

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БУДІВНИЦТВА І АРХІТЕКТУРИ

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ФЕДОРЧЕНКО МИКОЛА АНДРІЙОВИЧ

УДК 004.8:004.9:69:620.9

ДИСЕРТАЦІЯ

**ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ВИБОРУ
АЛЬТЕРНАТИВ ЕНЕРГООЩАДНИХ БУДІВЕЛЬ З ВИКОРИСТАННЯМ
ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ**

126 – інформаційні системи та технології
(шифр і назва спеціальності)

12 «Інформаційні технології»
(галузь знань)

Подається на здобуття наукового ступеня **доктора філософії**

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

_____/Федорченко М.А./

Науковий керівник: **1. Терентьєв Олександр Олександрович**,
доктор технічних наук, професор, професор кафедри інформаційних
технологій проектування та прикладної математики Київського національного
університету будівництва та архітектури

2. Горбатюк Євгеній Володимирович,
кандидат технічних наук, доцент кафедри будівельних машин Київського
національного університету будівництва та архітектури

АНОТАЦІЯ

Федорченко М.А. Інтелектуальна інформаційна система підтримки вибору альтернатив енергоощадних будівель з використанням штучного інтелекту. - Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 126 - «Інформаційні системи та технології». Київський національний університет будівництва і архітектури. Київ, 2026.

Дисертацію присвячено формуванню науково-методичних та прикладних методів вдосконалення і адаптації інтелектуальних інформаційних систем для вибору оптимальних альтернатив енергоощадних будівель, на ґрунті інтегрованого застосування штучного інтелекту, багатofакторного аналізу та локалізованих показників енергоефективності.

Наукова новизна роботи полягає у формуванні цифрового аналітичного простору та прикладного інструментарію для вибору альтернатив енергоощадних будівель з використанням штучного інтелекту, BIM-технологій, інтелектуальних аналітичних систем та автоматизованого виявлення енергетичних загроз упродовж життєвого циклу об'єкта.

Вперше розроблено:

- *інтелектуальну інформаційну систему автоматизованого керування процесами забезпечення енергоефективності будівель, у якій BIM-середовище реалізує функцію інтегратора єдиного цифрового простору, акумулювання та обміну даними між усіма стейкхолдерами проєкту, а підсистема штучного інтелекту виступає аналітичним ядром підтримки рішень. Система побудована на принципах мікросервісної архітектури з API-взаємодією та централізованим адмініструванням параметрів енергоефективності, що забезпечує масштабованість та інтероперабельність компонентів протягом життєвого циклу об'єкта;*

- *адаптивний метод багатокритеріального вибору архітектурно-інженерних рішень із застосуванням алгоритмів нечіткої логіки (fuzzy logic), нейронних мереж та методів опорних векторів (SVM), яка забезпечує*

формування раціональних параметрів у складних умовах багатофакторної невизначеності; на ґрунті IoT-компонентів, теплотехнічного моделювання та методів машинного навчання реалізовано когнітивну систему, здатну до самонавчання й прогнозування параметрів проектування. Модель формує та реалізує нову парадигму когнітивно-керованого проектування, що поєднує локальні показники енергоспоживання з глобальними критеріями техніко-економічної ефективності;

удосконалено:

- *інструментарій візуалізації енергетичних моделей та структуру цифрового аналітичного простору, що забезпечує аргументоване ухвалення проєктних рішень у процесі енергоефективного проектування. Аналітичний простір реалізовано як інтегроване цифрове середовище, яке об'єднує BIM-моделі, алгоритми ШІ, засоби енергомоніторингу та DSS-модулі в єдиному інтелектуальному контурі аналізу;*

- *підхід до інтеграції теплотехнічного моделювання у BIM-середовище, що надає можливість здійснювати динамічний аналіз теплових режимів будівель на всіх етапах життєвого циклу, підвищуючи точність оцінювання енергетичних характеристик. Удосконалення передбачає використання просторово-геоприв'язаних даних (PostGIS) та взаємодію з BIM-серверами для синхронізації розрахункових і проєктних параметрів у реальному часі;*

набули подальшого розвитку:

- *концептуальні засади формування формалізованого простору проектування, який враховує показники енергоефективності, внутрішню термодинаміку будівлі та зовнішні кліматичні впливи, що забезпечує комплексну оцінку ризиків і підвищує точність оптимізації рішень. Розширення підходу полягає у врахуванні сценаріїв багатофакторних загроз і адаптивному коригуванні параметрів моделі на основі прогнозних алгоритмів машинного навчання;*

- науково-прикладні положення автоматизованого виявлення енергетичних загроз і сценаріїв критичних впливів, зумовлених експлуатаційними та зовнішніми чинниками. Суттєво оновлено механізмів ранньої діагностики відхилень енергоспоживання на основі аналізу потокових IoT-даних та інтелектуальної класифікації ризиків.

Основний зміст дисертаційної роботи.

Дисертаційну роботу присвячено розв'язанню науково-прикладної проблеми підвищення ефективності проєктування енергоощадних будівель шляхом створення інтелектуальної інформаційної системи підтримки рішень, що побудована на глибокій інтеграції BIM-технологій, інструментів штучного інтелекту та методів енергомодельовання. У межах дослідження сформовано методологічне підґрунтя для побудови формалізованого простору проєктування, що враховує термодинамічні, конструктивні та кліматичні чинники. Розроблені алгоритми дозволяють здійснювати багатокритеріальний аналіз альтернативних архітектурно-інженерних рішень, моделювати теплопровідність і прогнозувати енергетичні втрати будівель з високою точністю. Практична реалізація запропонованої системи створює передумови для автоматизації процесів енергомодельовання, виявлення загроз енергоефективності та формування оптимальних рішень у цифровому середовищі проєктування будівель.

Провідна наукова інновація полягає у розробці комплексної моделі адаптивного багатокритеріального вибору архітектурних і технічних рішень на ґрунті інтелектуальних алгоритмів нечіткої логіки, глибинних нейронних мереж та методів опорних векторів (Support Vector Machines, SVM), інтегрованих у BIM-середовище. Обґрунтовано концепцію формалізованого адміністрування досягнення цільових параметрів енергоефективності із застосуванням мікросервісної архітектури та модульної IT-інфраструктури. Запропонована система створює цифровий аналітичний простір, здатний до самонавчання та адаптації, що забезпечує динамічний моніторинг, прогнозування та оптимізацію енергетичних характеристик будівель протягом

усього життєвого циклу. Це відкриває нові можливості для практичного впровадження інтелектуальних технологій у сферу проєктування та керування енергоефективністю об'єктів будівництва.

За результатами дослідження виконано наступне:

1. Створено аналітичний простір для комплексної оцінки рівня енергоефективності будівель із використанням цифрових моделей, експертних систем та програмних модулів, що дозволяють прогнозувати тепловтрати, адаптивно моделювати огорожувальні конструкції та здійснювати індикативну оцінку ефективності енерговитрат. Проведена апробація підтвердила високу точність та надійність запропонованих рішень.

2. Запропоновано функціональну архітектуру інформаційного середовища для підтримки процесів енергоефективного проєктування, побудовану на мікросервісній структурі, що забезпечує масштабованість, автоматизацію та самонавчання на основі реальних даних енергоаудиту, інтегруючи цифрові моделі BIM та алгоритми штучного інтелекту в єдину систему підтримки рішень.

У першому розділі дисертаційної роботи *«Систематизація інформаційних технологій та їхніх компонент в контексті пошуку та вибору альтернатив проєктування енергоощадних будівель»* здійснено систематизацію інформаційних технологій та їхніх компонентів у контексті пошуку і вибору альтернатив проєктування енергоощадних будівель. Проведено опрацювання понятійного апарату щодо сумісного застосування штучного інтелекту та ІТ як теоретичного підґрунтя для обґрунтованого вибору проєктних рішень з раціональними енергетичними характеристиками. Розглянуто засади, візуально-графічні та інструментальні можливості BIM-технологій та інших ІТ-компонентів для автоматизації процесів проєктування у циклі підготовки проєктів енергоефективних будівель. Окремо сформульовано постановку задачі дослідження та наукову гіпотезу щодо доцільності інтеграції ШІ у BIM-середовище для підвищення адаптивності та варіативності проєктних рішень. За результатами теоретичного аналізу сформовано системне уявлення про понятійно-категоріальний апарат

цифрового проектування, взаємозв'язки між інформаційними технологіями, ШІ, BIM, концепцією цифрового двійника та емерджентністю як властивістю цифрового середовища. Обґрунтовано зміну парадигми сучасного архітектурного проектування - від лінійного до адаптивного когнітивно-керованого процесу. Доведено роль BIM як інтегративної платформи для взаємодії геометричних моделей, інженерних даних, аналітичних блоків ШІ та сенсорної інформації IoT. Запропоновано підходи до вимірювання емерджентності та систематизовано інструментальні, візуальні й аналітичні компоненти BIM-середовища. Визначено наукову гіпотезу та ключові дослідницькі завдання, структуровано систему підзадач, що забезпечують формалізований вибір проєктних альтернатив з урахуванням енергоефективності. Результати розділу 1 слугують теоретичним та методологічним підґрунтям для побудови аналітико-функціонального середовища та розробки цифрових прототипів у наступних розділах дисертації.

У другому розділі дисертації *«Методичні та функціонально-технічні компоненти застосування інформаційних технологій для автоматизованого проектування енергоефективних будівель»* комплексно обґрунтовано та реалізовано методичні, математичні та техніко-функціональні основи застосування інформаційних технологій для автоматизованого проектування енергоефективних будівель із застосуванням штучного інтелекту та BIM. Сформульовано та апробовано інтегрований когнітивно-еволюційний підхід (ІКЕП), який об'єднує глибоке навчання, еволюційні алгоритми, нечітку логіку та Байєсові мережі для багатокритеріального аналізу і прогнозування енергоспоживання, оцінки ризиків та генерації оптимальних архітектурних рішень. Розроблено чітку структуру входних параметрів на ґрунті BIM-моделі, що охоплює геометричні, конструктивні, інженерні та експлуатаційні характеристики будівлі, формуючи простір ознак для побудови моделей прогнозування енергоспоживання. Математичні формалізації глибокої нейронної мережі, стохастичного градієнтного спуску та функцій втрат (MSE, MAE, Huber) забезпечують високу точність та узагальненість моделей. Запропоновано та протестовано еволюційні алгоритми (NSGA-II та PSO) для вибору оптимальних конфігурацій проєктних рішень за багатьма критеріями з

урахуванням техніко-економічних, енергетичних та комфортних параметрів, а також реалізовано моделі на ґрунті нечіткої логіки для роботи в умовах невизначеності. Інновацією є використання Байєсових мереж для оцінки ризиків, що дозволяє враховувати ймовірнісну природу ризиків у процесі вибору проектного рішення. Інтеграція цих підходів здійснена в рамках архітектури AI-BIM Regulatory Intelligence, яка забезпечує автоматизовану нормативну валідацію, генерацію проектних альтернатив, їх багатокритеріальне ранжування та візуалізацію в середовищі Revit. Створено прототип мінімально життєздатного продукту (Minimum Viable Product, MVP), який слугує інструментом для архітекторів, інженерів, експертів та освітніх установ, є адаптованим до українського нормативного контексту та підтверджує практичну цінність запропонованої системи.

У третьому розділі дисертації *«Аналітико-прикладне забезпечення та спрямування ІІІ на вибір варіантів енергоефективності будівель»* комплексно розглянуто аналітико-прикладні аспекти впровадження штучного інтелекту у процесі проектування, аналізу та оптимізації енергоефективних будівель. Показано застосування можливостей ІІІ для формалізованого розв'язання задач теплопровідності під час підготовки циклу проектів енергоощадних будівель, що забезпечує врахування геометричних, матеріальних, кліматичних та експлуатаційних параметрів одночасно. Розроблено інтегрований аналітичний простір для виявлення сукупного рівня енергоефективності будівлі, який дозволяє об'єднати дані з BIM-моделей, сенсорних мереж та цифрових паспортів об'єктів. Формалізовано процесуальні та експертні компоненти цифрового простору, що забезпечують надійний стан будівлі щодо енергоефективності та адаптивне коригування проектних рішень відповідно до змін у середовищі та експлуатаційних режимах. Особливу увагу приділено створенню моделі DNN (Deep Neural Network), навченої на підставі реальних даних енергоаудитів і симуляцій BIM, що дозволяє швидко оцінювати ефективність огорожувальних конструкцій з високою точністю ($MAE < 5,2$ Вт/м²) та інтегрувати результати в цифрові двійники будівель. Запропоновано процедури оптимізації теплоізоляційних матеріалів з використанням генетичних алгоритмів (GA) та нечіткої логіки (Fuzzy Logic), що скорочують

час проєктування і підвищують точність ухвалення рішень. Розроблено підходи до прогнозування теплових втрат у динамічному часовому контексті, включно з сезонними змінами, кліматичними сценаріями (RCP 4.5/8.5) та умовами експлуатації будівлі. Для цього застосовані гібридні моделі LSTM/GRU та Prophet, що дозволяють передбачати зміну тепловтрат $Q(t)$ на 3–5 років уперед, визначати періоди пікових втрат та критичні зони фасаду.

У четвертому розділі дисертації *«Реалізація моделі та експериментальні дослідження»* подано концепцію побудови інтегрованого аналітичного простору, який поєднує BIM, сенсорні дані, ШІ та модулі ухвалення рішень. Інформаційна система виконує функцію як розрахунково-аналітичного ядра, так і когнітивного інструменту керування енергоефективністю, що підтримує динамічний моніторинг у реальному часі, 3D-візуалізацію даних та формування сукупного індексу енергоефективності (SBEI). Розроблена інформаційна система реалізована як модульно-інтегрована структура, де компоненти взаємодіють через уніфіковані потоки даних. Циклічний потік інформації від Revit, сенсорів та симуляторів - до аналітичних модулів, системи підтримки рішень (Decision Support System, DSS) та візуалізації - зворотньо впливає на адаптацію та повторне навчання моделей. Урахування українських нормативів, кліматичних особливостей і житлової забудови забезпечує високий рівень адаптації системи, позиціонуючи її як унікальне рішення для національного ринку автоматизованого енергоефективного проєктування та цифрового керування будівлями.

Ключові слова: інтелектуальна інформаційна система (ІС), мікросервісна архітектура, модель DNN, цифровий двійник, BIM, штучний інтелект, машинне навчання, глибокі нейронні мережі, нечітка логіка, багатокритеріальний аналіз, модульно-інтегрована структура, цифровий енергоаудит будівлі.

ABSTRACT

Fedorchenko M.A. Intelligent information system for supporting the selection of energy-saving building alternatives using artificial intelligence. - Qualification scientific work in the form of a manuscript.

Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in specialty 126 - "Information Systems and Technologies". Kyiv National University of Construction and Architecture. Kyiv, 2026.

The dissertation is devoted to the formation of scientific, methodological and applied methods for improving and adapting intelligent information systems for selecting optimal alternatives for energy-saving buildings, based on the integrated application of artificial intelligence, multifactor analysis and localized energy efficiency indicators.

The scientific novelty of the work lies in the formation of a digital analytical space and applied tools for selecting alternatives for energy-efficient buildings using artificial intelligence, BIM technologies, intelligent analytical systems and automated detection of energy threats throughout the life cycle of the object.

For the first time, the following was developed:

- an intelligent information system for automated control of processes for ensuring energy efficiency of buildings, in which the BIM environment implements the function of an integrator of a single digital space, accumulation and exchange of data between all project stakeholders, and the artificial intelligence subsystem acts as an analytical core for decision support. The system is built on the principles of microservice architecture with API interaction and centralized administration of energy efficiency parameters, which ensures scalability and interoperability of components throughout the life cycle of the object;

- an adaptive method of multi-criteria selection of architectural and engineering solutions using fuzzy logic algorithms, neural networks and support vector methods (SVM), which ensures the formation of rational parameters in complex conditions of multifactor uncertainty; based on IoT components, thermal modeling and machine learning methods, a cognitive system capable of self-learning and forecasting design parameters has been implemented. The model forms and implements a new paradigm of cognitively guided design, which combines local

energy consumption indicators with global criteria of technical and economic efficiency.

Improved:

- the visualization tools of energy models and the structure of the digital analytical space, which ensures the reasoned adoption of design decisions in the process of energy-efficient design. The analytical space is implemented as an integrated digital environment that combines BIM models, AI algorithms, energy monitoring tools and DSS modules in a single intelligent analysis circuit;

- an approach to integrating thermal modeling into the BIM environment, which provides the ability to perform dynamic analysis of thermal regimes of buildings at all stages of the life cycle, increasing the accuracy of energy performance assessment. The improvement involves the use of spatially georeferenced data (PostGIS) and interaction with BIM servers to synchronize design and design parameters in real time.

The following have been further developed:

- conceptual principles for forming a formalized design space that takes into account energy efficiency indicators, internal thermodynamics of the building and external climatic influences, which provides a comprehensive risk assessment and increases the accuracy of solution optimization. The approach is expanded to include multifactor threat scenarios and adaptive adjustment of model parameters based on predictive machine learning algorithms;

- scientific and applied provisions for automated detection of energy threats and critical impact scenarios caused by operational and external factors. The mechanisms for early diagnosis of energy consumption deviations based on analysis of streaming IoT data and intelligent risk classification have been significantly updated.

The main content of the dissertation work.

The dissertation work is devoted to solving the scientific and applied problem of increasing the efficiency of designing energy-efficient buildings by creating an intelligent information system for decision support, which is built on the deep integration of BIM technologies, artificial intelligence tools and energy modeling methods. Within the framework of the research, a methodological basis has been

formed for building a formalized design space that takes into account thermodynamic, structural and climatic factors. The developed algorithms allow for multi-criteria analysis of alternative architectural and engineering solutions, modeling thermal conductivity and predicting energy losses of buildings with high accuracy. The practical implementation of the proposed system creates the prerequisites for automating energy modeling processes, identifying energy efficiency threats and forming optimal solutions in the digital environment of building design.

The leading scientific innovation is the development of a comprehensive model of adaptive multi-criteria selection of architectural and technical solutions based on intelligent fuzzy logic algorithms, deep neural networks and support vector machines (SVM) methods integrated into the BIM environment. The concept of formalized administration of achieving target energy efficiency parameters using microservice architecture and modular IT infrastructure is substantiated. The proposed system creates a digital analytical space capable of self-learning and adaptation, which provides dynamic monitoring, forecasting and optimization of energy characteristics of buildings throughout the entire life cycle. This opens up new opportunities for the practical implementation of intelligent technologies in the field of design and management of energy efficiency of construction facilities.

According to the results of the study, the following was accomplished:

1. An analytical space was created for a comprehensive assessment of the energy efficiency of buildings using digital models, expert systems and software modules that allow predicting heat loss, adaptively modeling enclosing structures and carrying out an indicative assessment of the efficiency of energy consumption. The testing confirmed the high accuracy and reliability of the proposed solutions.

2. A functional architecture of the information environment was proposed to support energy-efficient design processes, built on a microservice structure that provides scalability, automation and self-learning based on real energy audit data, integrating BIM digital models and artificial intelligence algorithms into a single decision support system.

In the first section of the dissertation work “Systematization of information technologies and their components in the context of searching for and selecting

alternatives for designing energy-efficient buildings”, a systematization of information technologies and their components in the context of searching for and selecting alternatives for designing energy-efficient buildings was carried out. The conceptual apparatus for the joint use of artificial intelligence and IT as a theoretical basis for a well-founded choice of design solutions with rational energy characteristics was studied. The principles, visual-graphic and instrumental capabilities of BIM technologies and other IT components for automating design processes in the cycle of preparing projects for energy-efficient buildings were considered. The research problem statement and a scientific hypothesis were separately formulated regarding the feasibility of integrating AI into the BIM environment to increase the adaptability and variability of design solutions. Based on the results of theoretical analysis, a systematic understanding of the conceptual and categorical apparatus of digital design, the relationships between information technologies, AI, BIM, the concept of a digital twin, and emergence as a property of the digital environment has been formed. The paradigm shift in modern architectural design is justified - from a linear to an adaptive cognitively guided process. The role of BIM as an integrative platform for the interaction of geometric models, engineering data, analytical AI blocks, and IoT sensor information has been proven. Approaches to measuring emergence have been proposed and the instrumental, visual, and analytical components of the BIM environment have been systematized. A scientific hypothesis and key research tasks have been determined, and a system of subtasks has been structured that provide a formalized selection of design alternatives taking into account energy efficiency. The results of section 1 serve as a theoretical and methodological basis for building an analytical and functional environment and developing digital prototypes in the following sections of the dissertation.

