні та нефункціональні вимоги до системи

До функціональних вимог віднесено:

1. завантаження, збереження та узгодження історичних і прогнозних метеоданих з кількох джерел;
2. навчання прогнозної моделі та її застосування до нових погодних умов;
3. обчислення інтегральної оцінки ризику та віднесення стану до рівня ризику;
4. надання даних і прогнозів через REST API;
5. сценарне моделювання за заданими користувачем погодними умовами;

6. перевірку моделі на реальних історичних даних;
7. візуалізацію результатів та аналітики у вебінтерфейсі з оновленням у реальному часі.

Нефункціональні вимоги охоплюють: відтворюваність результатів (фіксовані дані, ваги моделі та політика розбиття); прозорість та інтерпретованість обчислень; мінімізацію зовнішніх залежностей задля простоти розгортання; достатню швидкодію для інтерактивної роботи оператора.

Висновки до розділу 1

У розділі схарактеризовано об'єкт дослідження — Новий безпечний конфаймент ЧАЕС, проаналізовано метеорологічні чинники впливу на конструкцію та визначено 15 контрольованих цільових сигналів. Задачу формалізовано як багатовимірну регресію з подальшим обчисленням оцінки ризику, сформульовано функціональні та нефункціональні вимоги до програмної системи. Це створює основу для подальшого вибору методів моделювання, джерел даних та архітектурних рішень.

2 АНАЛІЗ ДЖЕРЕЛ ДАНИХ ТА МЕТОДІВ МОДЕЛЮВАННЯ ВПЛИВУ МЕТЕОРОЛОГІЧНИХ УМОВ НА НБК ЧАЕС

2.1 Огляд методів машинного навчання для задач регресії

Для розв'язання задач регресії існує широкий спектр методів — від класичних лінійних моделей до складних ансамблевих та нейромережових підходів. Лінійна регресія за методом найменших квадратів є найпростішим і найбільш інтерпретованим методом, проте вона нестійка за наявності мультиколінеарності ознак, коли вхідні змінні сильно корельовані між собою. Це є характерним для метеоданих, де, наприклад, швидкість вітру, пориви та похідні від них величини тісно пов'язані.

Регуляризовані лінійні методи — ridge-регресія (L2-регуляризація, регуляризація Тихонова) та lasso-регресія (L1-регуляризація) — усувають нестійкість за рахунок штрафу на величину коефіцієнтів. Ridge-регресія зберігає всі ознаки, але зменшує їх вплив, що добре підходить для корельованих ознак. Ансамблеві методи (випадковий ліс, градієнтний бустинг) здатні моделювати нелінійні залежності й часто досягають вищої точності, проте потребують зовнішніх бібліотек, ретельного налаштування гіперпараметрів і є менш інтерпретованими. Нейромережові моделі вимагають значних обсягів даних та обчислювальних ресурсів і важко обґрунтовуються для критичних застосувань.

Узагальнене порівняння методів регресії наведено в таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Порівняння методів регресійного моделювання

Метод	Переваги	Обмеження
Лінійна регресія (МНК)	Простота, інтерпретованість, аналітичне рішення	Нестійкість за мультиколінеарності
Ridge-регресія	Стійкість, регуляризація, аналітичне рішення, інтерпретованість	Лінійність зв'язків

Продовження таблиці 2.1

Метод	Переваги	Обмеження
Lasso-регресія	Відбір ознак, розрідженість коефіцієнтів	Нестабільність відбору за корельованих ознак
Випадковий ліс	Нелінійність, робастність до викидів	Потреба у бібліотеках, гірша екстраполяція
Гradientний бустинг	Висока точність	Складність, відсутність у runtime, ризик перенавчання
Нейронні мережі	Гнучкість, складні залежності	Потреба у даних і ресурсах, низька інтерпретованість

2.2 Математичний апарат ridge-регресії

Ridge-регресія розв'язує задачу мінімізації суми квадратів похибок із додаванням штрафного доданка, пропорційного квадрату норми вектора коефіцієнтів. Аналітичний розв'язок має вигляд $w = (X^T X + \alpha I)^{-1} \cdot X^T y$, де X — матриця ознак, y — вектор цільових значень, α — коефіцієнт регуляризації, I — одинична матриця. Доданок αI забезпечує оборотність матриці навіть за мультиколінеарності та зменшує дисперсію оцінок коефіцієнтів за рахунок незначного зміщення.

Перед навчанням ознаки та цільові колонки стандартизуються (приводяться до нульового середнього та одиничного стандартного відхилення), що робить вплив коефіцієнта регуляризації рівномірним. Коефіцієнт α обрано шляхом перебору на валідаційній вибірці 2023 року; результати пошуку наведено в таблиці 2.2. Найкраще значення нормалізованої похибки досягається за $\alpha = 0,1$, яке й використано у фінальній моделі.

Вибір ridge-регресії має й глибше теоретичне обґрунтування з погляду компромісу зміщення–дисперсія (bias–variance tradeoff). Звичайний метод найменших квадратів дає незміщені оцінки коефіцієнтів, але за мультиколінеарності вони мають велику дисперсію й нестабільні: незначна зміна даних призводить до значної зміни коефіцієнтів. Додавання регуляризаційного штрафу вносить невелике зміщення, проте суттєво зменшує дисперсію, що загалом

покращує якість прогнозу на нових даних. Як видно з таблиці 2.2, у широкому діапазоні значень α (від 0,01 до 100) якість змінюється незначно, що свідчить про стійкість моделі до вибору цього гіперпараметра.

Багатовихідна постановка задачі реалізується як розв'язання спільної системи для всіх цільових сигналів одночасно: матриця ваг має розмірність «кількість ознак $\times$ кількість цілей». Оскільки всі цілі поділяють однакову матрицю ознак, таке формулювання є обчислювально ефективним і дозволяє єдиним проходом отримати ваги для всіх 15 сигналів, що важливо для подальшого обчислення інтегральної оцінки ризику.

Таблиця 2.2 – Результати пошуку коефіцієнта регуляризації α (валідація 2023)

α	Норм. MAE	MAE	RMSE	R^2
0,01	0,3823	3,1768	5,3657	0,7964
0,1	0,3822	3,1754	5,3642	0,7965
1,0	0,3829	3,1763	5,3620	0,7967
10,0	0,3873	3,1891	5,3558	0,7972
100,0	0,3917	3,2001	5,3686	0,7962
1000,0	0,3975	3,2471	5,4311	0,7914
10000,0	0,4396	3,6689	5,9253	0,7517

2.3 Метрики оцінювання якості

Для оцінювання якості регресійної моделі використано три загальноприйняті метрики. Середня абсолютна похибка (MAE) — середнє значення модулів різниць між прогнозом і фактом; вона легко інтерпретується в одиницях цільового сигналу. Корінь із середньоквадратичної похибки (RMSE) сильніше штрафує великі похибки й чутливіший до викидів. Коефіцієнт детермінації (R^2) показує частку дисперсії цільової величини, яку пояснює модель: значення 1 відповідає ідеальному прогнозу, 0 — рівню прогнозу середнім значенням, а від'ємні значення свідчать про прогноз, гірший за середнє.

2.4 Огляд джерел метеорологічних даних

Для побудови ознак моделі використано комбінацію внутрішніх даних ЧАЕС та зовнішніх метеорологічних сервісів. Основним зовнішнім джерелом є NASA POWER (Prediction Of Worldwide Energy Resources) — сервіс NASA, що надає погодинні часові ряди метеопараметрів у форматах JSON, CSV та NetCDF, доступні від 2001 року до режиму, близького до реального часу. Додатковим джерелом для перевірки є Open-Meteo Historical Weather API, що надає історичні погодні дані з 1940 року. Як кандидати для подальшого розвитку розглянуто станційні спостереження NOAA ISD (Integrated Surface Database) та високоякісний реаналіз ERA5 від ECMWF/Copernicus. Порівняння джерел наведено в таблиці 2.3.

Таблиця 2.3 – Порівняння джерел метеорологічних даних

Джерело	Покриття	Доступ	Роль у системі
Внутрішні дані ЧАЕС	Майданчик, 2020–2024	Файли Excel	Цільові сигнали та частина ознак
NASA POWER	Глобальне, з 2001	Відкрите API	Основні історичні та прогнозні ознаки
Open-Meteo	Глобальне, з 1940	Відкрите API	Перевірка та оцінка невизначеності
NOAA ISD	Глобальне	Відкритий архів	Кандидат: станційні спостереження
ERA5 (ECMWF)	Глобальне, з 1940	CDS API	Кандидат: high-quality реаналіз

2.5 Внутрішні дані ЧАЕС

Внутрішні дані надано у вигляді щорічних файлів Excel формату output_sum за 2020–2024 роки. Файли мають різний крок дискретизації (від 5 до 60 хвилин) та різну кількість записів; для побудови навчального набору їх агреговано до погодинного рівня. Характеристики внутрішніх файлів наведено в таблиці 4.1 розділу 4.