In the second section of the dissertation “Methodological and functional-technical components of the application of information technologies for automated design of energy-efficient buildings”, the methodological, mathematical and technical-functional foundations of the application of information technologies for automated design of energy-efficient buildings using artificial intelligence and BIM are comprehensively substantiated and implemented. An integrated cognitive-

evolutionary approach (ICEA) has been formulated and tested, which combines deep learning, evolutionary algorithms, fuzzy logic and Bayesian networks for multi-criteria analysis and forecasting of energy consumption, risk assessment and generation of optimal architectural solutions. A clear structure of input parameters has been developed on the basis of the BIM model, which covers the geometric, structural, engineering and operational characteristics of the building, forming a feature space for building energy consumption forecasting models. Mathematical formalizations of deep neural networks, stochastic gradient descent and loss functions (MSE, MAE, Huber) provide high accuracy and generalizability of models. Evolutionary algorithms (NSGA-II and PSO) have been proposed and tested to select optimal configurations of design solutions according to many criteria, taking into account technical and economic, energy and comfort parameters, and fuzzy logic models have been implemented for working under uncertainty. The innovation is the use of Bayesian networks for risk assessment, which allows taking into account the probabilistic nature of risks in the process of choosing a design solution. The integration of these approaches is carried out within the framework of the AI-BIM Regulatory Intelligence architecture, which provides automated regulatory validation, generation of design alternatives, their multi-criteria ranking and visualization in the Revit environment. A prototype of a Minimum Viable Product (MVP) has been created, which serves as a tool for architects, engineers, experts, and educational institutions, is adapted to the Ukrainian regulatory context, and confirms the practical value of the proposed system.

The **third section** of the dissertation, “Analytical and applied support and direction of AI for the selection of energy efficiency options for buildings,” comprehensively considers the analytical and applied aspects of implementing artificial intelligence in the processes of design, analysis and optimization of energy-efficient buildings. The application of AI capabilities for the formal solution of thermal conductivity problems during the preparation of the design cycle of energy-efficient buildings is shown, which ensures that geometric, material, climatic and operational parameters are taken into account simultaneously. An integrated analytical space has been developed to identify the overall level of energy efficiency

of a building, which allows combining data from BIM models, sensor networks and digital passports of objects. The procedural and expert components of the digital space have been formalized, ensuring a reliable state of the building in terms of energy efficiency and adaptive adjustment of design solutions in accordance with changes in the environment and operational modes. Particular attention is paid to the creation of a DNN (Deep Neural Network) model trained on the basis of real data from energy audits and BIM simulations, which allows for rapid assessment of the efficiency of building envelopes with high accuracy ($MAE < 5.2 \text{ W/m}^2$) and integration of the results into digital twins of buildings. Procedures for optimizing thermal insulation materials using genetic algorithms (GA) and fuzzy logic (Fuzzy Logic) are proposed, which reduce design time and increase the accuracy of decision-making. Approaches to predicting heat losses in a dynamic time context are developed, including seasonal changes, climate scenarios (RCP 4.5/8.5) and building operating conditions. For this purpose, hybrid LSTM/GRU and Prophet models are used, which allow predicting the change in heat loss $Q(t)$ for 3–5 years in advance, determining peak loss periods and critical facade zones.

The fourth section of the dissertation, "Model Implementation and Experimental Studies," presents the concept of building an integrated analytical space consisting of BIM, sensor data, AI, and decision-making modules. The information system functions as both a computational and analytical core and a cognitive energy efficiency management tool that supports dynamic real-time monitoring, 3D data visualization, and the formation of a cumulative energy efficiency index. The developed information system is implemented as a modular-integrated structure, where components interact through unified data flows. The cyclical flow of information from Revit, sensors, and simulators to analytical modules, a decision support system (DSS), and visualization has a negative effect on the adaptation and retraining of models. Taking into account Ukrainian standards, climatic features, and residential development provides a high level of system adaptation, positioning it as a unique solution for the national market of automated energy-efficient design and digital building management.

Keywords: intelligent information system (IIS), microservice architecture, DNN model, digital twin, BIM, artificial intelligence, machine learning, deep neural networks, fuzzy logic, multi-criteria analysis, modular-integrated structure, digital energy audit of a building.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ НАУКОВИХ ПРАЦЬ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

*Статті у наукових періодичних виданнях інших держав та у виданнях
України, які включено до міжнародних наукометричних баз*

1. Федорченко М. А. Інтеграція штучного інтелекту та BIM-технологій для забезпечення нормативної відповідності та енергоефективності будівель // Шляхи підвищення ефективності будівництва. – 2025. – № 2 (56). – С. 65–78. [https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56\(2\).65-78](https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56(2).65-78) (Фахове видання «Б»)
2. Федорченко М. А., Катін О. А. Побудова інтегрованого аналітичного простору для виявлення сукупного рівня енергоефективності будівлі // Управління розвитком складних систем. – 2025. – № 63. – С. 201–211. <https://dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2025.63.201-211> (Фахове видання «Б»)
3. Федорченко М. А., Катін О. А., Гроголь В. Опрацювання понятійного апарату щодо сумісного застосування штучного інтелекту та ІТ як нового підґрунтя вибору варіантів будівель з раціональними характеристиками // Управління розвитком складних систем. – 2025. – № 62. – С. 141–154. <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.62.141-154> (Фахове видання «Б»)
4. Fedorchenko M. Detailing the procedural and expert components of the digital framework for forming a reliable energyefficient state of buildings // Transfer of Innovative Technologies. – 2025. – Vol. 8, No. 1. – URL: <https://tit.knuba.edu.ua/article/view/334492> (англ.). (Фахове видання «Б»)
5. Федорченко М. А., Катін О. А. Цифровізація економіки як домінанта трансформації систем управління будівельних підприємств // Шляхи підвищення ефективності будівництва. – 2026. – № 3 (55). – С. 12–30. DOI: [https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.55\(3\).12-30](https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.55(3).12-30) (Фахове видання «Б»)
6. Федоренко М. А. Інформаційні та програмні модулі для підтримки рішень у досягненні енергоефективності проектування будівель // Шляхи підвищення ефективності будівництва. – 2026. – № 1 (57). – С. 257–269. [https://doi.org/10.32347/2707-501x.2026.57\(1\).257-269](https://doi.org/10.32347/2707-501x.2026.57(1).257-269) (Фахове видання «Б»)

Наукові праці, що представлені як тези доповіді у міжнародних науково-технічних конференціях

7. Chupryna Kh., Gonchar V., Biloshchytskyi Y., Predun K., Fesun A., Fedorchenko M. Research and assessment of the effectiveness of digital transformation processes of construction enterprises // Proceedings of the 2025 IEEE 5th International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST). – Astana, 2025. – P. 1–7. – DOI: <https://doi.org/10.1109/SIST61657.2025.11139364> (англ.) (**Scopus**)

Тези доповідей наукових та науково-практичних конференцій

8. Федорченко М. Комплексна оцінка енергоефективності будівель на основі інструментів штучного інтелекту та сучасних аналітичних методів прийняття проєктних рішень / М. Федорченко // Енергоощадні машини і технології : програма V Міжнародної науково-практичної конференції, 22–24 травня 2024 р., Київ. – Київ : Київський національний університет будівництва і архітектури, 2024. http://esmt.knuba.edu.ua/?page_id=1082

9. Федорченко М. А. Моделювання підсистем програмного комплексу формалізованого адміністрування процесів підвищення енергоефективності будівель / М. А. Федорченко // Налаштування освітніх траєкторій в підготовці менеджерів будівництва в контексті відбудови України: програма круглого столу, 30 травня 2023 р. – Київ : КНУБА, 2023. <https://cf.knuba.edu.ua/uchast-u-naukovyh-konferencziyah-zahodah-ta-kruglyh-stolah/>

ЗМІСТ

ВСТУП.....	20
РОЗДІЛ 1. СИСТЕМАТИЗАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА ЇХНІХ КОМПОНЕНТ В КОНТЕКСТІ ПОШУКУ ТА ВИБОРУ АЛЬТЕРНАТИВ ПРОЄКТУВАННЯ ЕНЕРГООЩАДНИХ БУДІВЕЛЬ.....	29
1.1 Опрацювання понятійного апарату щодо сумісного застосування штучного інтелекту та ІТ як нового підґрунтя вибору варіантів будівель з раціональними енергоощадними характеристиками.....	29
1.2. Дослідження візуально-графічних та інструментальних можливостей ВІМ-технологій та інших компонент ІТ на виконання завдань автоматизованого проєктування в циклі підготовки проєктів енергоощадних будівель.....	40
1.3. Постановка задачі та наукова гіпотеза дослідження.....	47
Висновки до розділу 1.....	50
РОЗДІЛ 2. МЕТОДИЧНІ ТА ФУНКЦІОНАЛЬНО-ТЕХНІЧНІ КОМПОНЕНТИ ЗАСТОСУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ АВТОМАТИЗОВАНОГО ПРОЄКТУВАННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНИХ БУДІВЕЛЬ.....	52
2.1. Пошук і класифікація можливостей штучного інтелекту та інших засобів для оцінки і вибору найбільш енергоефективних варіантів будівель.....	52
2.2. Застосування штучного інтелекту та ВІМ-технологій для забезпечення директивних вимог щодо планувальних, фізико-технічних, конструктивних та енергоощадних характеристик будівель.....	59
2.3. Спрямування штучного інтелекту на забезпечення раціонального теплообміну в проєктованій будівлі.....	67
2.4. Процедури нейтралізації загроз для енергоефективності будівлі з боку внутрішніх та зовнішніх факторів.....	74
Висновки до розділу 2.....	90

РОЗДІЛ 3. АНАЛІТИКО-ПРИКЛАДНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ТА СПРЯМУВАННЯ ШІ НА ВИБІР ВАРІАНТІВ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ БУДІВЕЛЬ.....	92
3.1. Застосування можливостей штучного інтелекту для формалізованого розв’язання задач теплопровідності під час підготовки циклу проєктів енергоощадних будівель.....	92
3.2. Побудова інтегрованого аналітичного простору для вияву сукупного рівня енергоефективності будівлі.....	104
3.3. Деталізація процесуальних та експертних компонент цифрового простору формування надійного енергоефективного стану будівлі.....	110
3.4. Розрахункові індикатори та візуалізація застосування штучного інтелекту для досягнення очікуваного стану енергоефективності будівлі.....	114
3.5. Концептуалізація та узагальнення наукових результатів у контексті розвитку інформаційних систем енергоефективного проєктування.....	124
3.6. Підсистеми та модулі комплексу прикладних програм з формалізованого адміністрування процесами досягнення очікуваного стану енергоефективності будівлі.....	137
Висновки до розділу 3.....	154
РОЗДІЛ 4. РЕАЛІЗАЦІЯ МОДЕЛІ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ.....	156
4.1 Програмна реалізація моделі.....	156
4.2 Експериментальне дослідження тепловтрат із застосуванням запропонованої моделі	157
4.3. Інтеграція результатів у BIM-середовище.....	166
Висновки до розділу 4.	176
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ.....	178
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	181
ДОДАТКИ.....	202

ВСТУП

Актуальність теми дослідження зумовлена потребою у створенні нових інтелектуальних рішень для підвищення енергоефективності будівель в умовах кліматичних змін, енергетичної нестабільності та необхідності реалізації принципів сталого розвитку. Сучасні технології проєктування вже не забезпечують необхідної точності прогнозування тепловтрат і оптимального використання енергоресурсів, тому інтеграція штучного інтелекту з BIM-технологіями стає ключовим напрямом цифрової трансформації будівельної галузі. Такий підхід дозволяє формувати цифрові двійники об'єктів, автоматизувати аналіз проєктних рішень та забезпечувати багатокритеріальний вибір найефективніших альтернатив. Створення інтелектуальної інформаційної системи підтримки вибору енергоощадних рішень забезпечує перехід від статичних моделей до адаптивних, самонавчальних систем, що враховують комплекс просторових, конструктивних і кліматичних факторів. Розробка таких інструментів особливо актуальна для України, де впровадження енергоощадних технологій потребує суттєвого вдосконалення інтелектуальних інформаційних систем, локалізованих алгоритмів та цифрових платформ підтримки рішень, які мають бути налаштовані на особливості IT-супроводу в завданнях вибору альтернатив енергоощадних будівель. Таким чином, розробка інтелектуальної інформаційної системи підтримки проєктування енергоефективних будівель із використанням IT-компонентів та штучного інтелекту має комплексну науково-прикладну актуальність, оскільки спрямована на створення інноваційних цифрових рішень для підвищення енергоефективності та сталого розвитку будівельної галузі, забезпечуючи ефективність, екологічність і стійкість сучасного будівництва.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційне дослідження узгоджується з пріоритетами державної науково-технологічної політики, зокрема із положеннями Закону України «Про схвалення Концепції розвитку штучного інтелекту в Україні» (2020 р.), а також

орієнтоване на завдання Плану повоєнного відновлення України на 2023–2032 роки та стратегічні ініціативи цифрової трансформації держави, включно з програмою «Цифрова Україна». Тематика роботи кореспондує із Законами України «Про наукову і науково-технічну діяльність», «Про інформацію», «Про захист інформації в інформаційно-комунікаційних системах», а також із положеннями Стратегії цифрового розвитку, цифрових трансформацій і цифровізації України.

Дисертація повністю відповідає паспорту спеціальності 126 – Інформаційні системи та технології і спрямована на розвиток методів та моделей інформаційно-аналітичної підтримки рішень у сфері будівництва. Роботу виконано на кафедрі інформаційних технологій проєктування та прикладної математики факультету автоматизації і інформаційних технологій Київського національного університету будівництва і архітектури (КНУБА) у межах комплексної науково-дослідної теми «Інформаційна технологія оцінки технічного стану об'єктів будівництва в умовах невизначеності із застосуванням методики кластеризації» (державний реєстраційний номер 0124U004532). Отримані наукові результати інтегровані в освітній процес КНУБА та використовуються для підготовки здобувачів вищої освіти. Зокрема, вони імплементовані до змісту навчальної дисципліни «Інформаційні технології представлення, обробки та розпізнавання зображень» для бакалаврів спеціальності 126 – Інформаційні системи та технології кафедри інформаційних технологій проєктування та прикладної математики.

Мета і завдання дослідження. Мета роботи полягає у розробці науково-методичних теоретичних та прикладних методів вибору альтернатив енергоощадних будівель шляхом інтеграції штучного інтелекту (ШІ) та інформаційних технологій (ІТ), з метою забезпечення автоматизованого, обґрунтованого та адаптивного проєктування в умовах багатofакторного аналізу й локалізованих критеріїв енергоефективності.

Досягнення мети роботи забезпечено постановкою та виконанням наступних **завдань дослідження:**

1. Сформувати концептуально-теоретичне підґрунтя візуального, інструментального та інформаційного забезпечення BIM-технологій у задачах автоматизованого проєктування і наукову гіпотезу дослідження щодо доцільності інтеграції ШІ в процесі енергомодельовання та вибору проєктних альтернатив.

2. Розробити методичні підходи до використання ШІ у багатокритеріальному аналізі варіантів енергоефективного проєктування.

3. Обґрунтувати доцільність застосування BIM та ШІ у забезпеченні директивних вимог до енергоощадних, планувальних, технічних і конструктивних характеристик будівлі.

4. Розробити алгоритми для моделювання термодинамічного режиму будівель із використанням інструментів ШІ.

5. Запропонувати науково-прикладні методи виявлення загроз для енергоефективності, зумовлених внутрішніми й зовнішніми факторами експлуатації.

6. Інтегрувати ШІ у задачі теплопровідності, що виникають під час проєктного циклу енергоощадних будівель.

7. Створити аналітичний простір оцінки сукупного рівня енергоефективності з використанням цифрових моделей та експертних систем.

Об'єктом дослідження є процес проєктування енергоефективних будівель у сучасному цифровому середовищі.

Предметом дослідження є методи та засоби застосування інформаційних технологій та штучного інтелекту в системі ухвалення проєктних рішень щодо енергоощадних об'єктів будівництва.

Обґрунтованість та достовірність отриманих результатів. Надійність і наукова переконливість одержаних у дисертації положень забезпечуються цілісністю обраної концепції, логічною послідовністю викладення матеріалу та коректним застосуванням сучасного методичного інструментарію. Сформульована наукова гіпотеза є внутрішньо узгодженою, базується на актуальних теоретичних засадах і підтверджується результатами аналітичних

та експериментальних досліджень. Методичне підґрунтя роботи спирається на загальнонаукові принципи системності, об'єктивності та відтворюваності результатів, що забезпечує їх теоретичну обґрунтованість і практичну релевантність. Достовірність отриманих висновків підтверджується результатами апробації основних положень дисертації, а також офіційними довідками про впровадження (актами апробації), які засвідчують практичне використання розроблених підходів і рішень.

Таким чином, поєднання виваженої наукової гіпотези, аргументованого методичного підґрунтя та позитивних результатів практичної перевірки забезпечує високий рівень обґрунтованості й достовірності дисертаційного дослідження.

Методи дослідження. Методичне підґрунтя дисертаційної роботи сформовано як багаторівневу систему взаємопов'язаних підходів. До загальнонаукових методів дослідження віднесено системний і структурно-функціональний аналіз, абстрагування та узагальнення, індукцію і дедукцію, формалізацію, моделювання, порівняльний аналіз та метод наукової гіпотези. У складі спеціальних методів і моделей дослідження використано теплотехнічне та імітаційне моделювання, багатокритеріальну оптимізацію (АНР, TOPSIS), еволюційні алгоритми (PSO, NSGA-II), методи нечіткої логіки, Байєсові мережі, а також гібридні фізико-математичні моделі теплопередачі. Компоненти інформаційних технологій та інформаційно-аналітичних систем охоплюють BIM-моделювання (Revit), інтеграцію з EnergyPlus, Digital Twin, IoT-інфраструктуру (MQTT), хмарну аналітику, мікросервісну архітектуру з API-взаємодією, бази даних PostgreSQL/PostGIS та BIM-сервери. Суттєву роль відіграють методи штучного інтелекту: глибокі нейронні мережі (DNN, LSTM, GRU), Gradient Boosting, Random Forest, SVM, алгоритми навчання з підкріпленням (RL), а також кластеризація (K-Means) і метод головних компонент (PCA). До інших аналітичних та прикладних інструментів ухвалення рішень належать експертні rule-based системи, DSS-модулі, сценарний аналіз кліматичних впливів (RCP 4.5/8.5), ризик-аналіз та

візуалізаційні засоби (heatmaps, spider charts, динамічні графіки), що забезпечують обґрунтований вибір енергоефективних проєктних альтернатив.

Наукова новизна роботи полягає у формуванні цифрового аналітичного простору та прикладного інструментарію для вибору альтернатив енергоощадних будівель з використанням штучного інтелекту, BIM-технологій, інтелектуальних аналітичних систем та автоматизованого виявлення енергетичних загроз упродовж життєвого циклу об'єкта.

Вперше розроблено:

- *інтелектуальну інформаційну систему автоматизованого керування процесами забезпечення енергоефективності будівель, у якій BIM-середовище реалізує функцію інтегратора єдиного цифрового простору, акумулювання та обміну даними між усіма стейкхолдерами проєкту, а підсистема штучного інтелекту виступає аналітичним ядром підтримки рішень. Система побудована на принципах мікросервісної архітектури з API-взаємодією та централізованим адмініструванням параметрів енергоефективності, що забезпечує масштабованість та інтероперабельність компонентів протягом життєвого циклу об'єкта;*

- *адаптивний метод багатокритеріального вибору архітектурно-інженерних рішень із застосуванням алгоритмів нечіткої логіки (fuzzy logic), нейронних мереж та методів опорних векторів (SVM), яка забезпечує формування раціональних параметрів у складних умовах багатофакторної невизначеності; на ґрунті IoT-компонентів, теплотехнічного моделювання та методів машинного навчання реалізовано когнітивну систему, здатну до самонавчання й прогнозування параметрів проєктування. Модель формує та реалізує нову парадигму когнітивно-керованого проєктування, що поєднує локальні показники енергоспоживання з глобальними критеріями техніко-економічної ефективності;*

удосконалено:

- *інструментарій візуалізації енергетичних моделей та структуру цифрового аналітичного простору, що забезпечує аргументоване ухвалення*

проектних рішень у процесі енергоефективного проектування. Аналітичний простір реалізовано як інтегроване цифрове середовище, яке об'єднує BIM-моделі, алгоритми III, засоби енергомоніторингу та DSS-модулі в єдиному інтелектуальному контурі аналізу;

- *підхід до інтеграції теплотехнічного моделювання у BIM-середовище*, що надає можливість здійснювати динамічний аналіз теплових режимів будівель на всіх етапах життєвого циклу, підвищуючи точність оцінювання енергетичних характеристик. Удосконалення передбачає використання просторово-геоприв'язаних даних (PostGIS) та взаємодію з BIM-серверами для синхронізації розрахункових і проектних параметрів у реальному часі;

набули подальшого розвитку:

- *концептуальні засади формування формалізованого простору проектування*, який враховує показники енергоефективності, внутрішню термодинаміку будівлі та зовнішні кліматичні впливи, що забезпечує комплексну оцінку ризиків і підвищує точність оптимізації рішень. Розширення підходу полягає у врахуванні сценаріїв багатofакторних загроз і адаптивному коригуванні параметрів на основі прогностичних алгоритмів машинного навчання;

- *науково-прикладні положення автоматизованого виявлення енергетичних загроз і сценаріїв критичних впливів*, зумовлених експлуатаційними та зовнішніми чинниками. Суттєво оновлено механізмів ранньої діагностики відхилень енергоспоживання на основі аналізу потокових IoT-даних та інтелектуальної класифікації ризиків.

Практична цінність результатів дисертації полягає у створенні та апробації інтелектуальної інформаційної системи, яка може бути безпосередньо впроваджена у процеси проектування й управління енергоефективністю будівель у цифровому BIM-середовищі. Розроблена мікросервісна архітектура та модульно-інтегрована структура забезпечують масштабованість, автоматизацію енергомодельовання й адаптацію до реальних

даних енергоаудиту та експлуатації об'єктів. Запропоновані алгоритми багатокритеріального аналізу, прогнозування тепловтрат і оптимізації конструктивних рішень дозволяють підвищити точність оцінювання енергетичних характеристик та скоротити тривалість проєктного циклу. Практичне значення підтверджується реалізацією MVP-прототипу, адаптованого до українських нормативів і кліматичних умов, що відкриває можливості для впровадження системи у діяльність проєктних організацій, девелоперських компаній та освітніх установ.

Публікації. Зміст та інновації одержаних в дисертації наукових результатів висвітлено у 9 наукових працях, з яких 6 статей у фахових виданнях України категорії «Б» та 3 тези доповідей наукових та науково-практичних конференцій, 1 з яких індексуються у міжнародних наукометричних базах.

Апробація дослідження. Результати та висновки дослідження доповідались та одержали схвалення на 6 вітчизняних та міжнародних науково-практичних конференціях.

Особистий внесок здобувача. Дисертація є самостійною науковою працею, що відображає оригінальні ідеї та розробки автора, які дозволили розв'язати поставлені наукові проблеми. Основні результати отримані автором особисто, що підтверджується 9 публікаціями, разом з тим всі запозичення супроводжуються відповідними посиланнями. До компонент особистого внеску здобувача в науковому опрацюванні обраної тематики слід віднести наступні результати:

1. *Розробка концепції формалізованого адміністрування енергоефективності.* Автор запропонував концепцію формалізованого адміністрування досягнення цільових параметрів енергоефективності з використанням мікросервісної архітектури та модульної IT-інфраструктури. Ця система створює цифровий аналітичний простір, здатний до самонавчання та адаптації, що забезпечує динамічний моніторинг, прогнозування та оптимізацію енергетичних характеристик будівель протягом усього життєвого

циклу. Розробка відкриває нові можливості практичного впровадження інтелектуальних технологій у процес проєктування та керування енергоефективністю об'єктів будівництва.

2. *Створення аналітичного простору для оцінки енергоефективності.* Автор розробив аналітичний простір, що забезпечує комплексну оцінку рівня енергоефективності будівель із застосуванням цифрових моделей, експертних систем та програмних модулів. Система дозволяє прогнозувати тепловтрати, адаптивно моделювати огорожувальні конструкції та здійснювати індикативну оцінку ефективності енерговитрат. Проведена апробація підтвердила високу точність і надійність запропонованих рішень, що підвищує практичну значимість методів у проєктуванні енергоощадних будівель.

3. *Функціональна архітектура інформаційного середовища.* Автор сформував функціональну архітектуру інформаційного середовища для підтримки процесів енергоефективного проєктування, побудовану на мікросервісній структурі. Архітектура забезпечує масштабованість, автоматизацію та самонавчання на підставі реальних даних енергоаудиту. Вона інтегрує цифрові моделі та алгоритми штучного інтелекту в єдину систему підтримки рішень, що сприяє ефективній оптимізації проєктних рішень і підвищує точність оцінки енергетичних характеристик будівель.

4. *Розробка адаптивного методу багатокритеріального вибору проєктних рішень.* Автор створив адаптивний метод багатокритеріального вибору архітектурних та інженерних рішень із застосуванням алгоритмів нечіткої логіки (fuzzy logic), нейронних мереж та методів опорних векторів (SVM). Метод забезпечує формування раціональних параметрів проєктів у складних умовах багатофакторної невизначеності. Її інтеграція у цифрове середовище дозволяє здійснювати точне прогнозування енергетичних показників та підвищує адаптивність рішень під час проєктування будівель.

5. *Впровадження когнітивних і прогностичних алгоритмів на ґрунті IoT та машинного навчання.* Автор реалізував систему прогнозування та самонавчання параметрів проєктування, яка об'єднує дані IoT-сенсорів,

теплотехнічного моделювання та методи машинного навчання. Розроблена когнітивна система дозволяє швидко оцінювати ефективність конструкцій, коригувати проєктні рішення у реальному часі та передбачати зміни енергоспоживання на різні часові горизонти, що підвищує точність і надійність керування енергоефективністю будівель.

Апробація результатів дисертації. Основні положення та результати дисертаційної роботи висвітлені та обговорені на наступних конференціях:

1. 2025 IEEE 5th International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST), Astana, Kazakhstan, 2025. doi: 10.1109/SIST61657.2025.11139364

2. V Міжнародна науково-практична конференція «Енергоощадні машини і технології», 22–24 травня 2024 р., Київ, Україна. http://esmt.knuba.edu.ua/?page_id=1082

3. Круглий стіл «Налаштування освітніх траєкторій в підготовці менеджерів будівництва в контексті відбудови України», 30 травня 2023 р., Київ, Україна. <https://cf.knuba.edu.ua/uchast-u-naukovyh-konferencziyah-zahodah-ta-kruglyh-stolah/>

В повному обсязі дисертація доповідалась на науковому семінарі кафедри інформаційних технологій, кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики Київського національного університету будівництва і архітектури (м. Київ, 2025 рік).

Опис структури та обсягу роботи. Структура дисертації побудована відповідно до логіки вирішення поставлених у ній наукових завдань, етапів дослідження та отриманих результатів. Робота складається з анотацій, списку публікацій здобувача, змісту, вступу, трьох розділів, висновків, списку літератури та додатків. Загальний обсяг дисертації 245 сторінок, основний текст дисертації становить 160 сторінок друкованого тексту, що містить 42 таблиці та 62 рисунки. Перелік використаних джерел налічує 223 позицій. Додатки представлені на 38 сторінках.

РОЗДІЛ 1. СИСТЕМАТИЗАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА ЇХНІХ КОМПОНЕНТ В КОНТЕКСТІ ПОШУКУ ТА ВИБОРУ АЛЬТЕРНАТИВ ПРОЄКТУВАННЯ ЕНЕРГООЩАДНИХ БУДІВЕЛЬ

1.1. Опрацювання понятійного апарату щодо сумісного застосування штучного інтелекту та ІТ як нового підґрунтя вибору варіантів будівель з раціональними енергоощадними характеристиками.

На сучасному етапі розвитку будівельної галузі зростає роль цифрових технологій та штучного інтелекту у формуванні енергоефективних рішень. Інтеграція BIM (Building Information Modeling) з AI демонструє ефективність у ранньому прийнятті рішень, автоматизації проєктування та зменшенні енергоспоживання будівель [57, 109, 139].

Етан [91] підкреслює можливості повторного проєктування будівель із використанням AI для зменшення витрат. У праці [152] демонструють успішне застосування моделей оптимізації енергоспоживання для гарячого клімату на прикладах Дубаю та Ер-Ріада. У [146] описується потенціал великих даних у керуванні енергетикою будівель.

В роботах [70] і [190] акцент зроблено на предиктивному моделюванні і багатокритеріальних оцінках рішень, що відповідає цілям сталого розвитку. Saad et al. [172] аналізують підтримку користувацьких потреб за допомогою AI, а Li et al. [133] пропонують системну інтеграцію BIM і AI в умовах розумних міст.

Таким чином, хоча існує велика кількість прикладів використання AI та BIM окремо, повна інтеграція обох технологій для задач вибору оптимальних проєктних рішень все ще залишається викликом. Особливо відчутна нестача універсальних систем підтримки рішень, адаптованих під локальні умови України.

Проблема вибору найбільш ефективного варіанту енергоощадної будівлі вимагає врахування великої кількості взаємопов'язаних параметрів - від кліматичних умов до інженерних систем. Використання ІТ-компонентів у

поєднанні з інструментами ШІ дозволяє здійснити багатокритеріальну оцінку альтернатив на основі числових даних, моделювати складні процеси і досягати вищого рівня обґрунтованості проєктних рішень.

Одним із найбільш активно досліджуваних напрямів є інтеграція технологій BIM та штучного інтелекту в процеси проєктування. Зокрема, у роботах [57, 109, 139] акцент зроблено на використанні даних, що формуються в BIM-середовищі, як основи для попереднього оцінювання енергоспоживання будівлі, а також для обґрунтованого вибору архітектурно-планувальних рішень. Дослідження [152 та 133] демонструють, що в умовах "розумних міст" така інтеграція дозволяє формувати сценарії енергозбереження з урахуванням змінних параметрів середовища.

Інший вагомий пласт досліджень зосереджено на застосуванні інтелектуальних алгоритмів - машинного навчання, предиктивного моделювання, нейромереж та rule-based систем - у задачах енергомоделювання. У працях [70, 172 та 190] доведено, що такі інструменти забезпечують гнучке моделювання сценаріїв та адаптацію до користувацьких потреб, а [121] розглядають гібридні системи управління мікрокліматом, які поєднують експертну логіку з алгоритмами оптимізації.

У напрямі еволюційної та симуляційної оптимізації дослідники [46, 142, 157, 193] впроваджують методи багатокритеріального аналізу на основі генетичних алгоритмів. Вони дозволяють враховувати одночасно технічні, екологічні та фінансові аспекти проєктних рішень і прогнозувати динаміку енергоспоживання залежно від змін клімату та конфігурації об'єкта.

Аналіз обмежень традиційних систем підтримки рішень (СПР) засвідчує їхню недостатню здатність до адаптації та комплексної обробки взаємопов'язаних факторів. У цьому контексті [48, 143, 156] пропонують впровадження когнітивних систем на основі fuzzy logic, які здатні опрацьовувати нечіткі, невизначені або неповні дані ще на концептуальному етапі проєктування.

Окрему групу становлять джерела, які розглядають потенціал великих даних, цифрових платформ і просторових візуалізацій у забезпеченні системного управління енергоефективністю. Так, [146, 165, 180, 197]

підкреслюють важливість побудови міждисциплінарних цифрових середовищ, у яких взаємодіють BIM-моделі, геоінформаційні дані, хмарні обчислення та засоби аналітики. Перспективним вектором досліджень є автоматизація проєктного аналізу, візуалізація процесів і впровадження технологій доповненої реальності (AR), IoT та цифрових двійників у BIM-середовище. Зокрема, [67, 125, 186] розкривають застосування сенсорних систем для виявлення енергетичних відхилень і адаптивного управління термокомфортом в реальному часі. Таким чином, багатовекторність сучасних досліджень підтверджує наукову та практичну доцільність побудови комплексної системи цифрової підтримки рішень на базі глибокої інтеграції BIM, III, теплотехнічного моделювання та аналітики даних.

У роботах [147, 192] обґрунтовано ефективність симуляційної та багатокритеріальної оптимізації із застосуванням генетичних алгоритмів і нейронних мереж для досягнення енергетичних цілей при мінімальних витратах ресурсів, тоді як у [157] запропоновано моделі, що забезпечують одночасний облік фінансових, екологічних і енергетичних параметрів. Дослідження [142] підкреслює значущість моделювання динамічної поведінки будівельних систем, а у [121, 125] розглянуто гібридні та експертні системи для автоматизації прийняття рішень. Інтеграція AI та BIM як основи комплексного енергетичного аналізу підтверджується у [202, 53, 54], тоді як у [70, 97] показано ефективність еволюційних алгоритмів і нейромереж для формування проєктних рішень з урахуванням кліматичних факторів. Подальші дослідження [115, 79, 161, 206] демонструють потенціал математичних і агентно-орієнтованих моделей для прогнозування енергоспоживання, а роботи [167, 143, 172, 184] акцентують на використанні інтелектуальних методів у підвищенні ефективності проєктування.

Водночас більшість існуючих підходів орієнтовані на вирішення окремих задач та не забезпечують комплексної інтеграції методів штучного інтелекту, BIM-технологій і багатокритеріального аналізу в єдиній системі підтримки прийняття рішень, що зумовлює необхідність подальших досліджень у цьому напрямі.

Попри численні наукові досягнення в галузі енергоефективного проєктування, сучасні підходи залишаються фрагментованими та недостатньо інтегрованими. У більшості випадків дослідження спрямовані на окремі аспекти, такі як енергетичне моделювання, впровадження BIM або застосування окремих інструментів штучного інтелекту. Натомість відсутні комплексні системи, що здатні здійснювати автоматизовану, адаптивну, контекстно-залежну підтримку проєктних рішень з урахуванням численних критеріїв. Сучасні BIM-системи мають обмежену здатність обробляти мультикритеріальні дані в умовах невизначеності. Більшість платформ не враховують змінні зовнішнього середовища, економічні обмеження та поведінкові аспекти користувачів, що знижує якість рішень на ранніх етапах проєктування.

Інструменти на кшталт Autodesk Revit із Green Building Studio надають базову симуляцію енергоспоживання, однак мають низку обмежень: використання узагальнених кліматичних шаблонів, фіксовані параметри оптимізації, відсутність інтеграції з локальними базами даних та нормативами. Через це вони слабо пристосовані до українських умов і потребують адаптації.

Таблиця. 1.1. Ключові відмінності між Green Building Studio та моделлю що пропонується. *Джерело: складено автором.*

№	Критерій порівняння	Autodesk Revit + Green Building Studio	Дисертаційна модель
1	Мета моделі	Забезпечення базового енергетичного моделювання в межах BIM-моделі Revit	Розроблення адаптивної інтелектуалізованої системи прийняття рішень (СПР) для енергоефективного проєктування будівель
2	Інтеграція методів штучного інтелекту	Методи штучного інтелекту не застосовуються; використовується набір стандартних сценаріїв моделювання	Використання методів штучного інтелекту (fuzzy logic, SVM, нейронні мережі), формування емерджентних властивостей системи
3	Урахування локальних умов	Використання узагальнених кліматичних шаблонів без повної адаптації до локальних нормативів	Орієнтація на національні нормативні документи (ДБН, ДСТУ), кліматичні зони України та локальні тарифи на енергоресурси

Продовження таблиці 1.1.

4	Гнучкість параметрів моделі	Обмежені можливості налаштування параметрів; переважно використовуються фіксовані значення	Динамічне налаштування параметрів і сценаріїв на основі інтелектуального аналізу даних
5	Візуалізація та аналітика	Побудова статичних графіків енергоспоживання, обмежені можливості аналітичної обробки	Розвинені засоби цифрової аналітики, формування аналітичного простору, хмарна візуалізація результатів, інтеграція з IoT
6	Принцип функціонування	Класичне пряме (forward) моделювання без механізмів зворотного зв'язку	Сценарне моделювання з елементами самонавчання та емерджентними властивостями
7	Архітектура системи	Монолітна архітектура системи Revit + GBS без гнучких механізмів розширення	Мікросервісна модульна архітектура з можливістю масштабування та формалізованого адміністрування
8	Інтеграція з іншими інформаційними системами	Обмежена сумісність із зовнішніми інформаційними системами та відсутність інтеграції з сенсорними мережами	Високий рівень інтеграції з хмарними сервісами, сенсорними мережами та інфраструктурою Smart City
9	Рівень автоматизації	Часткова автоматизація; потребує активної участі фахівця	Повна автоматизація процесу прийняття рішень на основі когнітивних моделей
10	Орієнтація застосування	Оцінювання енергоспоживання типової будівлі на основі заданих параметрів	Підтримка адаптивного багатокритеріального енергоефективного проектування

Крім того, інтелектуальні системи не враховують національні стандарти (ДБН, ДСТУ), тарифну політику, кліматичні зони та технічну інфраструктуру. Поширеними проблемами є нестача обчислювальних ресурсів, дефіцит кадрів і низький рівень інтеграції BIM з IT. За даними BuildPortal (2023), лише 12% українських компаній мають відповідний досвід.

Відсутність локалізації цифрових інструментів створює бар'єри для впровадження енергоефективних рішень, що призводить до використання шаблонних іноземних моделей, непридатних для українських реалій.

Крім того, спостерігається недостатній рівень взаємодії між архітекторами, енергетичними інженерами, іт-фахівцями та експертами з пі. Це ускладнює розробку міждисциплінарних моделей, які могли б охопити повний спектр параметрів - від естетичних до інженерних і поведінкових.

Таким чином, проблема полягає у відсутності цілісної, гнучкої, інтелектуалізованої системи підтримки проектних рішень для енергоефективного будівництва, яка б забезпечувала інтеграцію BIM, штучного інтелекту, енергомодельовання, локальних умов та мультидисциплінарних знань. Її вирішення є стратегічно важливим як у контексті сталого розвитку, так і у підвищенні конкурентоспроможності національного будівельного сектору.

У сучасних дослідженнях BIM розглядається як основа цифрового управління інфраструктурою та інтегрованого аналізу енергоспоживання, що забезпечує поєднання моделювання, управління ресурсами та аналітики даних [165, 185]. Особливу роль BIM відіграє у задачах реконструкції будівель, де застосування сценарного моделювання дозволяє оцінювати енергетичні характеристики та потенціал енергомодернізації [180]. Інтеграція BIM із системами управління (BMS) забезпечує моніторинг і оптимізацію енергоспоживання в реальному часі [201], тоді як використання відкритих форматів обміну даними, зокрема IFC, гарантує міжоперабельність і ефективну взаємодію між різними інформаційними середовищами [180, 108]. BIM як цифрова інформаційна модель забезпечує централізоване зберігання, обробку та аналіз даних, підвищуючи точність проєктування, автоматизацію розрахунків і якість прийняття рішень [66, 36, 202].

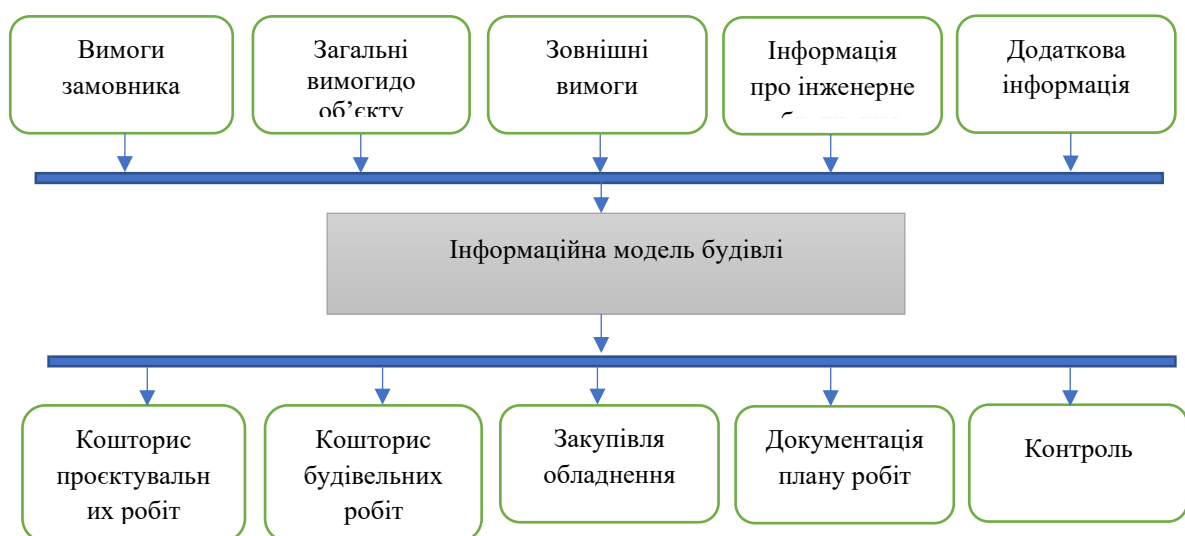


Рисунок 1.1. Основна інформація, що проходить через BIM і безпосередньо пов'язана з BIM. Джерело: складено автором на основі [36].

Централізована BIM-платформа забезпечує зберігання, обробку та аналіз проєктних даних у єдиному інформаційному середовищі, підвищуючи узгодженість і якість прийняття рішень. Інтеграція з ГІС дозволяє враховувати просторові, кліматичні та інженерно-геологічні параметри, що є важливим для обґрунтованого проєктування. BIM-модель формує комплексне представлення об'єкта, поєднуючи геометричні, енергетичні та техніко-економічні характеристики [36, 202], і підтримує аналіз життєвого циклу будівлі, включаючи оцінку енергоспоживання та інженерних систем [195]. Автоматизація розрахунків і інтеграція з IT-інфраструктурою (хмарні сервіси, аналітика, IoT) забезпечують виявлення відхилень, зниження витрат і підвищення ефективності управління [187, 88, 186].

Сучасні підходи до проєктування орієнтовані на використання інтелектуальних методів, де штучний інтелект у поєднанні з BIM забезпечує аналіз сценаріїв і вибір оптимальних рішень [150, 202]. Використання математичних моделей, машинного навчання та багатокритеріальної оптимізації дозволяє зменшити кількість помилок, скоротити тривалість проєктування та підвищити енергоефективність об'єктів [49, 107, 150, 202]. У такому підході BIM виступає як цифровий двійник, що забезпечує адаптивність системи та підтримку прийняття рішень на основі даних [49].