2.6 Огляд існуючих програмних рішень

Аналіз доступних рішень показує, що наявні окремі складові, потрібні для розв'язання задачі, але не цілісні системи саме для цього застосування. Існують потужні метеорологічні сервіси з відкритими API (NASA POWER, Open-Meteo), бібліотеки машинного навчання загального призначення (scikit-learn, XGBoost), а також промислові SCADA- та SHM-платформи для моніторингу конструкцій. Проте готового рішення, яке поєднувало б інтеграцію різномірних метеоджерел, прогнозу модель впливу погоди на конкретну захисну споруду та зручний дашборд оператора, у відкритому доступі не виявлено. Це підтверджує доцільність розробки власної системи.

2.7 Особливості оцінювання моделей на часових рядах

Дані впливу погоди на конструкцію є часовими рядами, що накладає особливі вимоги на процедуру оцінювання моделі. Стандартна перехресна перевірка з випадковим розбиттям (k-fold) для часових рядів є некоректною: оскільки сусідні в часі спостереження сильно корельовані, випадкове перемішування призводить до того, що до навчальної вибірки потрапляють значення, які за часом лежать «у майбутньому» відносно тестових. Це створює витік інформації та завищує оцінку якості, яка не відтворюється на реальних майбутніх даних.

Натомість у роботі застосовано розбиття за часом (time-aware split): найраніші роки (2020–2022) формують навчальну вибірку, наступний рік (2023) — валідаційну, а останній (2024) — тестову. Така схема імітує реальний сценарій експлуатації, коли модель навчається на минулому й застосовується до майбутнього. Валідаційна вибірка використовується лише для добору гіперпараметрів (зокрема коефіцієнта регуляризації α), а тестова — виключно для фінального оцінювання й жодним чином не бере участі в навчанні. Близькість

метрик на трьох послідовних у часі вибірках є додатковим свідченням стабільності моделі.

Висновки до розділу 2

Виконано огляд методів машинного навчання та джерел даних. Обґрунтовано вибір ridge-регресії як базового методу з огляду на стійкість до мультиколінеарності, інтерпретованість, наявність аналітичного рішення та відсутність потреби в зовнішніх бібліотеках. Визначено набір метрик оцінювання якості та обрано комбінацію внутрішніх даних ЧАЕС і відкритих метеосервісів як джерела даних. Коефіцієнт регуляризації $\alpha = 0,1$ обрано за результатами пошуку на валідаційній вибірці.

3 ПРОЄКТУВАННЯ ПРОГРАМНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ВПЛИВУ МЕТЕОРОЛОГІЧНИХ УМОВ НА НБК ЧАЕС

3.1 Загальна архітектура системи

Система має трирівневу архітектуру, що складається з AI-модуля (підготовка даних і навчання моделі), backend (зберігання даних, REST API, аналітика, обчислення ризику, потік подій) та frontend (вебдашборд оператора). Така декомпозиція забезпечує розділення відповідальності, незалежне тестування компонентів і можливість їх подальшого розвитку. Загальну архітектуру наведено на рисунку 3.1.

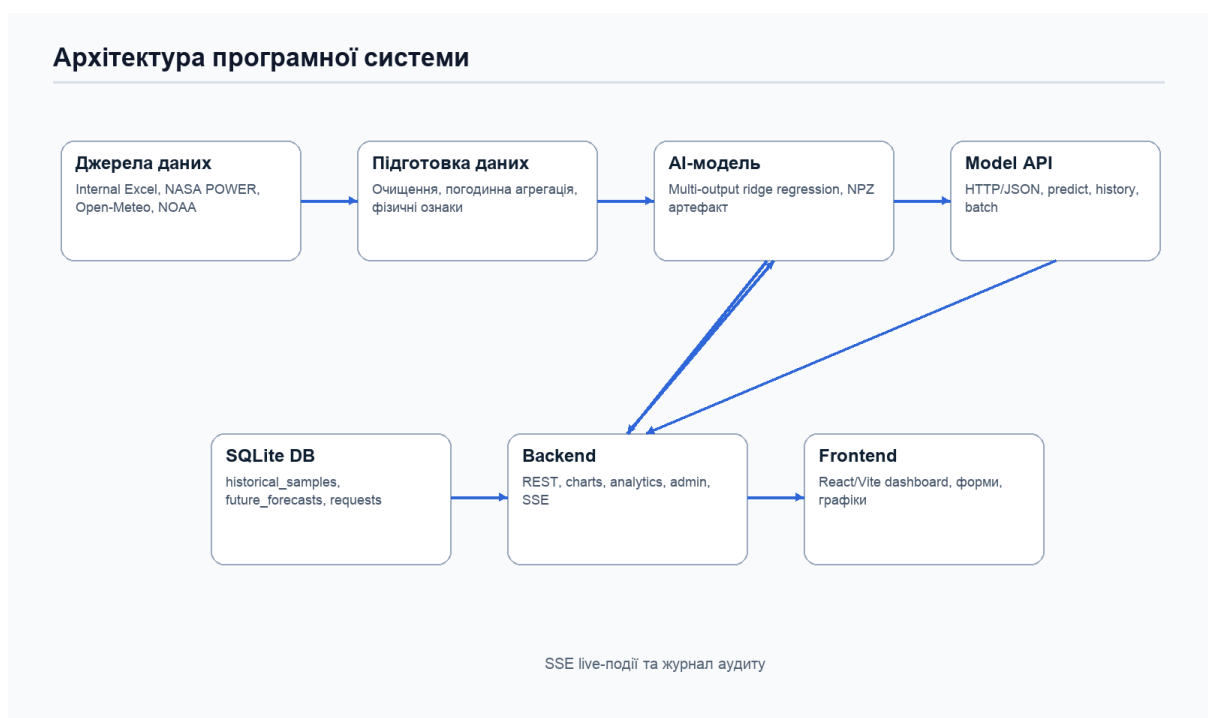


Рисунок 3.1 – Загальна архітектура програмної системи

Як видно з рисунка 3.1, дані послідовно проходять три рівні системи: AI-модуль готує навчальний набір і навчає модель, backend зберігає дані та надає їх через REST API, а frontend візуалізує результати для оператора. Взаємодія між

рівнями відбувається через чітко визначені контракти — файли навченої моделі та HTTP-інтерфейс, що дозволяє розробляти й тестувати кожен рівень незалежно.

3.2 Обґрунтування вибору технологій

AI-модуль реалізовано мовою Python із використанням бібліотек NumPy і pandas. Модель навчання побудовано безпосередньо на NumPy без бібліотеки scikit-learn, оскільки у цільовому середовищі виконання вона недоступна; це гарантує відтворюваність без встановлення додаткових пакетів. Backend реалізовано засобами стандартної бібліотеки Python (модуль `http.server`) та вбудованої СКБД SQLite, без використання вебфреймворків на кшталт FastAPI чи Flask. Це свідоме рішення: воно мінімізує зовнішні залежності й дозволяє запускати сервер без додаткового розгортання. SQLite працює у режимі журналювання WAL (Write-Ahead Logging), що підвищує надійність та конкурентність доступу. Frontend побудовано на React 19 зі складанням засобами Vite; візуалізації реалізовано власними засобами SVG, що знімає залежність від важких графічних бібліотек.

Вибір SQLite як СКБД обґрунтовується характером задачі: дані мають помірний обсяг (десятки тисяч записів), переважають операції читання для аналітики, а система є однокористувацьким дослідницьким прототипом. За таких умов вбудована безсерверна СКБД є оптимальною — вона не потребує окремого процесу й адміністрування, зберігає всю базу в одному файлі, що спрощує резервне копіювання та перенесення, і водночас підтримує повноцінний SQL та транзакційність. У разі переходу до промислової експлуатації з багатьма одночасними клієнтами архітектура дозволяє замінити рівень доступу до даних на клієнт-серверну СКБД без зміни клієнтської частини.

3.3 Проектування бази даних

Базу даних спроектовано для зберігання історичних і прогнозних метеоданих, запитів прогнозування, доменних подій НБК, журналів системи та аналітичних знімків. Структуру бази даних наведено на рисунку 3.2, а перелік основних таблиць та їх призначення — у таблиці 3.1.