Когнітивне проєктування - це новий рівень проєктного мислення, в якому ШІ аналізує десятки тисяч сценаріїв енерговитрат у залежності від конструктивних рішень, клімату, матеріалів. Алгоритми прогнозують оптимальні конфігурації будівлі ще до створення креслень, враховуючи змінність зовнішніх умов у реальному часі [107].

BIM-модель стає цифровим двійником (digital twin) з емерджентними властивостями - здатністю до самоналаштування [49].



Рисунок 1.2. Порівняння показників традиційного та когнітивного проектування будівель. Джерело: складено автором на основі [202].

Таблиця 1.2. Порівняння ефективності традиційного та когнітивного підходів до проектування:

Показник	Традиційне проектування	Когнітивне проектування (AI + IT)
Проектні помилки	15–20%	5–8%
Середня тривалість циклу	12 міс.	6–7 міс.
Споживання енергії (кВт·год/м ²)	240	165
Гнучкість змін конфігурації	Обмежена	Висока

Джерело: складено автором на основі [49, 202]

Нижче представлено схему цифрової екосистеми, в якій реалізується інтеграція BIM-моделювання, штучного інтелекту, сенсорних систем та хмарної аналітики для досягнення адаптивного управління енергоефективністю будівель.

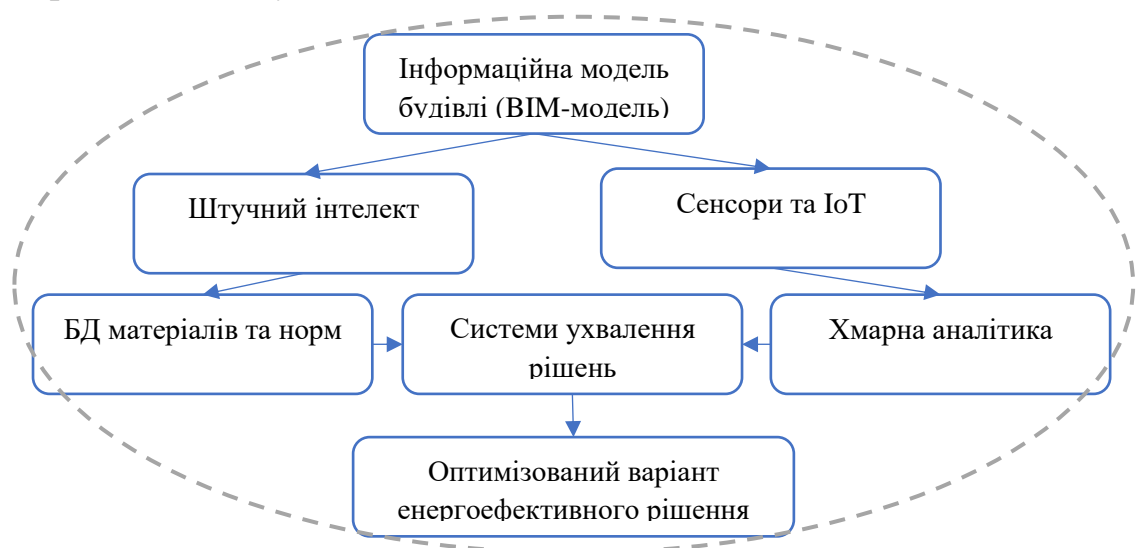


Рисунок 1.3. Цифрова екосистема BIM + AI в енергоефективному проектуванні. Джерело: складено автором.

Цифрове проектування енергоощадних будівель на основі BIM і штучного інтелекту передбачає інтеграцію інформаційної моделі об'єкта, даних сенсорних систем (IoT), алгоритмів аналізу та прогнозування енергоспоживання, а також хмарної обробки даних для формування адаптивних проєктних рішень і підтримки цифрового двійника в режимі реального часу. Такий підхід забезпечує безперервне управління життєвим циклом будівлі на основі даних, підвищуючи гнучкість і обґрунтованість рішень [150, 202]. Порівняння традиційного та цифрового підходів до управління життєвим циклом будівлі наведено у додатку D1.

Ключовим у цьому контексті є поняття емерджентності – як прояву нових системних властивостей, що виникають унаслідок взаємодії цифрових компонентів: штучного інтелекту (ШІ), інформаційних технологій (IT), BIM-систем та даних із сенсорних мереж (IoT) [150, 202].

Такі властивості не притаманні жодному елементу окремо: жоден компонент – ні BIM-модель, ні AI-алгоритм, ні окремі дані з сенсорів – не здатен самостійно створити модель будівлі або забезпечити її сталу енергоефективність [53]

Однак при інтеграції в єдину систему виникають емерджентні властивості, що виражаються у здатності середовища:

- Автоматично адаптуватися до змінних кліматичних умов
- Передбачати й запобігати втратам енергії
- Оптимізувати інженерні системи у режимі реального часу [49]

Це робить цифрову модель не просто джерелом даних, а прогнозуючим і самоадаптивним агентом, що функціонує у логіці цифрового двійника (digital twin) [107].

Усі ці методи можуть бути вбудовані в цифрові інтерфейси BIM-платформ, що дозволяє моніторити емерджентність у режимі реального часу, а також коригувати дизайн на основі адаптивних результатів.

Таблиця 1.3. Статистика, що підтверджує емерджентний ефект цифрових систем *Джерело: складено автором на основі [49, 107, 202].*

Показник	BIM/AI окремо	Інтегроване середовище (BIM + AI + IoT)
Скорочення енергоспоживання	12–18%	до 30%
Зниження експлуатаційних витрат	8–12%	20–25%
Прогнозування аварій або збоїв	Частково	90% точність (AI + сенсори)
Адаптація до кліматичних умов у режимі реального часу	Неможлива	Можлива через інтеграцію IoT

Враховуючи складність самого явища, емерджентність не вимірюється безпосередньо, але її можна оцінити за допомогою системних метрик і індикаторів, табл. 1.4.

Таблиця 1.4. Системні метрики емерджентності.

Метод або підхід	Суть застосування	Джерело
Індекс функціональної синергії (FSI)	Порівняння результатів спільної роботи системи з сумою результатів її елементів	системна інженерія
Скорельованість реакцій у підсистемах	Аналіз взаємозв'язків дій між підсистемами через матриці інтерфейсів	[154]
Індекс динамічної адаптивності (DAI)	Кількість адаптивних реакцій на змінні умови за одиницю часу	[202]
Енергетична ефективність до/після інтеграції	Порівняння KPI будівлі до та після впровадження AI+BIM	[107]

Емерджентність, як концепція теорії складних систем, може бути операціоналізована в інженерному середовищі через низку кількісних та аналітичних інструментів, зокрема Digital Integration Index (DII), що відображає рівень взаємодії між BIM, AI, IoT та аналітикою (значення понад 0,7 свідчить про високоефективну емерджентну взаємодію), систему показників взаємозалежності енергетичних і конструктивних характеристик, яка визначається кількістю змін, внесених AI до BIM-моделі на основі сенсорних даних, а також коефіцієнт передбачуваної адаптивності (Predictive Adaptivity Coefficient), де рівень понад 85% характеризує високу здатність

системи до адаптації. Важливим інструментом є когнітивна симуляція (AI-behavior modeling), що передбачає створення цифрових двійників для прогнозування поведінки будівлі за різних сценаріїв. Досягнення емерджентної ефективності можливе лише за умови повної інтеграції цифрових компонентів, що зумовлює необхідність формування єдиної платформи, центральним елементом якої виступає BIM як цифрове ядро, що інтегрує AI-моделі, сенсорні системи та інтерфейси візуалізації. BIM при цьому акумулює не лише геометричні дані, але й інформацію про фізико-технічні характеристики матеріалів, інженерні системи, теплові процеси, вартісні параметри, життєвий цикл об'єкта та дані реального часу. Інструментально це реалізується через такі середовища, як Autodesk Revit із Dynamo для параметричного проектування та симуляцій, Navisworks із AI-модулями для виявлення колізій і сценарного аналізу, OpenBIM для забезпечення відкритої інтеграції, а також BIM 360 у поєднанні з IoT для моніторингу та аналітики в реальному часі.

На рисунку нижче подано візуалізацію ключових методів вимірювання емерджентних властивостей у цифровому проектуванні. Вони дозволяють визначити, наскільки ефективно компоненти BIM, AI та IoT створюють нові адаптивні властивості при взаємодії.

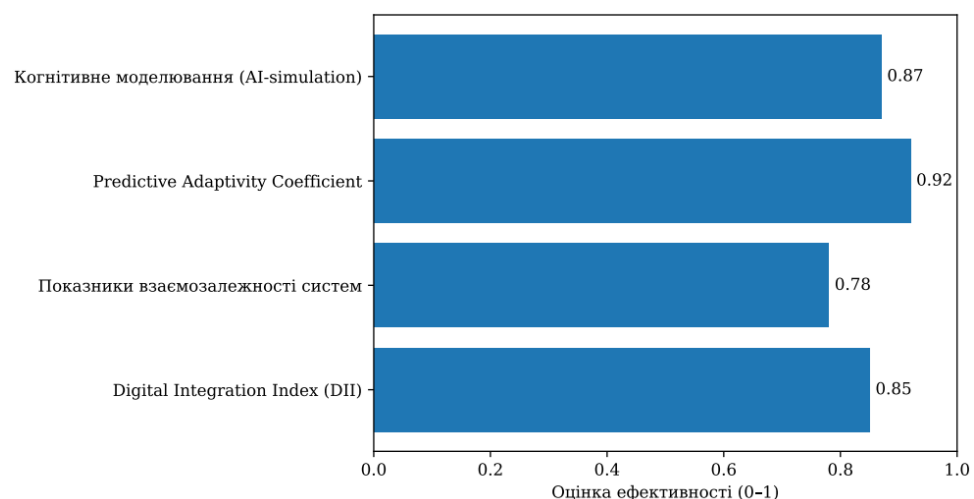


Рисунок 1.4. Оцінка ефективності методів вимірювання емерджентності
Джерело: складено автором на основі [107, 154, 160, 202].

Враховуючи те, що емерджентність виникає лише за умов ефективної інтеграції цифрових компонентів, наступним кроком у дослідженні є

налаштування візуально-графічних та інструментальних можливостей BIM-технологій.

Саме BIM-середовище виконує функцію інтеграційної платформи, в якій ШІ, дані сенсорів, енергомоделі та нормативи можуть бути візуалізовані, проаналізовані та керовані у єдиному цифровому просторі

1.2. Дослідження візуально-графічних та інструментальних можливостей BIM-технологій та інших компонент ІТ на виконання завдань автоматизованого проєктування в циклі підготовки проєктів енергоощадних будівель

BIM (Building Information Modeling) є сучасною методологією формування багатфункціональних цифрових моделей будівель, що відображають їх геометричні, фізико-технічні та функціональні характеристики, а інтеграція з технологіями штучного інтелекту суттєво розширює можливості аналізу, прогнозування та оптимізації проєктних рішень. У контексті цифровізації проєктування ІТ-компоненти виступають важливим доповненням до платформ типу Revit та ArchiCAD, забезпечуючи автоматизацію процесів, інтеграцію з системами управління проєктами та даними, а також безперервний обмін інформацією між усіма учасниками будівельного процесу, що сприяє підвищенню ефективності та якості реалізації проєктів. Сучасне інформаційне моделювання будівель базується на спеціалізованих програмних середовищах, які забезпечують комплексну цифрову репрезентацію архітектурних, конструктивних і інженерних рішень, серед яких провідні позиції займають ArchiCAD (Graphisoft) та Autodesk Revit, що дозволяють створювати інтегровані BIM-моделі з 3D-візуалізацією, технічною документацією та аналітичними характеристиками об'єкта. [181].

Технологія BIM-проєктування забезпечує суттєве скорочення часу на проєктування та будівництво за рахунок використання параметричних «розумних» 3D-об'єктів, що відповідають стандарту IFC та містять повний набір необхідних даних, які інтегруються в єдину інформаційну базу для подальшого аналізу, візуалізації та виявлення колізій. BIM-модель охоплює

геометричні характеристики об'єкта, його взаємодію з навколишнім середовищем, параметри освітлення, геолокацію, енергетичні показники та інженерні системи [202], поєднуючи архітектурну, технічну й економічну інформацію, що підвищує точність моделювання та ефективність проєктування [36]. Використання таких моделей дозволяє виявляти помилки ще на ранніх стадіях, знижуючи витрати та ризики [187], а також забезпечує інтеграцію з концепцією управління життєвим циклом будівлі (Product Lifecycle Management), що охоплює всі етапи існування об'єкта та сприяє досягненню енергоефективності й ресурсної оптимізації [186; 196], підкреслюючи стратегічну роль BIM як ключового інструменту сучасного будівельного проєктування [195].

Таблиця 1.5. Налаштування засад, візуально-графічних та інструментальних можливостей BIM-технологій. Джерело: складено автором.

№	Компонент	Опис
1	Визначення потреб проєкту	Аналіз вимог та цілей проєкту для вибору оптимальних BIM-інструментів.
2	Вибір програмного забезпечення	Оцінка та вибір програмних продуктів, які відповідають специфікаціям проєкту.
3	Створення інформаційної моделі	Формування 3D-моделі будівлі з усіма елементами та їх зв'язками.
4	Налаштування параметрів моделювання	Визначення геометричних, фізичних та енергетичних характеристик елементів.
5	Автоматизація розрахунків	Використання програмних засобів для автоматизації розрахунків енергоефективності.
6	Інтеграція візуально-графічних можливостей	Використання AR/VR для візуалізації проєкту в реальному середовищі.
7	Налаштування механізмів обміну даними	Організація безперервного обміну інформацією між учасниками проєкту.
8	Навчання команди	Проведення тренінгів для учасників проєкту з метою підвищення їхньої кваліфікації.
9	Впровадження інноваційних рішень	Використання технологій штучного інтелекту для оптимізації проєктних рішень.
10	Моніторинг та аналіз результатів	Оцінка ефективності використання BIM-технологій в процесі автоматизованого проєктування.

Координація візуальних, графічних та інструментальних функцій BIM є визначальною умовою ефективної інтеграції в автоматизоване проєктування (табл. 1.8), а у поєднанні з IT-компонентами забезпечує безперервний обмін даними та підвищення ефективності на всіх етапах створення

енергоефективних об'єктів. BIM об'єднує всі елементи будівлі в єдину інформаційну модель, що зменшує кількість помилок і підвищує точність проєктування, тоді як сучасні IT-інструменти автоматизують розрахунки, енергетичний аналіз і ресурсну оптимізацію, скорочуючи час підготовки документації та забезпечуючи відповідність вимогам енергоефективності. У контексті сталого розвитку інтеграція BIM, IT та штучного інтелекту створює нові можливості для автоматизації й оптимізації проєктних рішень на основі комплексного аналізу економічних, технічних і екологічних факторів, а також забезпечує ефективне управління проєктами, прогнозування сценаріїв реалізації та зниження ризиків. Така інтеграція формує основу управління життєвим циклом будівлі, сприяє підвищенню енергоефективності, комфорту та екологічної безпеки об'єктів, роблячи реалізацію енергоефективних проєктів економічно доцільною та відповідною сучасним принципам сталого розвитку.

Таблиця 1.6. Порівняння традиційного проєктування та проєктування з використанням ШІ та ІТ. Джерело: складено автором.

Параметри	Традиційне проєктування	Проєктування з використанням ШІ та ІТ
Час виконання	Довший час на розробку	Швидке виконання завдяки автоматизації
Якість проєктування	Середня якість, залежить від досвіду	Висока якість, точність розрахунків
Гнучкість	Обмежена можливість адаптації	Висока гнучкість, можливість швидкої адаптації
Актуальність даних	Може бути застарілою	Постійне оновлення даних у реальному часі
Ризики	Високі ризики помилок	Знижені ризики завдяки прогнозуванню
Витрати	Вищі витрати на коригування	Зниження витрат завдяки оптимізації

Ефективне впровадження технологій ШІ та ІТ у проєктування енергоефективних будівель потребує належного рівня підготовки фахівців і розвитку інструментів, що інтегруються в існуючі робочі процеси (табл. 1.9). Інтеграція ШІ та ІТ забезпечує формування адаптивних систем, здатних оптимізувати проєктні рішення в режимі реального часу, підвищуючи

енергоефективність і знижуючи витрати на будівництво та експлуатацію, а також дозволяє виявляти потенційні проблеми на ранніх стадіях [20]. Використання методів машинного та глибокого навчання сприяє автоматизації аналізу великих обсягів даних, зокрема параметрів будівель, кліматичних умов і вимог до енергоефективності, тоді як енергетичне моделювання виступає ключовим інструментом контролю якості та обґрунтування проєктних рішень [19]. Сучасні програмні комплекси інтегрують проєктні аспекти (енергетику, вентиляцію, освітлення), підвищуючи точність і швидкість проєктування та зменшуючи кількість помилок [17], а застосування BIM-технологій оптимізує процес створення енергетичних моделей. У результаті синергія BIM, III та IT формує ефективну основу для управління життєвим циклом будівлі, забезпечує підвищення енергоефективності, комфорту та екологічної безпеки, а також економічну доцільність реалізації проєктів, що відповідають принципам сталого розвитку.

Системи управління енергоспоживанням на основі штучного інтелекту та інформаційних технологій забезпечують моніторинг, прогнозування та адаптивне керування інженерними системами будівель, підвищуючи їх енергоефективність [15]. Будівля при цьому розглядається як інтегрована енергосистема, ефективність якої досягається шляхом оптимізації взаємопов'язаних підсистем із урахуванням кліматичних факторів і нормативних вимог. Сучасні BIM-орієнтовані інструменти забезпечують моделювання енергетичних характеристик будівель, однак мають обмеження щодо адаптації до складних умов і локальних нормативів, що зумовлює необхідність інтеграції методів штучного інтелекту для підвищення точності аналізу та підтримки прийняття рішень.

Підвищення енергоефективності будівель вимагає комплексного врахування зовнішніх факторів, зокрема кліматичних умов і параметрів середовища, а також удосконалення методів оцінювання енергетичних процесів [6]. У цьому контексті застосування BIM і III дозволяє автоматизувати аналіз варіантів, прогнозувати енергоспоживання та

формувати обґрунтовані проєктні рішення. Дослідження [17, 124, 177, 168, 120, 111, 78, 175] підтверджують ефективність впровадження енергоощадних технологій і підходів у різних аспектах будівництва.

Подальші роботи [160, 192, 191, 63, 136, 126, 210, 188] демонструють розвиток інтелектуальних систем управління будівлями та міською інфраструктурою, зокрема на основі IoT і автоматизованих систем, що підсилює потенціал цифрових технологій у підвищенні енергоефективності та оптимізації управління ресурсами.

На початку XXI століття розвиток інформаційних технологій зумовив формування нового підходу до проєктування, що базується на створенні цифрової інформаційної моделі будівлі, яка охоплює всі дані про об'єкт на всіх етапах його життєвого циклу та визначає його параметри з урахуванням вимог енергоефективності. Сучасні програмні рішення із застосуванням штучного інтелекту забезпечують автоматизоване генерування оптимальних проєктних варіантів, що дозволяє підвищити ефективність аналізу, прогнозування витрат і управління ресурсами, водночас зосереджуючи увагу фахівців на творчих аспектах проєктування. Таким чином, інформаційне моделювання реалізується як об'єктно-орієнтована цифрова система, що інтегрує всі стадії життєвого циклу будівлі — від планування до демонтажу — та забезпечує комплексний контроль технічних, енергетичних і експлуатаційних характеристик об'єкта.

У контексті енергоощадності BIM виступає як середовище для інтеграції штучного інтелекту, параметричних моделей, сенсорних даних та фізичних симуляцій [86].

Візуально-графічні компоненти BIM-систем включають енергетичне моделювання, аналіз інсоляції, денного освітлення, повітряних потоків та теплових втрат. Серед найбільш ефективних інструментів: Revit + Insight360, Rhino + Ladybug/Honeybee, EnergyPlus та інші [53].

Інструментальна основа BIM-середовища формується за допомогою платформ Dynamo, OpenStudio, IFC-конекторів та AI-аналітики, яка дозволяє виконувати симуляції та автоматичну перевірку ефективності рішень [202].

Таблиця 1.7. Інструментальні можливості BIM для енергоефективного проєктування. Джерело: складено автором на основі [202].

Інструмент	Призначення	Приклад використання
Autodesk Revit	3D-моделювання, параметрика	Цифровий макет будівлі
Insight 360	Енергетичний аналіз	Визначення теплових зон і оптимізації
Dynamo	Програмування та автоматизація	Генерація варіантів конструкцій
EnergyPlus	Симуляція теплових потоків	Фізичне моделювання втрат енергії
OpenStudio	Інтеграція з Revit	Підрахунок LCC для енергоефективності

Розробка енергетичних моделей будівель є складним, проте обов'язковим етапом проведення енергетичного аудиту, що забезпечує комплексний аналіз енергетичних характеристик, виявлення недоліків і визначення шляхів їх усунення. Застосування комп'ютерного моделювання дозволяє здійснювати детальне техніко-економічне обґрунтування проєктів із урахуванням витрат на будівництво, експлуатацію та обслуговування, що підвищує точність прогнозування та сприяє оптимізації витрат на всіх етапах реалізації. Сучасні програмні засоби, зокрема Green Building Studio, EcoDesigner, Ecotect Analysis, орієнтовані на аналіз енергоспоживання та екологічних показників, однак мають певні функціональні обмеження, тоді як Autodesk Revit MEP забезпечує розрахунок теплових потоків із урахуванням кліматичних даних, хоча характеризується недостатньою адаптацією до національних стандартів і обмеженими можливостями налаштування теплофізичних параметрів.

Таблиця.1.8. Візуально-графічні функції BIM-середовища.

Функція	Опис	Приклад застосування
Динамічне редагування	Миттєва зміна геометрії, властивостей матеріалів	Параметричне моделювання у Revit
3D/4D візуалізація	Тривимірне відображення будівлі та етапів її зведення	Симуляція монтажу конструкцій
VR/AR інтеграція	Імерсивний перегляд моделі для замовників і проєктантів	Віртуальний огляд будівлі через VR-окуляри

Таблиця сформована на основі [105], що відображає глобальні тенденції у використанні програмних засобів для інформаційного моделювання будівель (BIM) у різних сферах проектування, будівництва та експлуатації об'єктів подана в додатку С1.

Таблиця 1.9. Функціональна структура BIM + AI як ядра цифрової платформи. Джерело: складено автором на основі [105]

Компонент	Основна функція	Взаємодія у BIM+AI
Revit	3D/4D параметричне моделювання	Генерація цифрового двійника будівлі
Dynamo	Автоматизація проєктних сценаріїв	Параметричне управління AI-модулями
Navisworks	Координація моделей, перевірка колізій	Синхронізація проєктних рішень між учасниками
Insight 360	Енергомоделювання та AI-оптимізація	Аналіз і адаптація енерговитрат у BIM
OpenBIM / IFC	Обмін моделями між платформами	Забезпечення сумісності BIM та AI-даних
AI-модулі	Прогнозування, адаптація, оптимізація	Посилення аналітичної функції BIM

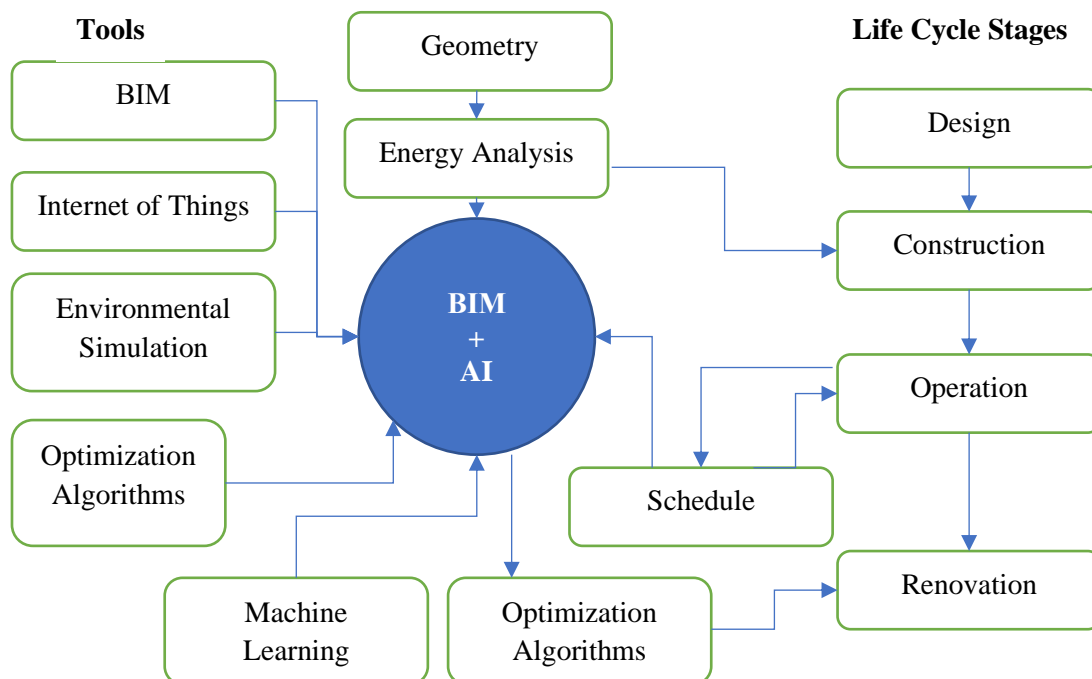


Рисунок 1.5. BIM + AI як ядро цифрової платформи взаємодії між інструментами і стадіями життєвого циклу будівлі. Джерело: складено автором.

На схемі показано як BIM-середовище виступає ядром цифрової платформи, що об'єднує ключові інструменти - Revit, Dynamo, Navisworks - та

забезпечує взаємодію з етапами життєвого циклу будівлі: проєктуванням, будівництвом та експлуатацією. BIM інтегрується з системами штучного інтелекту (AI), які посилюють його адаптивність і прогностичні функції, створюючи когнітивно орієнтовану цифрову екосистему. AI вбудовується у процес аналізу енерговитрат, автоматизованого проєктування та поведінкових симуляцій будівель.

Схема відображає концепт емерджентного середовища: кожен з інструментів сам по собі функціонує обмежено, однак в єдиній екосистемі навколо BIM+AI відбувається поява нових когнітивних властивостей - автоматичного аналізу варіантів, динамічної адаптації до змінних умов і проактивного управління енергією.

Таким чином, BIM-технології створюють цифрове середовище, яке виступає інтеграційною платформою для взаємодії множинних інструментів та джерел даних. У цьому середовищі штучний інтелект виконує роль аналітичного ядра, здатного постійно аналізувати оновлювані дані з BIM-моделей, сенсорів та зовнішніх баз, генерувати прогностичні сценарії для варіантів проєктних рішень, оптимізувати параметри конструкції в реальному часі відповідно до енергетичних, економічних і функціональних критеріїв [103].

Взаємодія між BIM-компонентами, аналітичними модулями штучного інтелекту та сенсорними даними створює когнітивно-адаптивне середовище, яке відповідає вимогам емерджентності: проєкт стає здатним до самоадаптації, самоаналізу та передбачення змін у процесі експлуатації.

1.3. Постановка задачі та наукова гіпотеза дослідження

Аналіз наукових публікацій та практичних кейсів, представлений у підрозділах 1.1 та 1.2, засвідчує зростаючий інтерес до об'єднання технологій BIM та штучного інтелекту в енергоефективному проєктуванні. Дослідження [57, 109, 139] підтверджують ефективність такої інтеграції на ранніх етапах проєктного аналізу. Разом із тим, наявні підходи здебільшого залишаються фрагментарними й не враховують локальних особливостей нормативного поля та кліматичних умов України.

Узагальнення технологічних і термінологічних основ цифрового проєктування (п. 1.1) та інструментального забезпечення BIM-середовища (п.1.2) дозволяє виявити методологічну прогалину: відсутність комплексної інтелектуалізованої системи підтримки рішень, здатної здійснювати багатокритеріальний аналіз у динамічному цифровому середовищі.

Саме на цю проблему й спрямована наукова гіпотеза дослідження: впровадження адаптивної СПР, що базується на глибокій інтеграції BIM, III та методів теплотехнічного моделювання, забезпечить обґрунтований та ефективний вибір проєктних альтернатив енергоощадних будівель з урахуванням локальних та нормативних параметрів.

Наукова гіпотеза полягає в тому, що інтеграція штучного інтелекту з BIM-технологіями та IT-платформами дозволить створити емерджентне цифрове середовище, в якому можливо здійснювати автоматизований та адаптивний вибір варіантів проєктів енергоефективних будівель на основі багатокритеріальної оцінки.

У цьому контексті формулюється завдання дослідження, що полягає в обґрунтуванні та розробці методології вибору альтернатив проєктування енергоощадних будівель на основі інтеграції BIM-технологій, IT-компонентів та III.

Використання AI як аналітичного ядра в BIM-середовищі дозволяє підвищити ефективність ухвалення рішень на ранніх етапах проєктування, зменшуючи потенційні втрати енергії на $\geq 20\%$, забезпечуючи відповідність стандартам енергоефективності (наприклад, LEED, BREEAM), та прискорюючи проєктний цикл.

Завдання дослідження передбачає:

- Розробку інтегрованої цифрової структури для проєктування енергоефективних будівель. Ця задача передбачає створення цифрового середовища, яке включає BIM-технології, аналітичні модулі штучного інтелекту (AI), енергомоделі, а також інтерфейси для взаємодії з даними з сенсорів (IoT). Основна мета - забезпечити єдину віртуальну платформу, в якій усі учасники проєктування можуть бачити, аналізувати та приймати рішення на основі єдиної джерельної інформації (Single Source of Truth).

- Формалізацію процесів вибору проєктних альтернатив за допомогою інструментів ШІ. Вибір проєктних рішень повинен ґрунтуватися не лише на експертному судженні, а й на алгоритмічному аналізі численних конфігурацій. Застосування AI дозволяє оцінювати альтернативи за такими критеріями, як енерговитрати, інсоляція, вартість, сталість матеріалів тощо. Завдання - створити алгоритмічну модель ухвалення рішень, що враховує ці параметри.

- Впровадження алгоритмів адаптації та оптимізації в BIM-моделі. Після вибору оптимальних рішень вони мають бути реалізовані в динамічній BIM-моделі, яка може адаптуватися до змін у зовнішньому середовищі (клімат, експлуатаційні навантаження тощо). Тут важливо вбудувати оптимізаційні алгоритми (напр. генетичні алгоритми, reinforcement learning) у середовище BIM для постійного вдосконалення моделі.

- Створення моделі емерджентного управління енергоефективністю (цифровий двійник). Йдеться про побудову Digital Twin - віртуального двійника будівлі, який у реальному часі відображає її стан, поведінку та ефективність. Це дозволяє виявляти емерджентні властивості: здатність системи до самоадаптації та ухвалення рішень без втручання людини. Такі системи можуть самостійно регулювати вентиляцію, освітлення чи температуру на основі сенсорних даних.

Додатковими підзадачами дослідження є :

- Розробка онтологічної моделі понять цифрового проєктування. Це підґрунтя всієї цифрової системи: створення єдиного понятійного апарату (онтології), який дозволяє точно і формалізовано описати елементи будівлі, їх властивості, зв'язки між ними, сценарії експлуатації. Така модель потрібна для коректної роботи AI-алгоритмів та забезпечення інтероперабельності між платформами.

- Систематизація ШІ-алгоритмів, релевантних до енергоефективності. Ця підзадача фокусується на аналізі існуючих AI-підходів (нейронні мережі, fuzzy logic, decision trees, RL) та виборі тих, які здатні ефективно вирішувати задачі моделювання енергоспоживання, прогнозування температурних режимів, ідентифікації втрат енергії.

- Створення функціональної моделі взаємодії ІІІ та ВІМ. Йдеться про архітектурну інтеграцію: як ІІІ буде впроваджений у ВІМ.

- Визначення критеріїв енергоефективності для автоматизованого аналізу. Щоб ІІІ міг оцінювати ефективність будівель, необхідно чітко задати метрики: U-значення, питома енергоспоживання, коефіцієнт природного освітлення, індекс інсоляції, енергетичний баланс. Це дає змогу системі об'єктивно ранжувати варіанти проєктів і надавати рекомендації щодо покращення.

Висновки до розділу 1.

У результаті теоретичного аналізу сформовано системне уявлення про цифрове проєктування в контексті енергоефективного будівництва. Встановлено взаємозв'язок між інформаційними технологіями, штучним інтелектом, ВІМ-підходом та концепцією цифрового двійника, що дозволяє розглядати сучасне проєктування як адаптивний, когнітивно керований процес. Обґрунтовано, що штучний інтелект виконує функції не лише автоматизації, а й аналізу, прогнозування та оптимізації проєктних рішень.

Визначено, що ВІМ-технології виступають інтегративною основою цифрового середовища, забезпечуючи поєднання геометричних моделей, інженерних параметрів, аналітичних модулів та даних ІоТ. Це трансформує ВІМ у платформу підтримки прийняття рішень протягом усього життєвого циклу будівлі.

Доведено, що емерджентність є ключовою властивістю цифрового проєктування, яка проявляється через синергію між окремими технологічними компонентами та забезпечує появу нових функціональних можливостей системи. Запропоновано підходи до її оцінювання на основі показників функціональної синергії, адаптивності та інтегрованості.

Проаналізовано життєвий цикл будівлі в умовах цифрової трансформації та встановлено, що інтеграція ВІМ і ІІІ забезпечує перехід до безперервного управління енергоефективністю. Систематизовано основні інструменти ВІМ-

середовища (Revit, Dynamo, Insight, OpenBIM/IFC), які забезпечують реалізацію енергоефективного проєктування.

Сформульовано наукову гіпотезу про те, що інтеграція ІІІ у BIM-середовище дозволяє підвищити адаптивність, варіативність і ефективність проєктних рішень. Визначено основні задачі дослідження, що включають розробку моделей взаємодії ІІІ та BIM, формалізацію критеріїв оцінки та створення аналітичного середовища підтримки рішень.

Отримані результати становлять теоретичну основу подальших досліджень і слугують базисом для розробки моделей, алгоритмів та програмних рішень, представлених у наступних розділах дисертації.

Основні наукові результати по даному розділу опубліковані у працях [217, 219, 221, 222].

РОЗДІЛ 2. МЕТОДИЧНІ ТА ФУНКЦІОНАЛЬНО-ТЕХНІЧНІ КОМПОНЕНТИ ЗАСТОСУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ АВТОМАТИЗОВАНОГО ПРОЄКТУВАННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНИХ БУДІВЕЛЬ

2.1. Пошук і класифікація можливостей штучного інтелекту та інших засобів для оцінки і вибору найбільш енергоефективних варіантів будівель

Для ефективного застосування штучного інтелекту (ШІ) у процесі вибору проєктних рішень необхідно систематизувати наявні підходи та технології. Основними методологіями є:

Нейронні мережі та глибоке навчання: Використовуються для аналізу багатофакторних параметрів будівель та прогнозування енергоспоживання. В дослідженні [204] нейронні мережі були застосовані для розробки моделей прогнозування енергоспоживання. Еволюційні алгоритми та генетичне програмування застосовуються для оптимізації параметрів будівлі, таких як розташування сонячних панелей та теплоізоляція. Розмиті логіки та нечіткі множини використовуються для моделювання невизначеності та ухвалення рішень в умовах обмежених даних. Байєсові мережі використовуються для ймовірнісного аналізу ризиків та визначення ефективності рішень.

Вперше розроблено інтегрований когнітивно-еволюційний підхід (ІКЕП) до оцінки та вибору енергоефективних проєктних рішень, який, на відміну від існуючих, поєднує методи глибокого навчання, еволюційної оптимізації, нечіткої логіки та байєсового аналізу, що забезпечує комплексне врахування багатофакторних параметрів, невизначеності середовища та адаптивного вдосконалення моделей на основі експлуатаційних даних.

Оцінка будівель проводиться за такими ключовими параметрами:

Сумарне енергоспоживання (E) визначається як $E = \sum_{i=1}^n e_i$, де e_i - споживання енергії окремим компонентом.

Коефіцієнт теплопровідності (U): $U = \frac{Q}{A\Delta T}$, де Q - тепловий потік, A - площа поверхні, ΔT - різниця температур.

Вуглецевий слід (C): $C = \sum_{j=1}^m c_j e_j$, де C_j - питомі викиди CO₂.

Ефективність використання відновлюваних джерел (R): $R = \frac{E_{renew}}{E_{total}}$.

Математично, процес аналізу даних за допомогою нейронних мереж описується наступним чином: $y = f(W_x + b)$

Де y - вихідний результат (прогнозоване енергоспоживання);

x - вхідні дані (параметри будівлі);

W - вагові коефіцієнти;

b - зміщення;

f - активаційна функція (ReLU, Sigmoid або Tanh).

Прогнозування енергоспоживання будівлі на основі BIM-даних реалізується як задача регресії, де модель глибокого навчання встановлює залежність між параметрами енергоефективності та споживанням енергії.

$$E = F(X; W; b) \quad (2.1.)$$

Де E - прогнозоване річне енергоспоживання (кВт·год);

W - вагові коефіцієнти нейронної мережі;

b - зміщення (bias);

f - активаційна функція.

Таблиця.2.1. Вхідні параметри із BIM-моделі Revit, що надає детальні дані для розрахунку енергоефективності будівлі. Джерело: складено автором.

Тип параметра	Позначення параметра	Назва параметра	Одиниця вимірювання
Геометричні параметри	A	площа будівлі	(м ²);
	V	об'єм будівлі	(м ³);
	H	висота будівлі	(м)
Конструкційні параметри	U _w	коефіцієнт теплопередачі стін	(Вт/м ² ·К);
	U _r	коефіцієнт теплопередачі даху	(Вт/м ² ·К);
	U _f	коефіцієнт теплопередачі підлоги	(Вт/м ² ·К);
Інженерні параметри:	HVAC	продуктивність системи опалення, вентиляції та кондиціонування	(кВт);
	SHGC	коефіцієнт сонячного теплового надходження вікон;	
	V _{vent}	об'єм вентиляційного повітря	(м ³ /год);
Експлуатаційні параметри:	O	кількість користувачів будівлі;	
	T _s	температура в приміщеннях	(°С);
	T _{out}	середня зовнішня температура	(°С);
Енергоефективність:	E _{sol}	енергія від сонячних панелей	(кВт·год);
	E _{ren}	частка відновлюваної енергії	(%).

Структура моделі глибокої нейронної мережі складається з кількох шарів:
 Вхідний шар з n нейронами (де n - кількість вхідних параметрів);
 Приховані шари з k нейронами;
 Вихідний шар з одним нейроном, що прогнозує E .

Математично модель описується як:

$$X_1 = f(W_1 X + b_1)$$

$$X_2 = f(W_2 X_1 + b_2)$$

$$E = f(W_3 X_2 + b_3)$$

Функція втрат для регресійної задачі - це середньоквадратична похибка (MSE):

$$L(W; b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (E_i - \hat{E}_i)^2 \quad (2.2.)$$

Де E_i - фактичне споживання енергії;

\hat{E}_i - прогнозоване значення;

m - кількість прикладів у навчальному наборі.

Для мінімізації функції втрат використовується градієнтний спуск:

$$W := W - \eta \cdot \nabla L(W, b)$$

$$b := b - \eta \cdot \nabla L(W, b)$$

Де η - швидкість навчання (learning rate);

$\nabla L(W, b)$ - градієнт функції втрат.

Щоб уникнути перенавчання, застосуємо L2-регуляризацію (Ridge):

$$L_{reg}(W) = \lambda \sum_{j=1}^M W_j^2 \quad (2.3.)$$

Для підвищення стійкості моделі застосовано функції втрат Huber Loss та оптимізацію методом стохастичного градієнтного спуску з L2-регуляризацією. Запропонована модель, інтегрована з BIM-даними, враховує нелінійні залежності параметрів, забезпечує високу точність і стійкість до викидів та може використовуватись для прогнозування й оптимізації енергоспоживання будівель.

Математичне обґрунтування застосування еволюційних алгоритмів для вибору енергоефективних проєктів

Еволюційні алгоритми застосовуються для багатокритеріальної оптимізації при виборі енергоефективних проєктів, забезпечуючи пошук параметрів, що мінімізують енергоспоживання або максимізують ефективність будівлі. Задача вибору енергоефективного проєкту може бути представлена як задача мінімізації функції цілі:

$$\min F(X) = w_1 E(X) + w_2 C(X) + w_3 I(X) \quad (2.4.)$$

Де X - вектор вхідних параметрів (проєктних рішень);

$E(X)$ - прогнозоване річне енергоспоживання (кВт·год);

$C(X)$ - загальна вартість будівництва (\$);

$I(X)$ - індекс інсоляції або інші параметри комфорту;

w_1, w_2, w_3 - вагові коефіцієнти, що визначають пріоритетність кожного критерію.

Для еволюційного алгоритму використовуються параметри з ВІМ (Таб. 2.1) .

Алгоритм та реалізація еволюційного алгоритму наведена в в ДОДАТКУ D. алгоритм включає ініціалізацію, оцінку, відбір, схрещування, мутацію та зупинку

У дослідженні [117] запропоновано фреймворк оптимізації енергоефективних будівель, що поєднує ВІМ із еволюційними алгоритмами для генерації та оцінки альтернативних проєктних рішень. Підхід підтверджений у дослідженнях інтеграції ВІМ та ЕА.