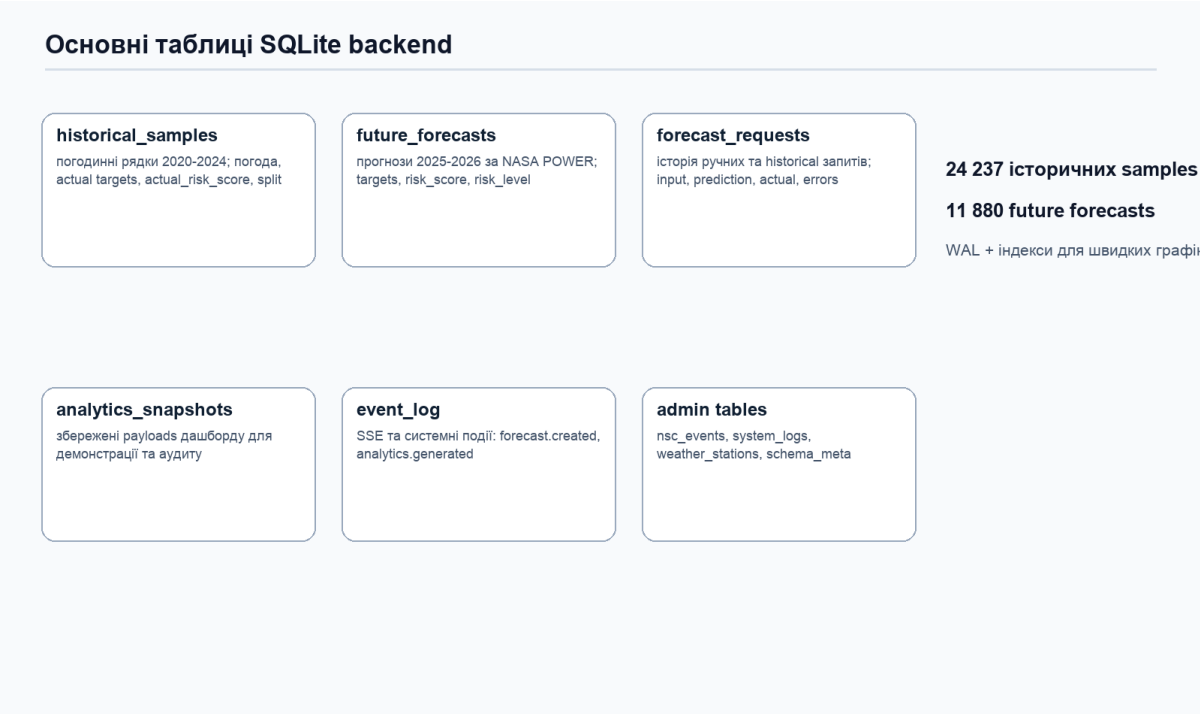


Рисунок 3.2 – Схема бази даних системи

Таблиця 3.1 – Основні таблиці бази даних

Таблиця	Записів	Призначення
historical_samples	24 237	Історичні погодинні дані 2020–2024 з погодою, цільовими сигналами, оцінкою ризику та розбиттям
future_forecasts	11 880	Прогнози для метеоданих NASA POWER на 2025–2026
forecast_requests	—	Ручні та історичні запити прогнозування через backend
nsc_events	—	Доменні події та інциденти НБК
system_logs	—	Журнал роботи системи (INFO/WARN/ERROR)
weather_stations	—	Активні джерела погодних даних
analytics_snapshots	—	Збережені аналітичні зрізи дашборду

Продовження таблиці 3.1

Таблиця	Записів	Призначення
event_log	—	Події для аудиту та потоку SSE

3.4 Проєктування REST API

Інтерфейс програмування застосунків спроектовано за принципами REST: ресурси адресуються URL-шляхами, операції виконуються методами HTTP, а дані передаються у форматі JSON. API логічно поділено на групи: метадані та стан системи, історичні дані, прогнозування (сценарне та історичне), аналітика, графіки, потік подій і адміністративний блок. Для опису контракту передбачено машиночитний дескриптор у стилі OpenAPI. Формати відповідей графічних endpoint'ів спроектовано «chart-ready» — придатними для безпосереднього передавання у клієнтські бібліотеки візуалізації.

Розподіл операцій між методами HTTP відповідає семантиці REST: операції лише читання (отримання історії, аналітики, графіків, метаданих) реалізовано методом GET і вони є ідемпотентними та безпечними, тоді як операції, що створюють запит прогнозування або зберігають знімок аналітики, реалізовано методом POST. Запити на прогнозування приймають тіло у форматі JSON із набором погодних параметрів, а у відповіді повертають прогноз цільових сигналів, сиру й калібровану оцінку ризику та визначений рівень ризику. Для зручності клієнта частина агрегованих даних об'єднується в єдиний payload (наприклад, огляд дашборду), що зменшує кількість мережових звернень.

3.5 Конвеєр взаємодії компонентів

Взаємодію клієнта, REST API та бази даних, включно з потоком подій реального часу через канал Server-Sent Events, показано на рисунку 3.3. Клієнт надсилає запити на прогнозування та отримання аналітики, backend звертається до

бази даних і AI-моделі, а про важливі події (створення прогнозу, генерація аналітики) повідомляє клієнта через постійне з'єднання SSE.

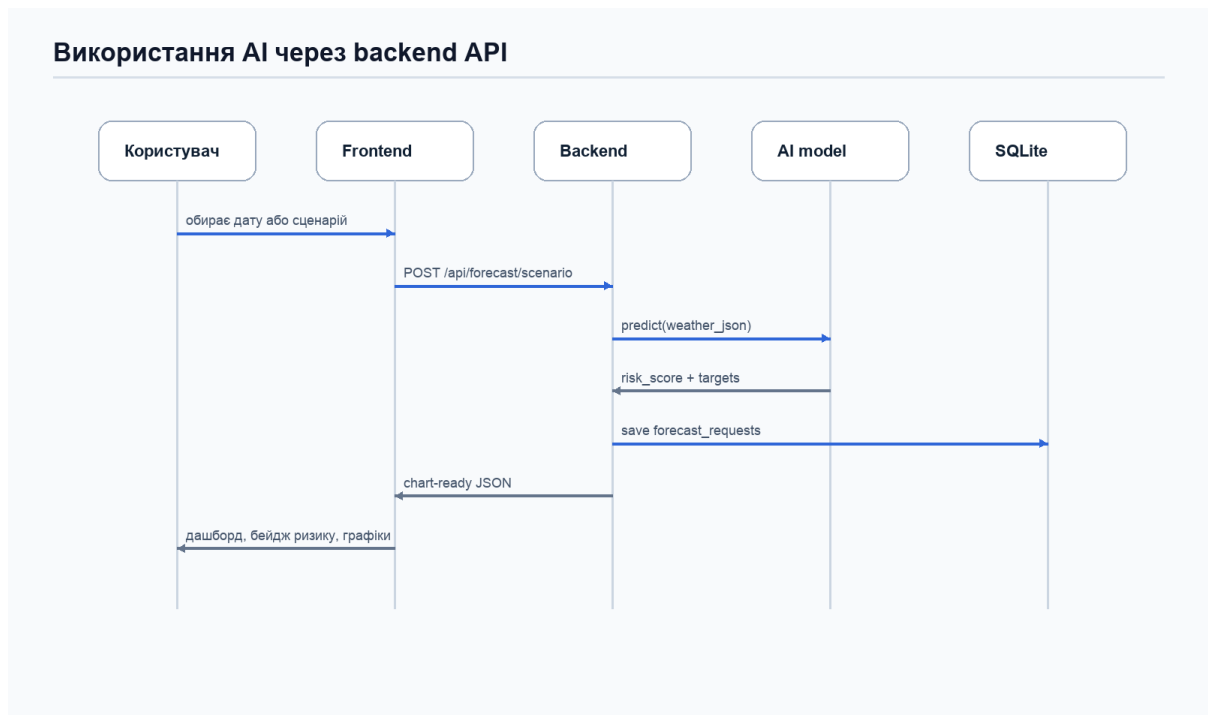


Рисунок 3.3 – Діаграма взаємодії компонентів системи

Наведена на рисунку 3.3 діаграма показує, що синхронні запити клієнта (прогнозування, отримання аналітики) обслуговуються через REST API, тоді як асинхронні сповіщення про важливі події надходять до клієнта окремим каналом SSE. Такий поділ на синхронну та подієву взаємодію дозволяє інтерфейсу залишатися актуальним без постійного опитування сервера й зменшує мережеве навантаження.

3.6 Проєктування простору ознак

Окремою проєктною задачею є побудова простору ознак. Окрім «сирих» метеопараметрів (температура, вологість, швидкість і напрям вітру, пориви, тиск, опади), передбачено похідні фізичні ознаки (густина повітря, точка роси, динамічний тиск, квадрат швидкості), циклічні ознаки часу (синус і косинус години, дня року, місяця) та секторні ознаки напрямку вітру з кроком 30 градусів.

Циклічне кодування напряму вітру через синус і косинус усуває розрив на межі $0^\circ/360^\circ$. Загалом простір ознак містить 64 величини; детальний опис наведено в розділі 4.

3.7 Принципи та патерни проєктування

Під час проєктування системи дотримано низки інженерних принципів. Принцип розділення відповідальності (separation of concerns) реалізовано через трирівневу декомпозицію: підготовка даних і навчання, серверна логіка та представлення розділені й взаємодіють через чітко визначені контракти (файли моделі та REST API). Принцип мінімізації залежностей знижує ризики розгортання й підвищує відтворюваність. Ініціалізація бази даних спроектована ідемпотентною: повторний запуск із наповненням з оброблених CSV-файлів приводить базу до того самого узгодженого стану, що спрощує відтворення експериментів.

Backend побудовано за шаром маршрутизації запитів, який зіставляє URL-шляхи та методи HTTP з обробниками, шаром доступу до даних (запити до SQLite) та шаром бізнес-логіки (застосування моделі, обчислення ризику, формування аналітики). Формати відповідей уніфіковано, а помилки повертаються у структурованому вигляді. Такий поділ полегшує тестування окремих складових і подальше розширення системи без зміни клієнтської частини.