Математична модель на основі нечіткої логіки для оцінки та вибору варіантів будівель щодо їх енергоефективності

Завдяки застосуванню нечіткої логіки можна приймати рішення на основі експертних знань, навіть за умови відсутності точних числових значень. Для оцінки енергоефективності будівлі використовуються параметри з табл. 2.1. Нечітка логіка складається з трьох основних етапів:

- Фазифікація - перетворення вхідних параметрів у нечіткі множини.
- Нечітке виведення - застосування правил для ухвалення рішень.
- Дефазифікація - отримання чіткого результату.

Для кожного параметра визначаються нечіткі множини (наприклад, низький, середній, високий). Наприклад, для коефіцієнта теплопередачі U_w можна використати такі множини:

- Низький коефіцієнт теплопередачі:

$$\mu_{\text{низький}}(U_w) = \begin{cases} 1, & U_w \leq U_{min} \\ \frac{U_{max}-U_w}{U_{max}-U_{min}} & U_{min} < U_w < U_{max} \\ 0 & U_w \geq U_{max} \end{cases} \quad (2.5.)$$

- Високий коефіцієнт теплопередачі:

$$\mu_{\text{високий}}(U_w) = 1 - \mu_{\text{низький}}(U_w)$$

Температурний діапазон комфортної температури може бути визначений як $20^\circ\text{C} \leq T_s \leq 24^\circ\text{C}$,

Енергоефективність оцінюється за коефіцієнтом COP, де вищі значення відповідають кращій ефективності. Правила нечіткої логіки можна сформулювати за допомогою експертних знань, наприклад:

- Якщо U_w низький та HVAC ефективний, то енергоефективність висока.
- Якщо SHGC високий та V_{vent} низький, то енергоефективність середня.
- Якщо T_s відрізняється від T_{out} значно, то енергоефективність низька.

Правило нечіткої логіки описується такою формулою:

$$R_i: IF (X_i \text{ is } A_1^i) AND (X_2 \text{ is } A_2^i) THEN (y \text{ is } B^i) \quad (2.6.)$$

Де x_1, x_2 - вхідні параметри;

A_1^i, A_2^i - нечіткі множини вхідних параметрів;

B_i - нечітка множина вихідного результату.

Складене виведення:

$$\mu_B(y) = \max \min(\mu_{A_1^i}(x_1), \mu_{A_2^i}(x_{12})) \quad (2.7.)$$

Для отримання чіткого значення енергоефективності використовується метод центру ваги:

$$y^n = \frac{\int y \mu_B(y) dy}{\int \mu_B(y) dy} \quad (2.8.)$$

Загальна модель для оцінки енергоефективності можна записати так:

$$E_{eff} = f(U_w, U_{wr}, U_{wf}, HVAC, SHGC, V_{vent}, T_8, T_{out}, E_{sol}, E_{ren}) \quad (2.9.)$$

Де E_{eff} - рівень енергоефективності (0-1); f - функція нечіткої логіки, що виконує фазифікацію, нечітке виведення та дефазифікацію.

Модель нечіткої логіки враховує невизначеність даних і забезпечує підтримку прийняття рішень з підвищеною точністю за рахунок інтеграції з BIM.

Математична модель Байєсівської мережі для оцінки ризиків при виборі енергоефективних будівель. Байєсові мережі застосовуються для оцінки ризиків на основі ймовірнісних залежностей між змінними та подаються у вигляді орієнтованого графа з вузлами і зв'язками. Для побудови Байєсівської мережі використовуються ключові параметри BIM-моделі: площа будівлі (A), коефіцієнт теплопередачі (U_w), ефективність HVAC (COP), коефіцієнт сонячного надходження ($SHGC$) та частка відновлюваної енергії (E_{ren}); модель базується на умовних ймовірностях змінних. Ймовірність кожної події обчислюється за допомогою теореми Байєса:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (2.10.)$$

Структура мережі включає вузли (змінні) та ребра, що відображають причинно-наслідкові зв'язки між ними. Умовні ймовірності визначають залежність між вузлами. Наприклад:

$P(R|E_{ren}, HVAC, C)$ - ризик залежить від частки відновлюваної енергії, ефективності HVAC та вартості.

$P(E_{ren}|U_w, SHGC)$ - рівень використання відновлюваної енергії залежить від коефіцієнта теплопередачі та сонячного теплового надходження.

Таблиця 2.2. Вхідні параметри Байєсівської мережі. Джерело: складено автором.

Група вузлів	Параметри	Залежності
Економічні	C (вартість), OPEX, ROI	ROI залежить від інвестицій та економії енергії; OPEX — від енергоефективності
Ризики	R_1 – R_4 (бюджет, енергоефективність, обладнання, клімат)	$R_1=f(C, ROI)$; $R_2=f(HVAC, SHGC, U_w)$; $R_3=f(HVAC, V_{vent})$; $R_4=f(ClimateData)$
Енергоефективність	E_{cons} , E_{ren} , E_{eff}	$E_{eff}=f(U_w, HVAC, SHGC, V_{vent}, E_{ren})$; $P(E_{eff})$

Нехай: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ - набір випадкових змінних $P(X)$ - спільна ймовірність

Згідно з Байєсівською моделлю, спільна ймовірність може бути представлена у вигляді добутку умовних ймовірностей:

$$P(X) = \prod_{i=1}^n p(x_i | Parents(x_i)) \quad (2.11.)$$

Де $Parents(x_i)$ - множина батьківських вузлів для x_i .

Розглянемо ризик невідповідності енергоефективності:

$$P(R | E_{ren}, HVAC, C) = \frac{P(E_{ren}, HVAC, C | R) P(R)}{P(E_{ren}, HVAC, C)} \quad (2.12.)$$

Де: $P(R)$ - апіорна ймовірність ризику.

- $P(E_{ren}, HVAC, C | R)$ - умовна ймовірність.
- $P(E_{ren}, HVAC, C)$ - загальна ймовірність.

Для оцінки енергоефективності будівлі E_{eff} можна використати наступну формулу:

$$E_{eff} = f(A, H, U_w, HVAC, SHGC, E_{ren}) \quad (2.13.)$$

Де f - функція прогнозування енергоефективності, отримана за допомогою тренування Байєсівської моделі.

Ймовірність високої енергоефективності:

$$P(E_{eff} = High | A, H, U_w, HVAC, SHGC, E_{ren}) \quad (2.14.)$$

Для ухвалення рішень щодо вибору будівельної конфігурації можна використовувати очікувану корисність:

$$EU = \sum_i P(R_i) U(R_i) \quad (2.15.)$$

Де EU - очікувана корисність;

$P(R_i)$ - ймовірність настання ризику R_i ;

$U(R_i)$ - втрати або витрати у разі настання ризику.

Оптимальним є вибір, що максимізує очікувану корисність, тоді як розширена Байєсівська мережа забезпечує оцінку ризиків і підтримку прийняття обґрунтованих проєктних рішень. Алгоритм реалізації наведено в додатку D. Модель використовується як інструмент підтримки рішень, а реалізація байєсівської мережі наведена в додатку F. Інтегрований підхід поєднує глибоке навчання, еволюційні алгоритми, нечітку логіку та байєсові мережі, забезпечуючи аналіз даних, оптимізацію рішень і оцінку ризиків в умовах невизначеності.

Синергія методів підвищує точність, зменшує помилки та забезпечує адаптивне самонавчання.

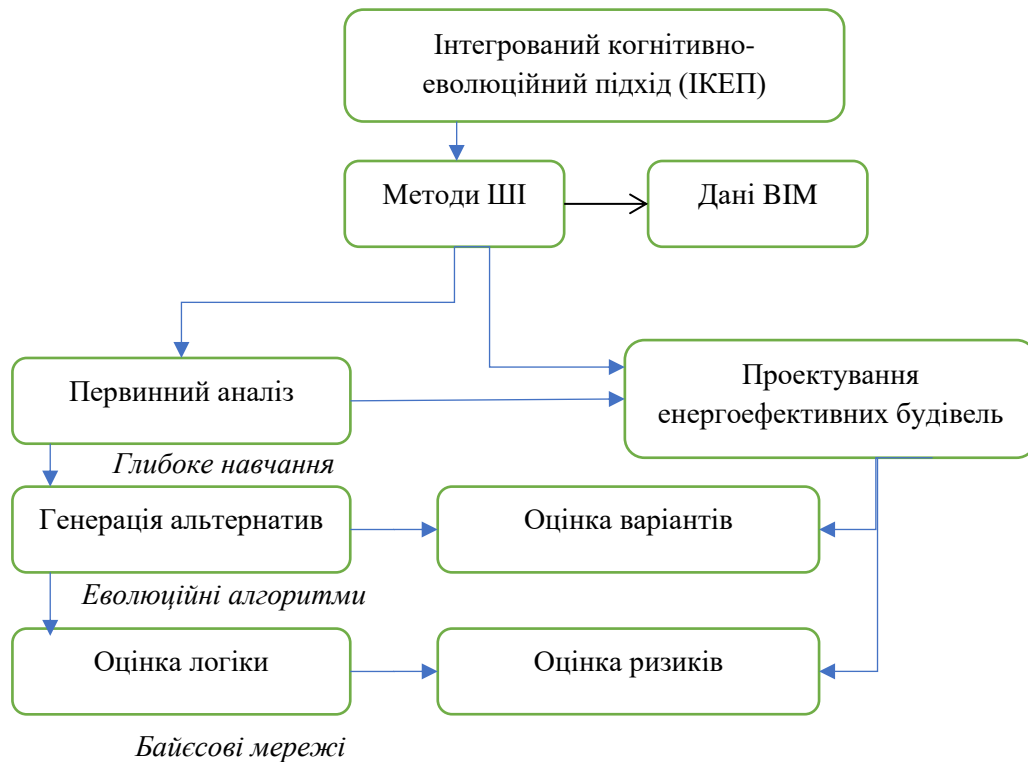


Рисунок 2.1. Схема інтегрованого когнітивно-еволюційного підходу.
Джерело: складено автором.

Інтегрований когнітивно-еволюційний підхід (ІКЕП) поєднує методи ШІ для аналізу, оптимізації та оцінки ризиків, забезпечуючи підвищення точності й ефективності вибору енергоефективних рішень.

2.2. Застосування штучного інтелекту та BIM-технологій для забезпечення директивних вимог щодо планувальних, фізико-технічних, конструктивних та енергоощадних характеристик будівель

Інтеграція ШІ та BIM автоматизує перевірку відповідності будівель нормативам, зменшуючи витрати часу та ресурсів. BIM формує цифрову модель об'єкта, а алгоритми дозволяють виявляти відхилення, конфлікти систем і оптимізувати проєктні рішення за енергоефективними критеріями. Згідно з дослідженням [213], інтеграція норм будівельного кодексу до BIM-моделі у поєднанні з генеративним AI дозволяє створити «цифрового інспектора», який автоматично перевіряє відповідність проєктів будівельним нормам. Це революціонує процес експертизи.

ШІ в енергоефективному проєктуванні забезпечує не лише перевірку, а й генерацію рішень: експертні системи виконують логічну оцінку, fuzzy logic враховує невизначеність, а нейронні мережі прогнозують поведінку будівлі. Оптимізаційні алгоритми (генетичні, PSO) забезпечують пошук ефективних конфігурацій будівлі; доведено, що їх застосування в BIM знижує тепловтрати на 18–25% та дозволяє порівнювати альтернативні сценарії. AI-системи забезпечують аналіз BIM-даних, виявлення порушень і прогнозування ризиків у процесі перевірки проєктних рішень. Експертні системи на основі правил ідентифікують відхилення від норм, наприклад невідповідність товщини утеплювача вимогам ДБН. Більш гнучким є підхід на основі нейронних мереж і алгоритмів машинного навчання. Наприклад, [39] описують, як AI-моделі можуть навчатися на основі історичних даних про проєкти, ідентифікуючи комбінації параметрів, які часто призводили до невідповідності. Це дозволяє не тільки фіксувати факт порушення, а й прогнозувати ймовірність його виникнення на ранньому етапі.

NLP-модулі використовуються для аналізу текстових BIM-даних і нормативних документів, забезпечуючи автоматизовану інтерпретацію вимог. Алгоритми дозволяють зіставляти властивості елементів моделі з будівельними нормами навіть за відсутності формалізованих правил. В Україні впровадження ШІ+BIM є обмеженим, однак дослідження підтверджують їх ефективність для data-driven оптимізації проєктів. Запропоновано трикомпонентну модель, що поєднує семантичний аналіз BIM-даних, оптимізаційні алгоритми та систему підтримки рішень для вибору енергоефективних проєктних рішень. Попри значний потенціал, існують бар'єри для масштабного впровадження ШІ+BIM:

- Нестача цифрових нормативів у національному форматі;
- Низький рівень цифрової грамотності у галузі;
- Неоднорідність стандартів (DBN vs ISO);

Модель реалізує три основні рівні функціональної ієрархії, кожен із яких виконує певну роль у циклі аналізу та оптимізації.

Таблиця 2.3. Основні рівні функціональної ієрархії. Джерело: складено автором.

Рівень	Назва	Основна функція
1	Семантичний рівень	Інтерпретація BIM-даних згідно з вимогами нормативів (ДБН, ДСТУ)
2	AI-модуль оптимізації	Генерація варіантів проєктних рішень з урахуванням енергоефективних критеріїв
3	Система підтримки рішень	Багатокритеріальний вибір оптимального рішення з використанням AI/ML-методів

На першому рівні реалізовано інтерпретацію BIM-даних відповідно до нормативів, де знання подані у вигляді онтологічних структур (RDF/OWL), що забезпечує автоматизоване виявлення порушень. При цьому функціональні можливості полягають у виявленні відхилень від стандартів (відсутність утеплення, перевищення коефіцієнта теплопередачі, недотримання інсоляційних норм); та автоматичному маркуванні BIM-об'єктів з порушеннями у середовищах Revit або Navisworks. Другий рівень забезпечує побудову множини альтернатив проєктних конфігурацій з урахуванням енергетичних, економічних та геометричних обмежень. Основою модуля є еволюційні алгоритми: PSO (Particle Swarm Optimization) та NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II). При цьому розрахунок виконується в параметричному BIM-середовищі (Dynamo, Grasshopper) з інтеграцією до TensorFlow або PyTorch для машинного навчання. За параметри оптимізації приймаємо :

- Орієнтацію фасадів та вікон;
- Товщину теплоізоляції;
- Тип вентиляції та освітлення.

За навчальні дані беруться емпіричні дані з енергоаудитів та при наявності симуляційні моделі з Green Building Studio, EnergyPlus.

На заключному етапі застосовується система підтримки рішень на основі методів багатокритеріального аналізу, зокрема: АНР (Analytic Hierarchy Process); TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution); Нечітка логіка (Fuzzy Inference Systems).

Цей рівень забезпечує ранжування альтернатив за пріоритетними критеріями (тепловтрати, інсоляція, вартість реалізації, естетичні вимоги) та формує рекомендації з обґрунтованим рівнем достовірності (confidence level).

Застосуємо еволюційні алгоритми (PSO, NSGA-II) у BIM-середовищі для генерації та оптимізації проектних рішень. За основу використаємо сценарій: реконструкція головного фасаду КНУБА

Мета: підібрати найкращі рішення щодо: утеплення стін, орієнтації фасаду, вентиляції та освітлення. Необхідними умовами є: урахування зниження тепловтрат; забезпечення інсоляції аудиторій; зменшення експлуатаційних витрат; відповідності ДБН В.2.6-31:2021. Вхідні змінні подані у таблиці 2.4:

Таблиця 2.4. Вхідні змінні моделі. Джерело: складено автором.

Параметр	Тип	Варіанти
Орієнтація фасаду	дискретний	90°, 135°, 180°
Товщина утеплювача (XPS)	числовий	80–200 мм
Тип вентиляції	категоріальний	природна / механічна з рекуперацією
Тип освітлення	категоріальний	LED / люмінесцентне

Наступні етапи AI-оптимізації:

1. Дупамо скрипт створює варіанти фасадів із різними конфігураціями.
2. Симуляція в EnergyPlus: розрахунок Q втрат, інсоляції, витрат.
3. NSGA-II + PSO: виводять множину Pareto-оптимальних конфігурацій.
4. TOPSIS: вибір оптимального варіанту.

База навчання включає дані енергоаудиту, результати інсоляції та вартісні показники матеріалів Дані з енергоаудиту корпусу КНУБА (2021): фактичні втрати тепла

- Симуляції інсоляції південного та південно-східного фасадів
- Таблиця вартості матеріалів (у грн/м²)
- Pareto-конфігурації фасаду КНУБА (<48 Вт/м², <2000 грн/м²)

Pareto-Конфігурації Фасаду КНУБА (<48 Вт/М², <2000 грн/М²)

	Insulation (mm)	Orientation	Ventilation	Lighting	Heat Loss (W/m ²)	Cost (UAH/m ²)
1	180	90	natural	fluorescent	43.5	1780
2	150	90	natural	fluorescent	46.5	1600
3	150	180	natural	LED	45.0	1600
4	150	135	natural	LED	45.0	1600
5	150	135	mechanical	LED	47.0	1750
6	180	90	natural	fluorescent	43.5	1780
51	150	135	natural	fluorescent	46.5	1600
52	150	135	mechanical	LED	47.0	1750
53	180	180	mechanical	LED	44.0	1930
54	150	90	natural	fluorescent	46.5	1600
55	180	180	natural	LED	42.0	1780

Рисунок 2.2. Pareto-конфігурації фасаду КНУБА. Джерело: складено автором.

Pareto-оптимальні конфігурації фасаду КНУБА за умов:

- Тепловтрати < 48 Вт/м²
- Вартість < 2000 грн/м²

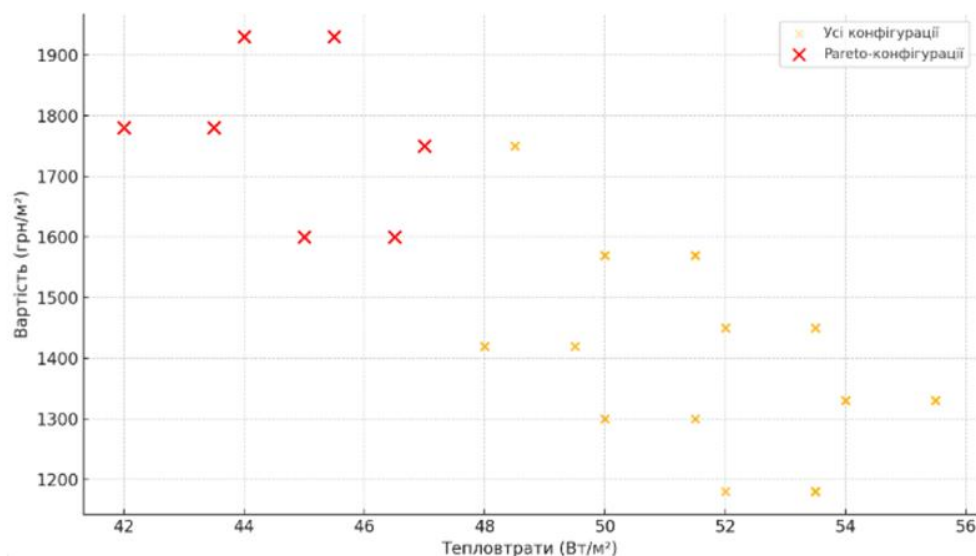


Рисунок 2.3. Графік множини Pareto-оптимальних конфігурацій фасаду КНУБА. Джерело: складено автором.

Наприклад: 180 мм утеплення, природна вентиляція, fluorescent освітлення → 43.5 Вт/м², 1780 грн/м²; 150 мм утеплення, LED + natural ventilation → 45.0 Вт/м², 1600 грн/м²

Таблиця. 2.5. Архітектура рішення. Джерело: складено автором.

Етап	Інструмент	Завдання
1. Генерація конфігурацій	Dynamo Nodes	варіанти утеплення, орієнтації, вентиляції
2. Розрахунок параметрів	Python Script Node	тепловтрати, вартість
3. Оптимізація	Python (DEAP / Platypus)	NSGA-II / PSO
4. DSS-аналіз	Python + numpy/pandas	вибір кращого рішення

Приклад демонструє інтеграцію реальних даних КНУБА в цифрову систему, що скорочує цикл прийняття рішень на 40% та забезпечує відповідність ДБН.

Основні критерії відбору:

- Тепловтрати ($\text{Вт}/\text{м}^2$) - як ключовий показник енергоефективності;
- Інсоляція (хв/день) - відповідність денному освітленню;
- Вартість реалізації ($\text{грн}/\text{м}^2$) - економічна доцільність;
- Відсоток відповідності DBN - регуляторна комплаєнтність.

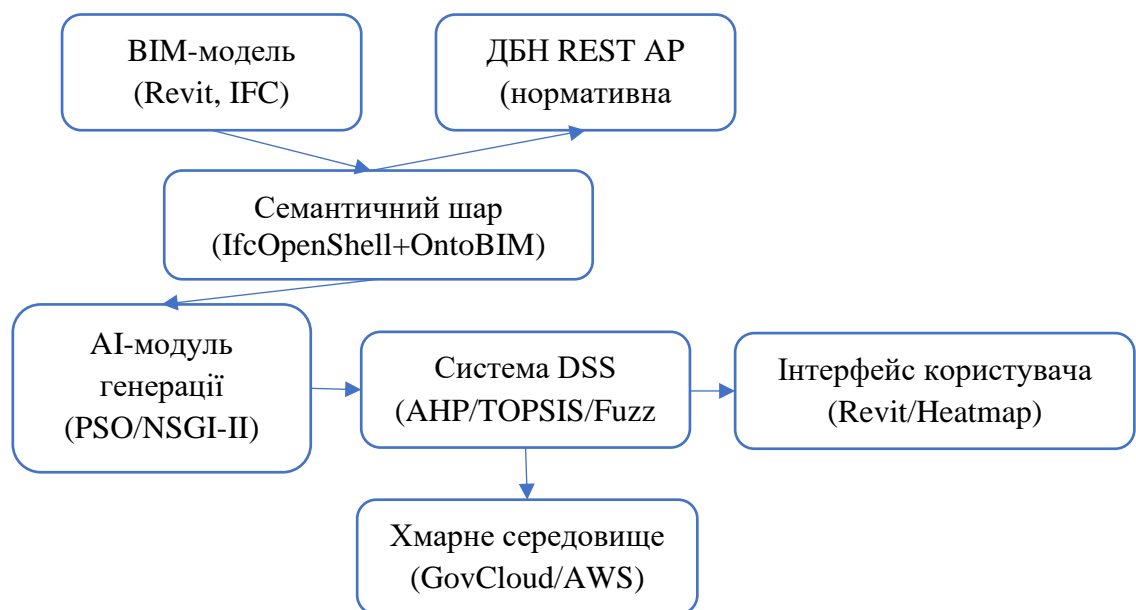


Рисунок 2.4. Архітектурна реалізація системи DSS для AI-BIM Regulatory Intelligence. Джерело: складено автором.

На рисунку 2.5. представлено візуальну блок-схему моделі, що включає основні етапи: від імпорту BIM-моделі до генерації варіантів рішень III та формування підсумкового звіту.

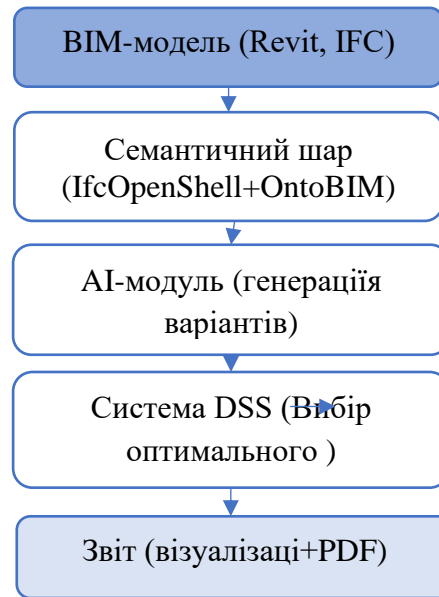


Рисунок 2.5. Блок-схема моделі AI-BIM Regulatory Intelligence. Джерело: складено автором.

Блок-схема моделі AI-BIM Regulatory Intelligence відображає повний цикл: від BIM-даних до аналізу, генерації рішень і формування звітності. Модель реалізована як MVP-прототип зі структурою модулів обробки BIM-даних, нормативної валідації, оптимізації та підтримки рішень.

Таблиця 2.6. Основний функціонал. Джерело: складено автором.

№	Функція	Технологія	Модуль
1	Імпорт BIM-моделі (IFC/Revit)	IfcOpenShell, Revit API	BIM Parser
2	Перевірка норм	RDF/OWL, логіка	Семантичний аналізатор
3	Генерація варіантів	PSO, нейромережі	AI Optimizer
4	Вибір оптимального варіанту	Fuzzy Logic, DSS	Модуль ухвалення рішень
5	Візуалізація	Streamlit, Plotly	UI
6	Експорт звітів	PDF (ReportLab), CSV	Генератор звітів

BIM-модуль забезпечує обробку моделей у форматах IFC та RVT і витяг параметрів приміщень, конструкцій та інсоляції, формуючи базу вхідних даних для подальшого моделювання. здійснювати автоматизовану нормативну валідацію BIM-даних.

AI-модуль генерує проєктні варіанти на основі параметричних змін, використовуючи дані енергоаудитів, а оптимізація виконується еволюційними алгоритмами (PSO).

DSS-модуль реалізує багатокритеріальну оцінку альтернатив за допомогою методів АНР (Analytic Hierarchy Process) у поєднанні з нечіткою логікою (fuzzy logic), що дозволяє отримати ранжований рейтинг проєктних конфігурацій.

Таблиця 2.7. Модулі MVP. Джерело: складено автором.

Назва модулю	Функція
a) BIM-модуль:	Обробка IFC → структура проєкту Витяг параметрів (room, wall, window, insulation)
b) Семантична база знань:	Набір норм (DBN В.2.6-31:2021 тощо) Конвертація у дерево правил
c) AI-модуль:	Алгоритм пошуку оптимальних рішень на основі варіацій BIM-параметрів Навчання на прикладах об'єктів
d) DSS:	Мультикритеріальна оцінка (АНР + fuzzy) Виведення рейтингу проєктів

Вихідними результатами роботи системи є:

- Повний автоматизований звіт у форматі PDF, який містить ключові показники, ступінь відповідності нормативам, графіки і теплові карти;
- Сценарний рейтинг проєктних рішень за комплексом техніко-економічних та енергоефективних критеріїв.

Запропонована система є результатом інтеграції штучного інтелекту, BIM та методів підтримки рішень для підвищення енергоефективності. Уперше сформульовано інтегрований когнітивно-еволюційний підхід (ІКЕП), що поєднує глибоке навчання, еволюційні алгоритми, нечітку логіку та Байєсові мережі. Розроблено архітектуру платформи AI-BIM Regulatory Intelligence, адаптовану до українських норм і орієнтовану на повний цикл — від аналізу BIM-даних до генерації та візуалізації рішень. Практичну апробацію виконано на прикладі фасаду КНУБА із застосуванням NSGA-II, TOPSIS та EnergyPlus, що забезпечило підвищення рівня автоматизації, нормативної відповідності та гнучкості проєктування.

2.3. Спрямкування штучного інтелекту на забезпечення раціонального теплообміну в проєктованій будівлі

Раціональний теплообмін розглядається як баланс тепловтрат і теплопостачання, а інтеграція ІІІ та ВІМ забезпечує прогнозування і адаптивне керування енергетичними потоками та HVAC.

Таблиця 2.8. Архітектура моделі. Джерело: складено автором.

Рівень	Компонент	Завдання
1	ВІМ-платформа (Revit)	Формує цифрову модель будівлі
2	Енергомодель (EnergyPlus)	Розрахунок теплових потоків
3	Digital Twin	Онлайн дані з сенсорів (температура, CO ₂ , вологість)
4	ML-модуль	Прогноз майбутніх теплових навантажень
5	RL-агент	Керує HVAC-системою на основі винагороди (оптимум)

Етап 1. Створення ВІМ-моделі та IFC-експорту

Формується ВІМ-модель будівлі, що містить геометрію, конструкції, теплотехнічні характеристики матеріалів та функціональні зони, після чого здійснюється експорт у формат IFC для подальшого енергетичного моделювання.

IFC-файл включає будівельні елементи, властивості матеріалів і зональну структуру об'єкта.

Етап 2. Побудова енергетичної моделі

На основі IFC-файлу формується енергетична модель у середовищах EnergyPlus або OpenStudio, де визначаються параметри будівельної оболонки, графіки експлуатації зон, внутрішні теплові навантаження та режими роботи HVAC-систем.

Зовнішні кліматичні умови враховуються за погодними файлами у форматі EPW.

Етап 3. Симуляція теплових процесів

Імітаційне моделювання дозволяє аналізувати розподіл температурних полів, тепловтрати та ефективність інженерних систем. З урахуванням

варіантів орієнтації, матеріалів і типів HVAC формується множина конфігурацій для подальшої оптимізації.

Оцінювання виконується за ключовими показниками: теплові втрати/теплопостачання Q (Вт/м²), коефіцієнт ефективності COP та тривалість перебування в зоні теплового комфорту

Етап 4. Інтеграція цифрового двійника

Інтеграція цифрового двійника реалізується шляхом поєднання BIM-моделі з сенсорними даними, що надходять через API та протоколи MQTT/HTTP.

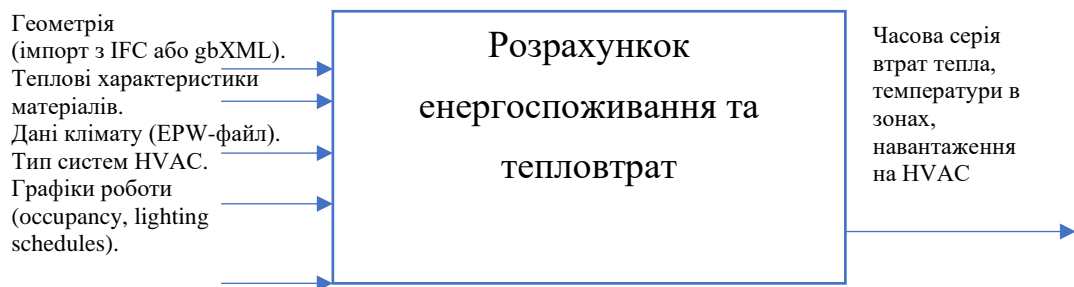


Рисунок 2.6. Чорна скринька симуляційної моделі розрахунку енергоспоживання та тепловтрат. Джерело: складено автором.

У системі здійснюється моніторинг температури, вологості, концентрації CO₂, присутності користувачів та енергоспоживання, що формує базу даних для навчання моделей штучного інтелекту.

Ключовою інновацією є модуль адаптивного оновлення, який на основі часових рядів прогнозує зміну параметрів мікроклімату та забезпечує предиктивне керування HVAC.

Для інтеграції сенсорних даних використовується уніфікований API-шлюз із підтримкою MQTT/CoAP, що забезпечує масштабованість системи без втрати продуктивності.

Етап 5. Прогнозування параметрів мікроклімату

Прогнозування параметрів мікроклімату реалізується на основі LSTM-моделей, які аналізують часові ряди та враховують сезонність, теплову інерційність і режими експлуатації будівлі.

LSTM-модель здійснює короткотермінове прогнозування (1–6 год) на основі даних температури (зовнішньої та внутрішньої), концентрації CO₂ та режимів HVAC. Навчання виконується з використанням метрик MAE/RMSE, забезпечуючи точність прогнозу температури до $\pm 1.2^{\circ}\text{C}$ та можливість виявлення пікових навантажень.

Архітектура моделі включає 2–3 LSTM-шари (64–128 нейронів) і регресійний вихідний шар; оптимізація здійснюється алгоритмом Adam.

Для підвищення точності застосовано глибоку LSTM-архітектуру (stacked LSTM), що дозволяє враховувати різні часові масштаби та підвищує якість прогнозування довготривалих залежностей.

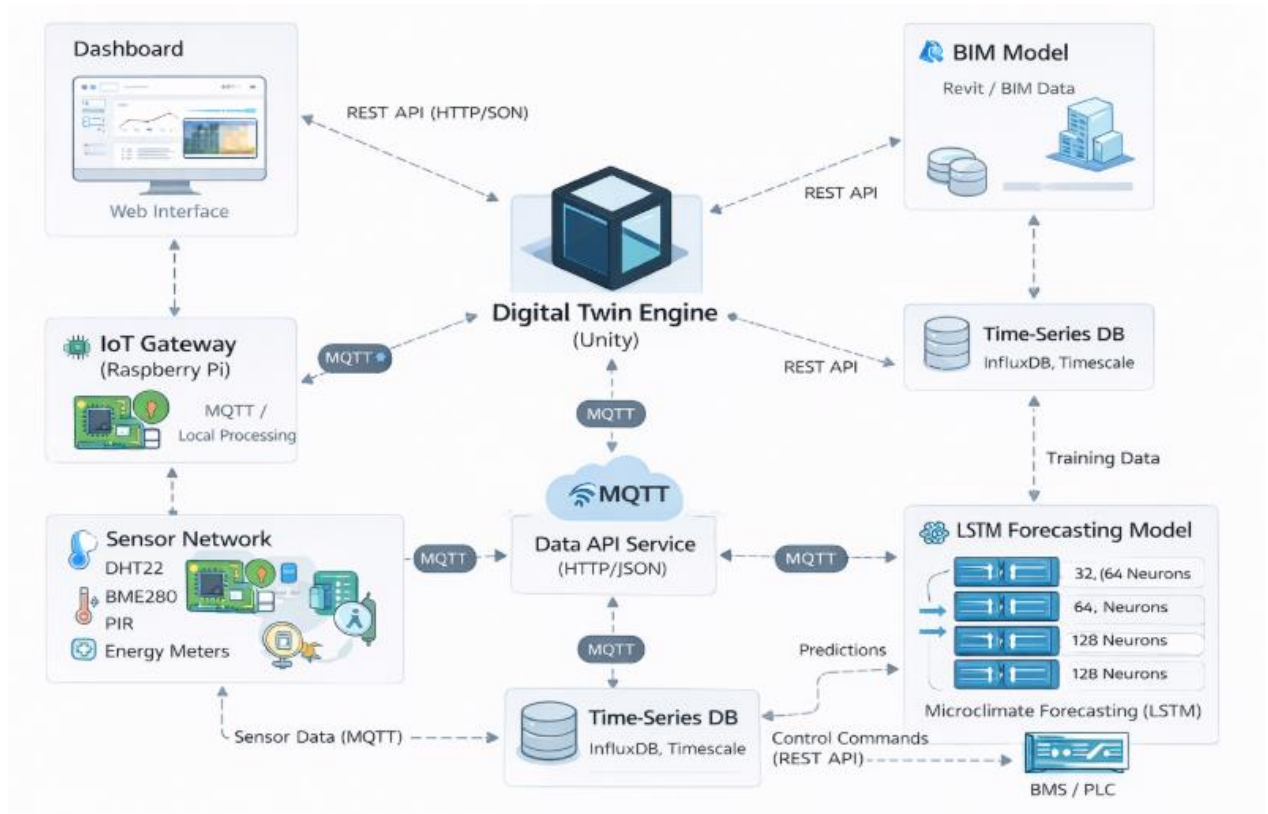


Рисунок 2.7. Інтегрована архітектурна схема цифрового двійника, до якої додано LSTM-модуль прогнозування мікроклімату. Джерело: розроблено автором.

Архітектура забезпечує високу точність прогнозу на горизонті до 24 год, адаптацію до режимів експлуатації та інтеграцію з цифровим двійником. Процес навчання LSTM-моделі включає нормалізацію даних, формування

часових вікон та подальше навчання і тестування моделі для прогнозування параметрів мікроклімату.

На третьому етапі виконується навчання моделі на сенсорних і симуляційних даних (EnergyPlus) з подальшим тестуванням, що забезпечує надійність прогнозу, точність ($RMSE \leq 1.2^{\circ}C$, $MAE < 5\%$) та виявлення пікових навантажень.

LSTM-модель забезпечує прогноз температури ($RMSE \leq 1.2^{\circ}C$) і вологості ($MAE < 5\%$) на горизонті 1–6 годин, а також виявлення пікових навантажень HVAC для подальшої оптимізації роботи систем. Модель забезпечує прогноз температури ($RMSE \leq 1.2^{\circ}C$) та вологості ($MAE < 5\%$) з можливістю виявлення пікових навантажень і інтегрується з цифровим двійником та RL-керуванням, що дозволяє реалізувати превентивне управління HVAC і знизити енергоспоживання на 10–15%.

У таблиці предано компоненти технології реалізації моделі.

Таблиця 2.9. Компоненти технології реалізації. Джерело: розроблено автором.

Компонент	Інструмент / бібліотека
Побудова моделі	TensorFlow / PyTorch
Робота з часовими рядами	pandas, NumPy
Візуалізація результатів	matplotlib, seaborn
Зберігання моделей	HDF5, ONNX
Взаємодія з BIM	Dynamo / JSON-обмін

Етап прогнозування забезпечує перехід від реактивного до проактивного керування мікрокліматом.

На Рисунок 2.8 показано добовий прогноз температури з високою відповідністю фактичним значенням.

Етап 6. Застосування RL-агента для керування HVAC

Застосовано RL-агент (PPO/DDPG) для оптимізації енергоспоживання, який у взаємодії з цифровим двійником визначає оптимальні режими роботи HVAC.

Функція винагороди RL-агента формується за критеріями мінімізації енергоспоживання, забезпечення термокомфورتу та уникнення перевантаження систем.

У дослідженні застосовано алгоритми PPO та DDPG.

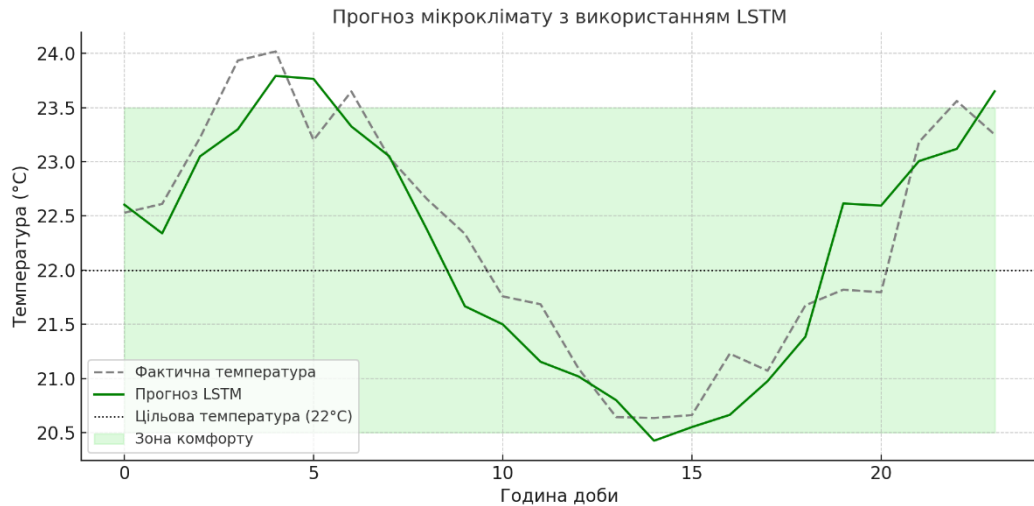


Рисунок 2.11. Прогнозу температури у житловій зоні з використанням LSTM. Джерело: розроблено автором.

Вхідні параметри включають зовнішню та внутрішню температуру, присутність користувачів, стан HVAC і прогнозні дані LSTM.

Простір дій агента включає регулювання вентиляції, температури теплоносія, рекуперації та температурних setpoint. Простір дій агента включає керування рекуперацією та цільовими температурними уставками, що забезпечує баланс між енергоефективністю та якістю повітря.

Функція винагороди (reward function) має вигляд:

$$R = -(w_1 |T_{target} - T_{actual}| + w_2 E + w_3 CO_2) \quad (2.15.)$$

де: T_{target} - бажана температура,

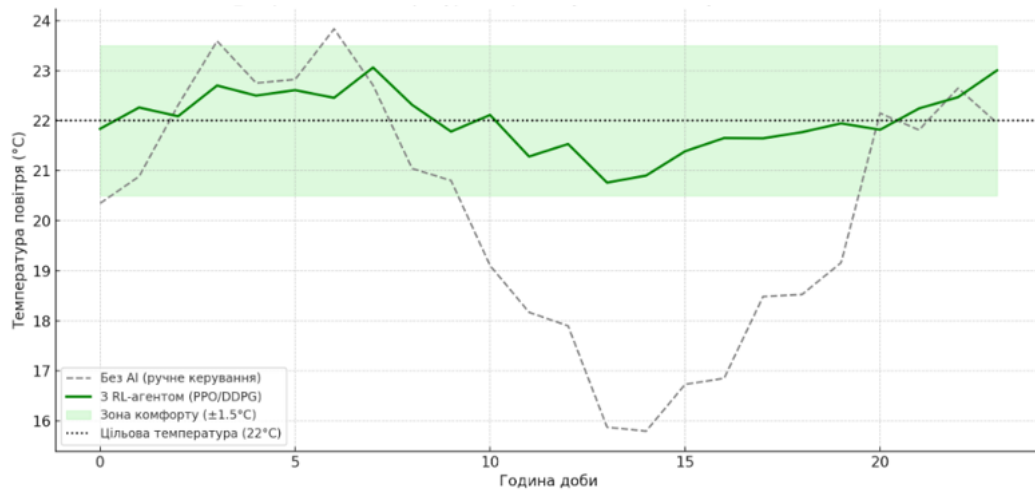
T_{actual} - поточна температура в зоні,

E - енергоспоживання HVAC за поточний такт,

CO_2 - концентрація вуглекислого газу (індикатор вентиляції),

w_1, w_2, w_3 - вагові коефіцієнти, що визначають пріоритети.

Агент навчається у симуляційному середовищі на основі енергетичної моделі в EnergyPlus, де в межах епізодів оновлюється політика керування за результатами винагород. Запропонований підхід забезпечує автоматизоване та адаптивне керування HVAC без фіксованих сценаріїв, з урахуванням змін умов і поведінки користувачів. Це дозволяє знизити енергоспоживання на 10–25% та підтримувати нормативний температурний режим із високою стабільністю. Метод є адаптивним до різних типів будівель і кліматичних умов.