Висновки до розділу 3

Спроектовано трирівневу архітектуру системи з мінімальними зовнішніми залежностями, обґрунтовано вибір технологій, розроблено схему бази даних із восьми таблиць, спроектовано REST API та сценарії взаємодії компонентів, зокрема механізм надсилання подій у реальному часі. Окремо опрацьовано проєкт простору ознак, що поєднує метеорологічні, фізичні та часові характеристики.

4 РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМНОЇ СИСТЕМИ МОДЕЛЮВАННЯ ВПЛИВУ МЕТЕОРОЛОГІЧНИХ УМОВ НА НБК ЧАЕС

4.1 Конвеєр підготовки даних

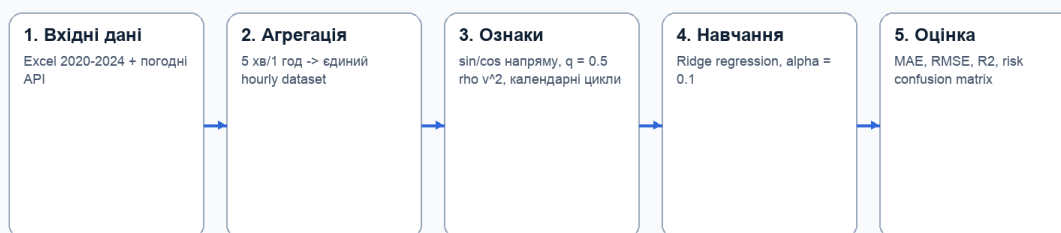
Конвеєр підготовки даних об'єднує внутрішні дані ЧАЕС із зовнішніми метеознаками. Внутрішні файли Excel за 2020–2024 роки агрегуються до погодинного рівня; для кожної години обирається значення цільового сигналу з найбільшим за модулем навантаженням. Характеристики вихідних файлів наведено в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Вихідні внутрішні файли даних ЧАЕС

Файл	Період	Рядків	Крок
output_sum_2020.xlsx	2020-01 — 2020-12	2 738	60 хв
output_sum_2021.xlsx	2021-02 — 2021-12	28 762	5 хв
output_sum_2022.xlsx	2022-01 — 2022-12	62 437	5 хв
output_sum_2023.xlsx	2023-01 — 2023-12	97 171	5 хв
output_sum_2024.xlsx	2024-01 — 2024-06	46 772	5 хв

До агрегованих внутрішніх даних приєднуються погодні ознаки NASA POWER за відповідні години. Пропущені значення NASA, позначені службовим кодом -999, перетворюються на NaN і не подаються до моделі. Результатом є узгоджений навчальний набір `data/processed/modeling_dataset_hourly.csv`. Загальний процес підготовки даних і навчання показано на рисунку 4.1.

Пайплайн підготовки даних і навчання AI



Test: MAE 2.944, RMSE 5.338, R2 0.801

Baseline MAE 7.919; покращення приблизно 62.8%

Рисунок 4.1 – Конвеєр підготовки даних та навчання моделі

Дані розділено за часом: навчальна вибірка — 2020–2022 роки (12 277 спостережень), валідаційна — 2023 рік (8 062), тестова — 2024 рік (3 898). Випадкове розбиття свідомо не застосовується, оскільки для часових рядів воно створює витік майбутньої інформації у навчальну вибірку та завищує оцінку якості.

Конвеєр підготовки даних виконує також низку операцій очищення та узгодження. Дублікати за часовою позначкою усуваються, неузгоджені або відсутні значення обробляються, а назви цільових сигналів дедуплікуються — саме тому остаточний перелік містить 15 унікальних цілей. Часові позначки внутрішніх даних і зовнішніх метеознак приводяться до єдиної шкали для коректного приєднання за годинами. Усі етапи конвеєра є детермінованими: за фіксованих вхідних файлів вони відтворюють той самий навчальний набір, хеш якого зберігається в метаданих моделі.

Окремої уваги потребує узгодження часових зон. Внутрішнє поле часу DPE у файлах Excel тимчасово трактується як UTC, оскільки документального підтвердження часової зони джерела немає. Це припущення впливає на приєднання погодних ознак і є одним із задокументованих обмежень роботи (див. підрозділ

5.9); його уточнення з технічною службою об'єкта є одним із напрямів подальшого розвитку.

4.2 Інженерія ознак

Модель використовує 64 вхідні ознаки, що поділяються на кілька груп. До метеорологічних ознак належать температура, відносна вологість, швидкість і напрям вітру, пориви вітру, атмосферний тиск та опади. До фізичних похідних ознак — густина повітря, точка роси, компоненти вітру u та v , квадрат швидкості вітру, динамічний тиск $q = 0,5 \cdot \rho \cdot v^2$ та аналогічний тиск для поривів, а також взаємодії вологості й температури зі швидкістю вітру. До часових ознак — циклічно закодовані (через синус і косинус) година доби, день року та місяць. Окрему групу становлять секторні ознаки: для кожного 30-градусного сектора напрямку вітру обчислюється проєкція динамічного тиску (у знаковому та додатному варіантах), що дає змогу врахувати напрямну спрямованість вітрового навантаження на різні частини конструкції. Узагальнений склад простору ознак за групами наведено в таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Групи вхідних ознак моделі

Група ознак	Кількість	Приклади та призначення
Метеорологічні (сирі)	7	Температура, вологість, швидкість і напрям вітру, пориви, тиск, опади
Фізичні похідні	близько 9	Густина повітря, точка роси, компоненти u/v , квадрат швидкості, динамічний тиск $q = 0,5 \cdot \rho \cdot v^2$
Взаємодії ознак	близько 4	Добутки вологості й температури зі швидкістю вітру (нелінійні взаємодії)
Часові (циклічні)	6	Синус і косинус години доби, дня року та місяця
Секторні (напрямок вітру)	близько 24	Проекції динамічного тиску на 30-градусні сектори (знакові та додатні)
Інші службові	решта	Допоміжні нормувальні та агрегувальні величини

Поділ ознак на групи відображає фізичну природу впливу погоди на конструкцію. Сирі метеопараметри є первинними спостереженнями, тоді як фізичні похідні явно кодують відомі залежності (зокрема квадратичну залежність динамічного тиску від швидкості вітру), полегшуючи завдання лінійній моделі. Секторні ознаки розкладають вітрове навантаження за напрямками, що дозволяє моделі врахувати анізотропність впливу — різну реакцію західної, східної та циліндричної частин арки на вітер різних румбів. Циклічне кодування часу через синус і косинус усуває штучний розрив між кінцем та початком доби чи року. Такий ретельно сконструйований простір ознак є ключовим чинником якості прогнозу: він дозволяє простій інтерпретованій лінійній моделі вловити фізично обґрунтовані залежності без застосування складніших нелінійних алгоритмів.

4.3 Реалізація прогнозної моделі

Прогнозну модель реалізовано як багатовихідну ridge-регресію засобами NumPy. Алгоритм передбачає стандартизацію вхідних ознак та цільових колонок, обчислення ваг через розв'язання системи лінійних рівнянь з регуляризацією ($\alpha = 0,1$) та збереження ваг разом зі статистиками нормалізації у файл формату .prz. Метадані моделі — політику розбиття, хеші даних, метрики та порогові значення — збережено у файлі model_metadata.json, що забезпечує повну відтворюваність експерименту. Багатовихідна постановка дозволяє єдиною моделлю одночасно прогнозувати всі 15 цільових сигналів.

4.4 Механізм оцінки ризику та калібрування

Інтегральна «сира» оцінка ризику обчислюється як найбільше за модулем значення серед 15 спрогнозованих цільових сигналів. Оскільки регресійні моделі схильні занижувати пікові навантаження, сиру оцінку калібрують квантильним відображенням за валідаційними даними 2023 року. Порогові рівні визначено за

перцентилями навчального розподілу: 75-й перцентиль (33,3) відповідає рівню «увага», 90-й (43,2) — «попередження», 97,5-й (62,41) — «критичний». Загальну схему формування оцінки ризику показано на рисунку 4.2, а порогові значення — у таблиці 4.3.

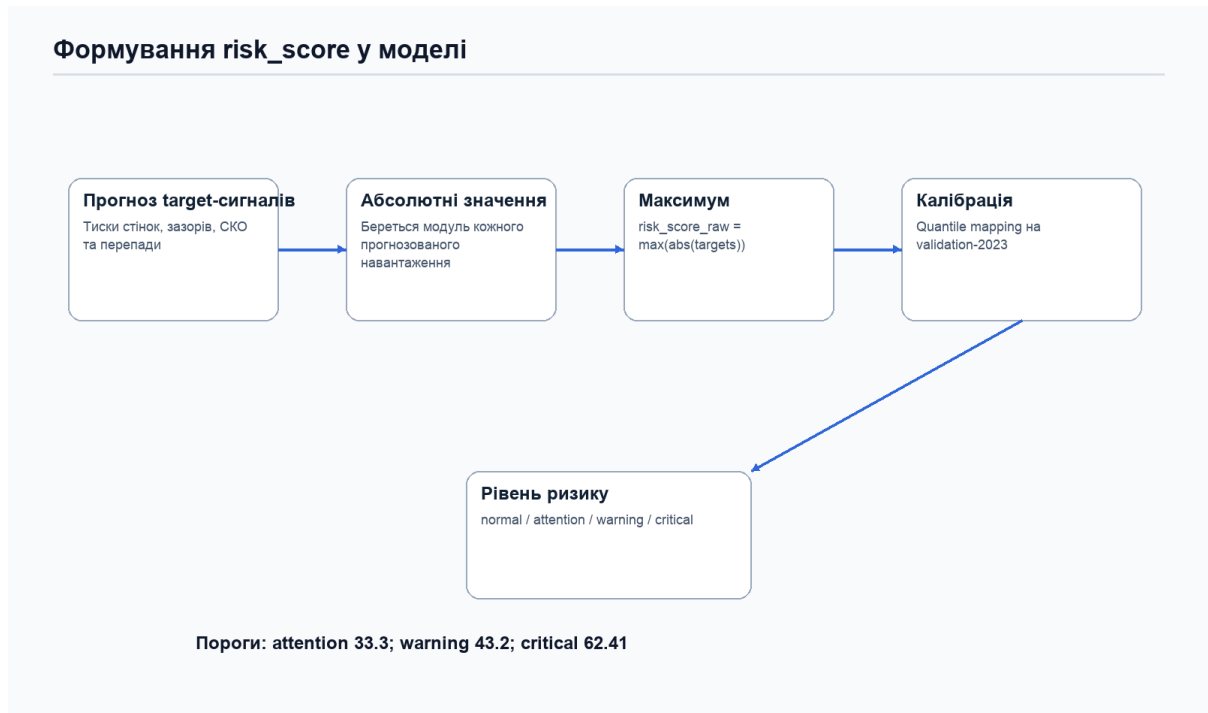


Рисунок 4.2 – Схема формування інтегральної оцінки ризику

Таблиця 4.3 – Рівні ризику та порогові значення

Рівень ризику	Поріг	Інтерпретація
Норма	< 33,3	Звичайний стан конструкції
Увага	≥ 33,3	Підвищене навантаження, спостереження
Попередження	≥ 43,2	Потрібен посилений контроль
Критичний	≥ 62,41	Потрібні дії оператора

Слід наголосити, що порогові значення мають статистичну, а не інженерну природу: вони відображають розподіл прогнозованих величин на історичних даних і призначені для демонстрації підходу, а не для прийняття рішень щодо безпеки. У реальній системі їх необхідно замінити затвердженими інженерними межами.

4.5 Реалізація backend і REST API

Backend реалізовано на стандартній бібліотеці Python і надає понад 25 кінцевих точок REST. Під час старту сервер автоматично наповнює базу даних з оброблених CSV-файлів (auto-seed). API охоплює доступ до метаданих і стану системи, історичних даних, прогнозування, аналітики, графіків, доменних подій та адміністративних операцій. Приклади основних кінцевих точок наведено в таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 – Приклади кінцевих точок REST API

Метод	Кінцева точка	Призначення
GET	/health	Стан сервісу та кількість зразків
GET	/api/meta	Модель, версія, метрики, пороги, діапазони даних
GET	/api/history	Історичні дані за розбиттям (train/validation/test/all)
POST	/api/forecast/scenario	Прогноз для ручного сценарію
POST	/api/forecast/history	Перевірка моделі на реальній історичній даті
GET	/api/analytics/dashboard	Об'єднаний payload для дашборду
POST	/api/analytics/evaluate-dates	Пакетна оцінка ризику за датами
GET	/api/charts/wind-rose	Дані для рози вітрів
GET	/api/admin/data-quality	Контроль якості даних
GET	/api/events/stream	Потік подій реального часу (SSE)

Адміністративний блок (/api/admin/*) забезпечує контроль якості даних, виявлення аномалій, перегляд продуктивності моделі, ранжування ризикових напрямів вітру, керування знімками аналітики, безпечні операції обслуговування (перевірка цілісності, контрольна точка WAL) та експорт даних у CSV.

4.6 Потік подій реального часу

Для оновлення інтерфейсу в реальному часі реалізовано канал Server-Sent Events за адресою /api/events/stream. Сервер надсилає події типів connected, heartbeat, forecast.created та analytics.generated. Це дозволяє frontend оперативно

оновлювати індикатор поточного ризику, перелік останніх прогнозів, панель сповіщень та індикатор активності аналітики без періодичного опитування сервера.

4.7 Реалізація frontend-дашборду

Клієнтську частину реалізовано на React 19 зі складанням засобами Vite у світлій темі. Інтерфейс містить бічну панель навігації з робочими просторами та шість вкладок-видів (огляд, прогноз, історія, аналітика, адміністрування, події). Дашборд відображає ключові показники (кількість історичних зразків і прогнозів, метрики MAE та R^2 , поточний рівень ризику), лінійні графіки трендів, розу вітрів і теплову карту, побудовані власними засобами SVG, а також форму сценарного моделювання. Загальний вигляд дашборда наведено на рисунку 4.3, екран сценарного прогнозування — на рисунку 4.4.

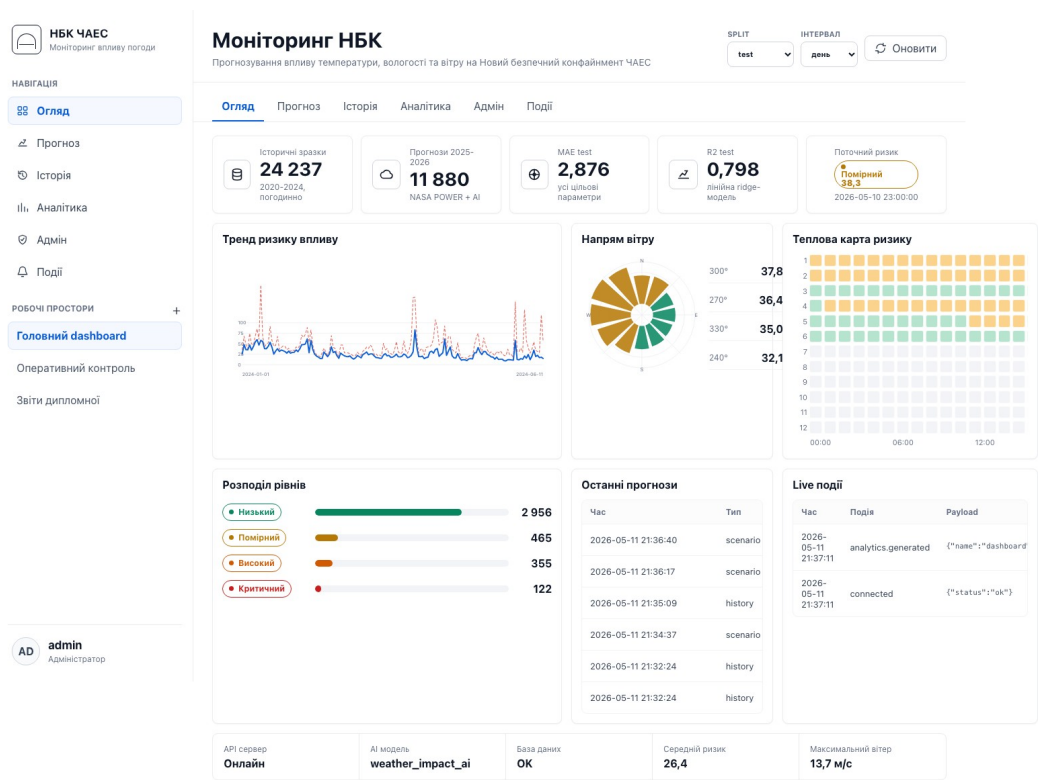


Рисунок 4.3 – Головний екран дашборда (десктоп)

Рисунок 4.3 демонструє, що основні показники системи винесено на один робочий екран: оператор бачить поточний рівень ризику, динаміку прогнозів,

розподіл вітру за напрямками та теплову карту навантаження. Таке компонування скорочує час первинної оцінки ситуації й дозволяє швидко перейти від загального огляду до детального сценарного розрахунку.

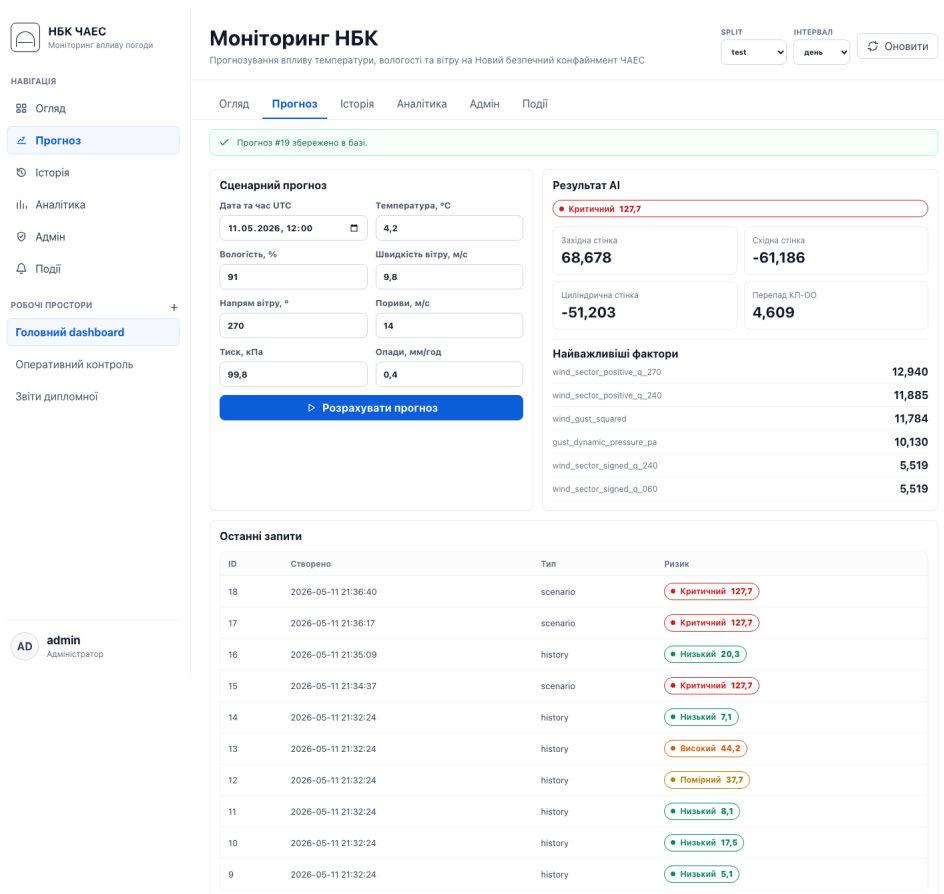


Рисунок 4.4 – Екран сценарного прогнозування (десктоп)

Екран сценарного прогнозування (рисунок 4.4) містить форму введення погодних параметрів — температури, вологості, швидкості, напрямку та поривів вітру, атмосферного тиску й опадів — і відображає результат застосування моделі: визначений рівень ризику, інтегральну оцінку та перелік найвпливовіших цільових сигналів. Поряд подано перелік останніх прогнозів, який оновлюється в реальному часі через канал подій SSE, що дозволяє оператору одразу бачити наслідки заданого сценарію.

Інтерфейс адаптовано до мобільних пристроїв із перебудовою компонування під вузький екран; відповідний вигляд показано на рисунку 4.5.

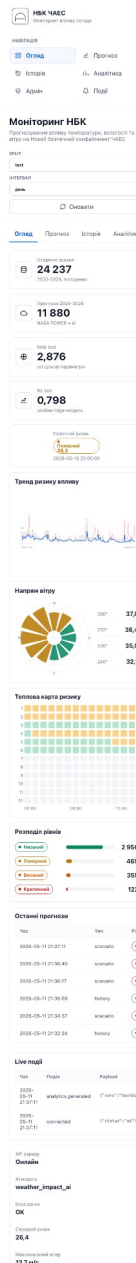


Рисунок 4.5 – Адаптивний вигляд дашборда (мобільний пристрій)

На рисунку 4.5 видно, що за вузької ширини екрана компоненти дашборда перебудовуються у вертикальний стек, а бічна панель навігації згортається. Це забезпечує зручність роботи оператора як на стаціонарному робочому місці, так і на мобільному пристрої, без втрати доступу до ключових показників та форми сценарного моделювання.

4.8 Приклад роботи інтерфейсу прогнозування

Для ілюстрації роботи системи розглянемо звернення до кінцевої точки сценарного прогнозування `POST /api/forecast/scenario`. Клієнт надсилає у тілі запиту погодні умови у форматі JSON:

```
{
  "timestamp_utc": "2026-05-11T12:00:00Z",
  "temperature_c": 4.2, "humidity_percent": 91,
  "wind_speed_m_s": 9.8, "wind_direction_degree": 270,
  "wind_gust_m_s": 14, "surface_pressure_kpa": 99.8,
  "precipitation_mm_hour": 0.4
}
```

Backend конструює повний вектор з 64 ознак (включно з похідними фізичними, часовими та секторними), застосовує модель, обчислює та калібрує оцінку ризику й повертає структуровану відповідь:

```
{
  "prediction": {
    "risk_score_raw": 250.4, "risk_score": 127.7,
    "risk_level": "critical",
    "top_targets": {
      "west_wall": 58.3, "east_wall": -52.3,
      "sko_kp_os": 99.99
    }
  }
}
```

Запит зберігається в таблиці `forecast_requests` і публікує подію `forecast.created` у потоці SSE, після чого frontend оновлює індикатор ризику та перелік останніх прогнозів. Для перевірки моделі на фактичних даних передбачено кінцеву точку `POST /api/forecast/history`, яка бере реальний історичний зразок за вказаною датою, прогнозує його та повертає прогноз поряд із фактичними значеннями й похибками.

Висновки до розділу 4

Реалізовано всі складові системи: конвеєр підготовки даних з агрегацією внутрішніх файлів та приєднанням метеознак, інженерію 64 ознак, багатовихідну ridge-модель на NumPy, механізм обчислення та калібрування оцінки ризику, backend із понад 25 кінцевими точками REST, потоком подій SSE та адміністративним блоком, а також frontend-дашборд із візуалізаціями та сценарним моделюванням.

5 ТЕСТУВАННЯ ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ СИСТЕМИ МОДЕЛЮВАННЯ ВПЛИВУ МЕТЕОРОЛОГІЧНИХ УМОВ НА НБК ЧАЕС

5.1 Методика тестування

Тестування проводилося на кількох рівнях: оцінювання якості прогнозової моделі на відкладеній тестовій вибірці 2024 року, аналіз якості класифікації рівнів ризику, аналіз важливості ознак, функціональна перевірка backend і REST API та перевірка коректності роботи інтерфейсу. Розбиття даних за часом унеможливорює витік інформації з майбутнього й забезпечує чесну оцінку узагальнювальної здатності моделі.

5.2 Оцінювання якості моделі за вибірками

Метрики моделі для навчальної, валідаційної та тестової вибірок наведено в таблиці 5.1. Близькість метрик на трьох вибірках свідчить про відсутність суттєвого перенавчання, а значення $R^2 \approx 0,80$ на тестовій вибірці — про те, що модель пояснює близько 80 % дисперсії цільових сигналів на раніше не бачених даних.

Таблиця 5.1 – Метрики моделі за вибірками

Вибірка	Рядків	MAE	RMSE	R^2
Навчальна (2020–2022)	12 277	2,735	5,120	0,743
Валідаційна (2023)	8 062	3,175	5,364	0,797
Тестова (2024)	3 898	2,944	5,338	0,801

Для перевірки змістовності моделі її порівняно з простою базовою лінією — прогнозом середнім значенням навчальної вибірки. Порівняння за середньою абсолютною похибкою наведено в таблиці 5.2. На тестовій вибірці модель зменшує MAE з 7,919 до 2,944, тобто приблизно на 63 %, що підтверджує наявність стійкого зв'язку між метеознаками й реакцією конструкції.

Порівняння з базовою лінією є обов'язковим етапом оцінювання, оскільки абсолютні значення метрик самі по собі важко інтерпретувати без точки відліку. Прогноз середнім значенням відповідає ситуації, коли модель не використовує жодної інформації про погодні умови; саме відносно нього обчислюється коефіцієнт детермінації R^2 . Стабільне покращення MAE приблизно на 63 % на тестовій вибірці, яка не брала участі в навчанні, означає, що модель уловлює саме закономірності впливу погоди, а не випадкові особливості навчальних даних. Важливо й те, що величина покращення майже не змінюється між валідаційною та тестовою вибірками, що свідчить про стабільність виявленої залежності в часі.

Таблиця 5.2 – Порівняння моделі з базовою лінією за MAE

Вибірка	Модель	Базова лінія	Покращення
Навчальна	2,735	6,583	58,5 %
Валідаційна	3,175	8,298	61,7 %
Тестова	2,944	7,919	62,8 %

5.3 Аналіз якості за цільовими сигналами

Деталізацію якості за окремими цільовими сигналами на тестовій вибірці наведено в таблиці 5.3. Найкраще модель прогнозує тиски стінок і зазорів (R^2 від 0,87 до 0,97), що відповідає прямому фізичному зв'язку цих величин з вітровим навантаженням. Натомість для деяких перепадів (зокрема КП-ОО BZ_8 та КП-ОО СА) спостерігаються від'ємні значення R^2 , що вказує на слабкий зв'язок цих сигналів з погодними ознаками та потребу в додаткових даних або нелінійних методах для їх моделювання.

Така нерівномірність якості за сигналами є очікуваною й змістовно пояснюваною. Тиски стінок і зазорів безпосередньо визначаються вітровим навантаженням, яке, у свою чергу, добре описується сконструйованими ознаками динамічного тиску; тому для цих сигналів лінійна модель досягає високого R^2 . Натомість перепади між суміжними зонами є різницями близьких за величиною

сигналів, тож відносна частка корисного сигналу в них менша, а вплив шуму вимірювань і неврахованих чинників (теплові деформації, інерційні ефекти) — більший. Для таких сигналів навіть незначна похибка прогнозу окремих складових призводить до значної відносної похибки їх різниці, що й проявляється у від'ємних значеннях R^2 . Це окреслює природний напрям подальшого вдосконалення: залучення додаткових ознак (зокрема показників внутрішнього стану конструкції) та нелінійних методів моделювання саме для групи перепадів, тоді як для основних сигналів тиску наявна лінійна модель є достатньою.

Така неоднорідність якості є очікуваною й змістовно інтерпретованою. Тиски стінок і зазорів безпосередньо реагують на зовнішнє вітрове та температурне навантаження, тому добре моделюються лінійною залежністю від погодних ознак. Натомість окремі перепади між внутрішніми зонами визначаються переважно внутрішніми процесами конструкції (наприклад, роботою вентиляційної системи або повільними деформаціями), які не відображені у вхідних метеоданих. Від'ємний R^2 для таких сигналів означає, що для них прогноз середнім значенням був би не гіршим за лінійну модель; це чесно фіксується й окреслює межі застосовності поточного підходу. Водночас завдяки тому, що інтегральна оцінка ризику будується за максимумом модуля, вирішальний внесок у неї роблять саме добре прогнозовані тиски та найбільші перепади, тому загальна якість оцінки ризику залишається прийнятною.

Таблиця 5.3 – Метрики за цільовими сигналами (тестова вибірка 2024)

Цільовий сигнал	MAE	RMSE	R ²
ГУ Тиск західна стінка	2,258	4,205	0,914
ГУ Тиск східна стінка	1,409	2,916	0,920
ГУ Тиск циліндрична стінка	0,872	1,530	0,971
ГУ Тиск західний зазор	1,981	3,775	0,924
ГУ Тиск східний зазор	1,444	2,796	0,924
ГУ Тиск ВСРО	2,353	4,426	0,872
ГУ СКО тиск 008p BQ	2,499	4,911	0,854
ГУ СКО тиск 009p BR	1,661	3,101	0,931
ГУ СКО тиск КП-ОС BS	2,304	4,454	0,923
Перепад КП-ОС	7,455	11,604	0,539
Перепад ОО-ОС 8-й	6,910	8,815	0,684
Перепад ОО-ОС BU 9-й	5,716	7,405	0,715
Перепад КП-ОО	1,857	3,382	0,397
Перепад КП-ОО BZ_8	3,092	3,851	-7,220
Перепад КП-ОО СА	2,351	3,207	-2,410

5.4 Аналіз класифікації рівнів ризику

Окрім регресійних метрик, оцінено якість класифікації рівнів ризику на тестовій вибірці 2024 року. Показники точності (precision), повноти (recall) та F1-міри за рівнями наведено в таблиці 5.4, а матриця невідповідностей — у таблиці 5.5. Загальна частка правильно визначених рівнів ризику становить близько 83 %. Найкраще розпізнається рівень «норма» (F1 = 0,93); найгірше — суміжний рівень «увага», що пояснюється його проміжним характером і нечіткою межею з сусідніми рівнями.

Таблиця 5.4 – Якість класифікації рівнів ризику (тест 2024)

Рівень	Підтримка	Precision	Recall	F1
Норма	2 956	0,901	0,960	0,930
Увага	465	0,406	0,325	0,361
Попередження	355	0,675	0,544	0,602
Критичний	122	0,753	0,549	0,635

Таблиця 5.5 – Матриця невідповідностей рівнів ризику (рядки — факт, стовпці — прогноз)

Факт \ Прогноз	Норма	Увага	Попер.	Крит.
Норма	2 839	110	7	0
Увага	267	151	47	0
Попередження	35	105	193	22
Критичний	10	6	39	67

5.5 Аналіз важливості ознак

Важливість ознак оцінено за середнім модулем стандартизованих коефіцієнтів моделі. Найвпливовіші ознаки наведено в таблиці 5.6. Провідну роль відіграє густина повітря, далі — секторні проєкції динамічного тиску для західних і південно-західних напрямів вітру (240° , 270° , 210°), точка роси та температура. Це узгоджується з фізичними уявленнями: вітрове навантаження визначається динамічним тиском, який залежить від густини повітря та квадрата швидкості вітру, а провідні напрями відповідають переважним вітрам у регіоні.

Аналіз важливості ознак має не лише ілюстративне, а й верифікаційне значення. Оскільки коефіцієнти лінійної моделі безпосередньо інтерпретуються, їх ранжування дає змогу перевірити, чи спирається модель на фізично осмислені залежності, а не на випадкові кореляції в даних. Той факт, що до переліку найвпливовіших ознак потрапили саме густина повітря та секторні проєкції динамічного тиску переважних західних напрямів, підтверджує змістовність моделі: вона відтворює відому з аеродинаміки квадратичну залежність навантаження від швидкості вітру та анізотропність впливу за напрямом. Перевага західних і південно-західних секторів відповідає переважним напрямам вітру в регіоні розташування об'єкта. Така інтерпретованість є суттєвою перевагою лінійного підходу для відповідальних застосувань, де важливо не лише отримати прогноз, а й пояснити, якими чинниками він зумовлений.

Таблиця 5.6 – Найвпливовіші ознаки моделі

Ознака	Важливість
air_density_kg_m3 (густина повітря)	2,046
wind_sector_positive_q_240 (сектор вітру 240°)	1,159
wind_sector_positive_q_270 (сектор вітру 270°)	1,122
wind_sector_positive_q_210 (сектор вітру 210°)	0,969
dew_point_c (точка роси)	0,879
temperature_2m_c (температура)	0,809
wind_sector_positive_q_090 (сектор вітру 90°)	0,706
wind_speed_squared (квадрат швидкості вітру)	0,679
wind_gust_squared (квадрат поривів вітру)	0,679
dynamic_pressure_pa (динамічний тиск)	0,573

5.6 Тестування backend та API

Backend перевірено автоматизованим тестом, що звертається до основних кінцевих точок. Результати тестування наведено в таблиці 5.7. Підтверджено коректну роботу дашборду на повному тестовому наборі, сценарного та історичного прогнозування, пакетної оцінки за датами, адміністративних операцій і потоку подій SSE. Середня абсолютна похибка пакетної оцінки за дванадцятьма реальними датами становила 2,997, а точність визначення рівня ризику — 83,3 %.

Таблиця 5.7 – Результати автоматизованого тестування backend

Показник	Значення
Зразків у дашборді (тест)	3 898
Рівень ризику сценарію	критичний
MAE історичного прогнозу	3,471
Оцінено дат	12
Середня MAE пакетної оцінки	2,997
Точність рівня ризику	0,833
Перевірка цілісності БД	ok
Перша подія SSE	connected

5.7 Сценарне тестування

Окремо перевірено поведінку системи на демонстраційних погодних сценаріях, що відповідають типовим та екстремальним умовам. Результати наведено в таблиці 5.8. Спокійний сухий сценарій дає низьку оцінку ризику й рівень «норма», тоді як сценарії з сильним вологим західним вітром, сильним північним вітром та літнім східним поривом дають високі сирі оцінки, які після калібрування відносяться до критичного рівня. Це демонструє, що модель адекватно реагує на посилення та зміну напрямку вітру, узгоджено з результатами аналізу важливості ознак.

Таблиця 5.8 – Результати сценарного тестування

Сценарій	Сира оцінка	Оцінка	Рівень
Спокій, сухо	10,9	7,6	норма
Вологий західний вітер	250,4	127,7	критичний
Сильний північний вітер	466,3	127,7	критичний
Літній східний порив	362,1	127,7	критичний

5.8 Аналіз продуктивності системи

Система розрахована на інтерактивну роботу оператора. База даних SQLite у режимі WAL займає близько 30 МБ і містить понад 36 тисяч записів (24 237 історичних зразків та 11 880 прогнозів). Навчена модель зберігається у компактному файлі .prz, а прогнозування для одного сценарію зводиться до множення матриць і виконується практично миттєво. Завдяки відсутності важких зовнішніх залежностей сервер запускається без додаткового розгортання, а наповнення бази з оброблених CSV-файлів виконується автоматично під час першого старту. Узагальнені кількісні характеристики системи наведено в таблиці 5.9.

Таблиця 5.9 – Узагальнені характеристики системи

Характеристика	Значення
Розмір бази даних SQLite	≈ 30 МБ
Історичних зразків (2020–2024)	24 237
Прогнозів (2025–2026)	11 880
Вхідних ознак моделі	64
Цільових сигналів	15
Кінцевих точок REST API	понад 25
Формат збереження моделі	.npz (NumPy)
Режим журналювання БД	WAL

5.9 Обмеження системи

За результатами аналізу виявлено такі обмеження системи, які слід враховувати:

1. порогові рівні ризику мають статистичну (перцентильну), а не інженерну природу;
2. часову зону внутрішніх даних (поле DPE) не підтверджено документально й тимчасово трактовано як UTC;
3. одиниці вимірювання цільових сигналів потребують підтвердження з технічною документацією;
4. похідні величини (корозія, деградація матеріалів) є спрощеними проксі для демонстрації;
5. використано лінійну ridge-регресію без градієнтного бустингу через відсутність відповідних бібліотек у середовищі виконання;
6. дані 2025–2026 містять лише погодні ознаки без внутрішніх цільових сигналів, тому використовуються для прогнозної демонстрації, а не для контрольованого тестування;
7. система є дослідницьким MVP і не є сертифікованою системою безпеки.

Висновки до розділу 5

Результати тестування підтвердили працездатність системи та достатню для дослідницького прототипу якість прогнозовної моделі: $R^2 \approx 0,80$ і покращення MAE приблизно на 63 % проти базової лінії на тестовій вибірці, а також точність класифікації рівнів ризику близько 83 %. Аналіз за цільовими сигналами та важливості ознак узгоджується з фізичними уявленнями про вплив вітру на конструкцію. Водночас чесно окреслено межі застосовності системи та напрями її подальшого вдосконалення.

ВИСНОВКИ

У дипломній роботі розв'язано актуальну задачу розробки програмної системи прогнозування впливу метеорологічних умов на Новий безпечний конфаймент Чорнобильської АЕС. Досягнуто поставленої мети та виконано всі сформульовані завдання.

За результатами виконання часткових завдань дослідження отримано такі результати:

1. проаналізовано предметну область, схарактеризовано об'єкт дослідження, визначено 15 контрольованих цільових сигналів конструкції та сформульовано вимоги до системи;

2. виконано огляд методів машинного навчання та порівняльний аналіз джерел метеоданих; обґрунтовано вибір багатовихідної ridge-регресії та комбінації внутрішніх і відкритих джерел даних, визначено коефіцієнт регуляризації $\alpha = 0,1$;

3. спроектовано трирівневу архітектуру системи, схему бази даних із восьми таблиць, REST API та простір з 64 ознак із мінімальними зовнішніми залежностями;

4. реалізовано конвеєр підготовки даних і навчено багатовихідну ridge-модель на NumPy;

5. реалізовано backend із понад 25 кінцевими точками REST API, аналітикою, потоком подій реального часу, адміністративним блоком та механізмом оцінки ризику з квантильним калібруванням;

6. реалізовано frontend-дашборд на React 19 із візуалізаціями та сценарним моделюванням;

7. проведено багаторівневе тестування, за результатами якого модель показала на тестовій вибірці MAE 2,944, RMSE 5,338 та R^2 0,801, що на ~63 % перевершує базову лінію, а точність класифікації рівнів ризику склала ~83 %.

Створена система є відтворюваним дослідницьким MVP, придатним для демонстрації підходу, сценарного аналізу та подальшого розвитку до повноцінної

системи підтримки прийняття рішень. Напрями подальшої роботи охоплюють підтвердження одиниць вимірювання та часових зон вихідних даних, інженерне обґрунтування порогів ризику, залучення нелінійних методів моделювання (градієнтний бустинг) та високоякісних джерел даних (ERA5), а також інтеграцію з реальними системами інженерного моніторингу.

Теоретичне значення роботи полягає в демонстрації того, що навіть проста й повністю інтерпретована лінійна модель, навчена на ретельно сконструйованому просторі фізично обґрунтованих ознак, здатна пояснити близько 80 % дисперсії реакції складної інженерної конструкції на погодні умови. Це підтверджує, що якість прогнозування у подібних задачах визначається насамперед якістю інженерії ознак та коректністю методики оцінювання, а не лише складністю алгоритму. Отриманий результат може слугувати базовою лінією для майбутніх досліджень із застосуванням складніших моделей.

Практичні результати роботи — програмний код AI-модуля, backend та frontend, навчена модель, наповнена база даних та комплект документації — утворюють цілісну основу, придатну для повторного використання й розвитку. Робота виконана в межах переддипломної практики й відповідає її індивідуальному завданню; усі поставлені завдання виконано в повному обсязі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Chernobyl New Safe Confinement / Structurae. URL: <https://structurae.net/en/structures/chernobyl-new-safe-confinement> (дата звернення: 15.04.2026).
2. Chernobyl New Safe Confinement: Finishing the New Safe Confinement / European Bank for Reconstruction and Development. URL: https://www.ebrd.com/content/dam/ebd_dxp/assets/pdfs/nuclear-safety/Chernobyl-New-Safe-Confinement-Finishing-the-New-Safe-Confinement.pdf (дата звернення: 15.04.2026).
3. Chernobyl New Safe Confinement: project overview / European Bank for Reconstruction and Development. URL: <https://www.ebrd.com/what-we-do/sectors/nuclear-safety/chernobyl-new-safe-confinement.html> (дата звернення: 15.04.2026).
4. Hoerl A. E., Kennard R. W. Ridge Regression: Biased Estimation for Nonorthogonal Problems. *Technometrics*. 1970. Vol. 12, № 1. P. 55–67. DOI: 10.1080/00401706.1970.10488634.
5. Tikhonov A. N., Arsenin V. Y. *Solutions of Ill-Posed Problems*. Washington: Winston & Sons, 1977. 258 p.
6. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. 2nd ed. New York: Springer, 2009. 745 p.
7. Bishop C. M. *Pattern Recognition and Machine Learning*. New York: Springer, 2006. 738 p.
8. Géron A. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow*. 2nd ed. Sebastopol: O'Reilly Media, 2019. 819 p.
9. Harris C. R. et al. Array programming with NumPy. *Nature*. 2020. Vol. 585. P. 357–362. DOI: 10.1038/s41586-020-2649-2.
10. McKinney W. *Data Structures for Statistical Computing in Python*. *Proceedings of the 9th Python in Science Conference*. 2010. P. 56–61.

11. The pandas development team. pandas: Powerful data structures for data analysis. URL: <https://pandas.pydata.org> (дата звернення: 20.04.2026).
12. Willmott C. J., Matsuura K. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate Research*. 2005. Vol. 30. P. 79–82.
13. Chai T., Draxler R. R. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? *Geoscientific Model Development*. 2014. Vol. 7. P. 1247–1250. DOI: 10.5194/gmd-7-1247-2014.
14. NASA POWER: Hourly API documentation / NASA Langley Research Center. URL: <https://power.larc.nasa.gov/docs/services/api/temporal/hourly/> (дата звернення: 22.04.2026).
15. NASA POWER: Prediction Of Worldwide Energy Resources. URL: <https://power.larc.nasa.gov> (дата звернення: 22.04.2026).
16. Open-Meteo: Historical Weather API. URL: <https://open-meteo.com/en/docs/historical-weather-api> (дата звернення: 22.04.2026).
17. Integrated Surface Database (ISD) / National Oceanic and Atmospheric Administration. URL: <https://www.ncei.noaa.gov/products/land-based-station/integrated-surface-database> (дата звернення: 22.04.2026).
18. Hersbach H. et al. The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. 2020. Vol. 146. P. 1999–2049. DOI: 10.1002/qj.3803.
19. ECMWF Reanalysis v5 (ERA5) / ECMWF. URL: <https://www.ecmwf.int/en/forecasts/dataset/ecmwf-reanalysis-v5> (дата звернення: 24.04.2026).
20. SQLite Documentation: Write-Ahead Logging. URL: <https://www.sqlite.org/wal.html> (дата звернення: 25.04.2026).
21. SQLite Documentation: About SQLite. URL: <https://www.sqlite.org/about.html> (дата звернення: 25.04.2026).

22. Python Software Foundation. `http.server` — HTTP servers. Python 3 Documentation. URL: <https://docs.python.org/3/library/http.server.html> (дата звернення: 25.04.2026).
23. Python Software Foundation. `sqlite3` — DB-API 2.0 interface for SQLite databases. URL: <https://docs.python.org/3/library/sqlite3.html> (дата звернення: 25.04.2026).
24. React Documentation / Meta Open Source. URL: <https://react.dev> (дата звернення: 27.04.2026).
25. Vite: Next Generation Frontend Tooling. URL: <https://vitejs.dev> (дата звернення: 27.04.2026).
26. Server-Sent Events / MDN Web Docs. URL: https://developer.mozilla.org/en-US/docs/Web/API/Server-sent_events (дата звернення: 27.04.2026).
27. Fielding R. T. Architectural Styles and the Design of Network-based Software Architectures: PhD dissertation. University of California, Irvine, 2000. 162 p.
28. Farrar C. R., Worden K. Structural Health Monitoring: A Machine Learning Perspective. Chichester: John Wiley & Sons, 2013. 643 p.
29. ДСТУ 3008:2015. Інформація та документація. Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлювання. Київ: ДП «УкрНДНЦ», 2016. 26 с.
30. World Meteorological Organization. Guide to Instruments and Methods of Observation (WMO-No. 8). Geneva: WMO, 2021.