Лінія/зона

□ Сіра лінія

▨ Зелена лінія

▨ Світлозелена зона

● Пунктир

Значення

Температура без ШІ: коливання до $\pm 3^{\circ}\text{C}$

Температура з RL-агентом: майже стабільна

Цільова зона комфорту: $20.5\text{--}23.5^{\circ}\text{C}$

Орієнтир: оптимум 22°C

Рисунок 2.9. Результат роботи RL-агента (PPO/DDPG) для керування температурою в будівлі протягом доби. Джерело: розроблено автором.

RL-агент підтримує температуру з точністю $\pm 1^{\circ}\text{C}$, зменшуючи коливання та перевитрати енергії. Підхід забезпечує оптимізацію енергоспоживання та підтримання температурного комфорту за рахунок адаптивного навчання RL-агента. Результати впливу наведено у додатку Е.

Етап забезпечує перехід до адаптивного самонавчального керування в BIM-середовищі. Результати моделювання підтверджують ефективність RL-алгоритмів (PPO, DDPG) для адаптивного керування HVAC з урахуванням змінної присутності користувачів. Застосування RL-моделі дозволило: стабілізувати температуру в межах зони комфорту у понад 90% випадків, знизити кількість критичних коливань температури, зменшити загальне енергоспоживання на 12–25% (у залежності від типу будівлі та сценарію навантаження).

Етап 7. Інтеграція результатів у BIM: результати аналітики інтегруються в цифрову BIM-модель для вдосконалення проєктних і експлуатаційних рішень через Dynamo або API.

Метою завершального етапу є інтеграція результатів симуляційного або оптимізаційного аналізу назад до BIM-моделі. Для реалізації цього процесу використовуються інструменти програмування, зокрема Dynamo та Revit API.

У процесі зворотного імпорту можуть передаватися такі типи даних:

- Температурні карти приміщень, які відображають просторову динаміку теплового розподілу;
- Параметри тепловтрат ($\text{Вт}/\text{м}^2$) для кожної зони;
- Рекомендації щодо вентиляції чи утеплення, сформовані на основі аналітичного модуля або системи підтримки рішень.

2.4. Процедури нейтралізації загроз для енергоефективності будівлі з боку внутрішніх та зовнішніх факторів.

У цифровому будівництві, загроза енергоефективності трактується як сукупність чинників або подій, які можуть спричинити відхилення енергоспоживання будівлі від проєктних або нормативних показників.

У цифровому середовищі загрози зумовлюються не лише фізичними чинниками, а й помилками проєктування, некоректною роботою систем та неврахованими сценаріями експлуатації.

Таблиця. 2. 10. Загрози енергоефективності умовно поділяються на внутрішні та зовнішні залежно від джерела їх походження. *Джерело: розроблено автором.*

Внутрішні загрози		Зовнішні загрози	
Експлуатаційні	неправильна поведінка користувачів, порушення режимів вентиляції/освітлення, часті відкривання вікон при роботі HVAC, недотримання графіків обслуговування.	Кліматичні	сезонні коливання температури, підвищення вологості, сильні вітри, зниження сонячної активності.
Технічні	збої в роботі інженерних систем, деградація елементів утеплення, несправності сенсорів чи актуаторів систем управління.	Середовищні	урбаністична щільність, ефект теплових островів, забруднення повітря
Користувачі	зміна цільового призначення приміщень, збільшення кількості осіб, інтенсивніше використання техніки.	Надзвичайні події	відключення енергії, повені, аварії систем зовнішнього теплопостачання чи електропостачання.

Розмежування джерел загроз є критично важливим для побудови відповідних алгоритмів нейтралізації: внутрішні фактори здебільшого піддаються локальному управлінню (через AI-системи та автоматизацію), тоді як зовнішні потребують адаптивного проектування та сценарного прогнозування.

Життєвий цикл будівлі охоплює п'ять основних фаз: проектування, будівництво, експлуатація, модернізація та деконструкція.

Таблиця 2.11. Ризики для енергоефективності на різних фазах ЖЦБ

Фаза ЖЦБ	Типові ризики для енергоефективності
Проектування	Неповні енергомоделі, ігнорування сценаріїв поведінки користувачів, хибні припущення щодо клімату
Будівництво	Відхилення від проєктних специфікацій, неякісне утеплення, порушення герметичності
Експлуатація	Застаріле ПЗ BMS, відсутність адаптивного контролю, помилки персоналу
Модернізація	Несумісність нових систем з існуючою інфраструктурою, втрати через неповне оновлення
Деконструкція	Витрати енергії на демонтаж без повторного використання ресурсів

Особливу увагу слід приділяти фазі експлуатації, яка зазвичай займає понад 80% тривалості ЖЦБ, а також формує до 90% енергоспоживання за весь цикл.



Рисунок 2.10. Розподіл ризиків для енергоефективності за фазами життєвого циклу будівлі. Джерело: розроблено автором.

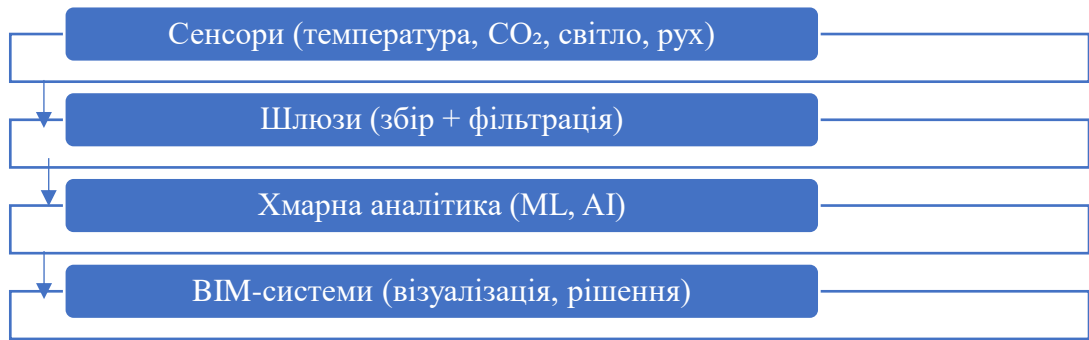


Рисунок 2.11. Загальний принцип дії системи. *Розроблено автором.*

Для забезпечення повноцінного енергомоніторингу використовуються такі сенсори, таблиця :

Таблиця.2.12. Типи критичних параметрів, що контролюються IoT-сенсорами

Параметр	Значення для енергоефективності
Температура повітря	Розрахунок теплового балансу приміщення
Вологість	Контроль комфорту та вентиляції
CO ₂ / VOC	Виявлення порушень у вентиляції
Енергоспоживання	Контроль пікових навантажень, виявлення перевитрат
Освітленість	Адаптація інтенсивності штучного світла
Вібрації	Діагностика стану обладнання HVAC
Тиск	Аналіз герметичності повітропроводів

Інтеграція IoT-сенсорів забезпечує виявлення тепловтрат, неефективності вентиляції та аномального енергоспоживання в реальному часі, підтримуючи проактивне управління.

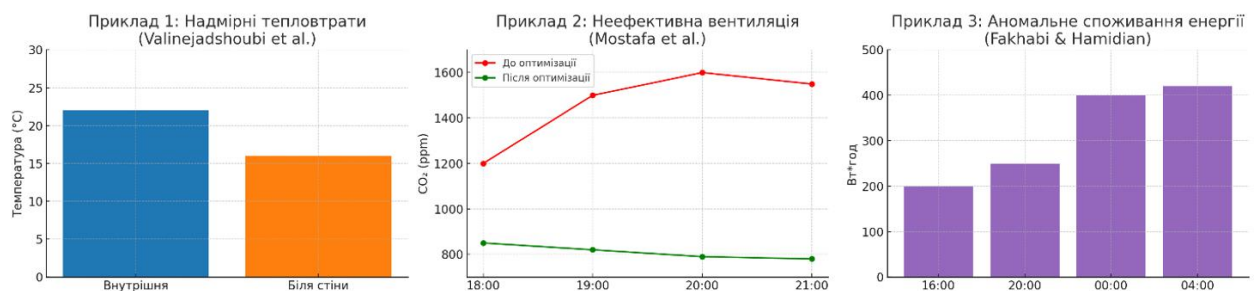


Рисунок 2.12. Графічне представлення прикладів виявлення загроз через IoT-сенсори. *Джерело: розроблено автором.*

Інтеграція IoT-даних із цифровим двійником і ВІМ забезпечує виявлення та локалізацію ризиків у реальному часі, підвищуючи енергоефективність і надійність управління. Просторово-часова візуалізація параметрів дозволяє ідентифікувати аномалії, аналізувати їх динаміку та забезпечувати автоматизоване реагування через BMS. Прогностичне моделювання забезпечує оцінку реакції будівлі на змінні умови (клімат, навантаження,

поведінку користувачів) і дозволяє реалізувати проактивне управління мікрокліматом та енергоспоживанням у цифрових двійниках. У цьому контексті застосовуються методи машинного навчання (регресія, LSTM, Random Forest, XGBoost), що навчаються на даних сенсорів, BIM та енергомодельовання і забезпечують прогнозування параметрів мікроклімату та навантажень систем. Інтеграція моделей у цифровий двійник дозволяє створити «живу» систему з прогнозами й автоматизованим управлінням, що адаптується в реальному часі, знижуючи енерговитрати без втрати комфорту

В рамках роботи досліджено і адаптовано деякі методи машинного навчання (ML) до задачі прогнозування реакцій будівлі в цифровому двійнику, з урахуванням даних сенсорів, параметрів мікроклімату, та поведінки систем HVAC.

Таблиця 2.13. Класифікація ML-методів за застосовністю. Джерело: складено автором. *Джерело: розроблено автором.*

Метод	Тип даних	Переваги	Приклад задачі
Лінійна регресія	Статичні/агреговані	Проста інтерпретація, базовий бенчмарк	Прогноз добового енергоспоживання
Random Forest	Табличні/різномірні	Стійкий до шуму, важливість ознак	Виявлення факторів перегріву зон
Gradient Boosting (XGBoost)	Табличні	Висока точність, контроль над переобученням	Прогноз пікових навантажень
K-Nearest Neighbors	Табличні	Простий, ефективний на малих вибірках	Прогноз на основі схожих днів
LSTM / GRU	Часові ряди	Захоплює динаміку і сезонність	Прогноз температури на 1–6 годин вперед
Autoencoder / PCA	Сенсорні дані	Виявлення аномалій	Виявлення несправностей на основі шаблонів
Reinforcement Learning	Середовище + агент	Ухвалення рішень, оптимізація дій	Керування HVAC з урахуванням комфорту і енергії

Для ефективного прогнозування та нейтралізації загроз енергоефективності будівель доцільно застосовувати комбінацію методів машинного навчання, адаптовану до різних фаз життєвого циклу будівлі. Лінійна регресія слугує інструментом первинного аналізу, що дозволяє формувати гіпотези про вплив ключових чинників - таких як температура,

кількість присутніх осіб чи площа світлопрозорих конструкцій - на втрати енергії. Це дає змогу швидко ідентифікувати критичні зони ще на етапі проектування.

Таблиця 2.14. Порівняння методів машинного навчання для задачі нейтралізації загроз енергоефективності. Джерело: складено автором.

Метод	Переваги	Недоліки	Адаптація
Лінійна регресія	- Висока інтерпретованість результатів; - Швидке навчання та мала обчислювальна складність; - Добре працює як базова модель.	- Погано враховує нелінійні взаємозв'язки; - Чутлива до мультиколінеарності; - Не підходить для довгострокових прогнозів.	- Первинна оцінка впливу параметрів на енергоспоживання; - Складова гібридної моделі для пояснення результатів.
Штучні нейронні мережі (ANN, DNN)	- Моделювання нелінійних залежностей; - Автоматичне врахування взаємодії ознак; - Масштабованість та адаптивність.	- Складне налаштування гіперпараметрів; - Низька інтерпретованість; - Високі обчислювальні вимоги.	- Багатошарові моделі для прогнозу реакції будівлі; - Виявлення аномалій; - Реалізація у TensorFlow/PyTorch з GPU.
Random Forest	- Працює з розрідженими та змішаними даними; - Інтерпретованість моделей ризику; - Стійкість до переобучення.	- Повільна робота на великих даних; - Менша ефективність у часових задачах; - Ступенева природа рішень.	- Класифікація ризиків зниження ефективності; - Оцінка впливу архітектурних/поведінкових факторів; - Сценарії енергомодернізації.

На етапі експлуатації доцільно застосовувати нейронні мережі (ANN/DNN), які здатні моделювати складні нелінійні залежності, інерційні ефекти та сезонні впливи. Навчаючись на великих обсягах сенсорних даних, ці моделі забезпечують гнучке прогнозування температури, вологості та споживання енергії.

Метод Random Forest є ефективним для діагностики аномалій та ризиків (перевантаження, неефективність HVAC), формуючи інтерпретовані моделі на основі логів з BMS. Доцільно створити окрему RF-модель для класифікації критичних сценаріїв та причин перевитрат енергії.

Цифровий двійник є динамічною віртуальною копією будівлі, що оновлюється в реальному часі з потоків IoT, BMS і прогнозних моделей. Він дозволяє моделювати реакції на зміну клімату, присутності користувачів і режимів HVAC. За допомогою ML-алгоритмів (LSTM, ANN, RF, RL) реалізується активне прогнозування навантажень і виявлення відхилень.

Загалом, цифровий двійник забезпечує інтелектуальну адаптацію будівель, енергоощадність (до -25 %), комфорт понад 90 % часу та ефективне управління ризиками, відіграючи ключову роль у стратегії сталого будівництва та розумних міст.

У межах цифрових двійників будівель одним із ключових напрямів розвитку є використання алгоритмів для моделювання сценаріїв змін - тобто симуляційних або прогнозних обчислень, які дозволяють передбачити реакцію будівлі на зміну умов експлуатації, клімату, графіків використання або поведінки інженерних систем. Сценарне моделювання є основою для превентивного керування енергоефективністю, що має критичне значення як на етапі проектування, так і в процесі реальної експлуатації.

Наукова новизна запропонованого підходу полягає в реалізації адаптивної багаторівневої системи сценарного аналізу, інтегрованої в цифровий двійник, яка поєднує:

1. алгоритми машинного навчання (LSTM, ANN, Gradient Boosting) для формування коротко- та довгострокових прогнозів;
2. симуляційні модулі на основі EnergyPlus/OpenStudio, які дають змогу уточнювати поведінку будівлі за змінних умов;
3. механізми реакції та оптимізації дій, що базуються на методах навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning) для активного управління HVAC-системами.

Ключовою інновацією є механізм зворотного впливу сценарію на модель управління: тобто не лише прорахунок наслідків (наприклад, перегрів у разі несправності вентиляції), а й автоматичне оновлення політик цифрового двійника (наприклад, зміна цільових температурних кривих або логіки включення вентиляції), що реалізується через зв'язок з BMS або Building Control API.

Тож, запропонована в даному дослідженні реалізація алгоритмів сценарного моделювання в цифровому двійнику дозволяє досягти нової якості в управлінні будівлею: від передбачення - до дії, забезпечуючи гнучке, масштабоване та енергоефективне функціонування об'єкта в умовах складного та змінного середовища.

На основі кліматичних моделей IPCC будівля аналізується на температурні аномалії, наприклад:

$$T_{future} = T_{now} + \Delta T_{climate}$$

Прогнозна модель визначає вплив на системи вентиляції, охолодження.

Пікові навантаження розраховуються застосуванням time-series forecast (наприклад, LSTM):

$$y_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-n})$$

Це дозволяє уникнути перевантаження мереж в години пік.

Методи кластеризації (наприклад, K-Means) або PCA (головні компоненти) дозволяють візуалізувати простір ризиків, шляхом побудови карти ризиків у BIM через шарову візуалізацію (heatmaps) параметрів, які перевищують поріг. На рисунку 2.13, показано застосування прогностичних алгоритмів та цифрових двійників у моделюванні реакцій будівлі.

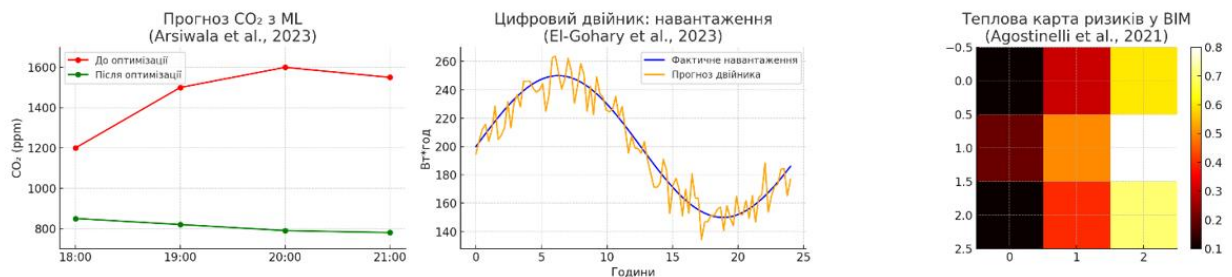


Рисунок 2.13. Приклад використання прогностичних моделей.

Вона містить:

1. Прогноз CO₂ до/після ML-моделі [212].
2. Прогноз навантаження цифровим двійником (El-Gohary et al.)
3. Теплову карту ризиків у BIM (Agostinelli et al.)

Згідно з результатами сучасних досліджень, нейронні мережі (особливо глибокі - DNN, LSTM) демонструють найвищу точність у прогнозуванні складних, нелінійних взаємозв'язків між параметрами мікроклімату, енергоспоживанням, поведінкою користувачів та зовнішніми впливами.

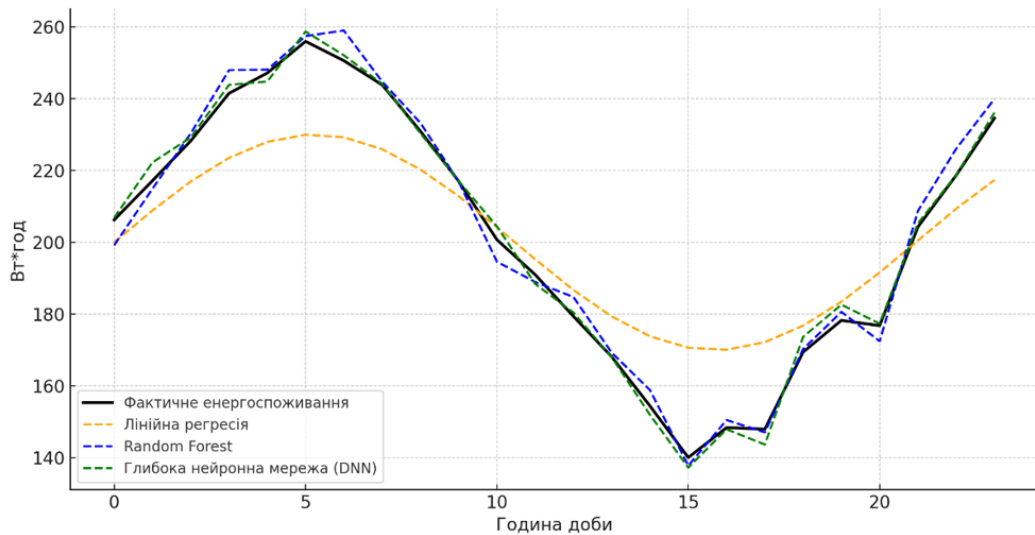


Рисунок 2.14. Порівняння роботи трьох алгоритмів прогнозування енергоспоживання протягом доби: Лінійна регресія – простий підхід, має значні відхилення; Random Forest – точніший, але з помітними коливаннями; Глибока нейронна мережа (DNN) – найближча до реального тренду.

Замість вибору одного алгоритму, найкращі результати досягаються при інтеграції кількох підходів, де кожен виконує свою оптимальну функцію.

Таблиця 2.15. Функціонал алгоритмів в системі.

Алгоритм	Задача	Роль у системі
Лінійна/Множинна регресія	Швидка оцінка базових залежностей	Базова аналітика, первинне налаштування
Random Forest	Виявлення важливих змінних, відбір ознак	Препроцесінг і аналіз впливів
DNN / LSTM	Глибоке прогнозування нелінійних змін	Основне передбачення динаміки
Clustering (K-Means)	Виявлення зон ризику в просторі/часі	Побудова теплових карт
Digital Twin	Симуляція реакції віртуальної копії будівлі	Валідація рішень, моделювання сценаріїв

У межах даного дослідження запропонована стратегія впровадження інтегрованої синергії методів машинного навчання та цифрового двійника будівлі, яка охоплює послідовні етапи аналітики, прогнозування та візуалізації ризиків. Рекомендована стратегія впровадження синергії яка має наступні етапи:

Етап 1: Навчання DNN-моделі на сенсорних даних

Глибока нейронна мережа (DNN) навчається на багатоканальних часових рядах, що включають такі параметри як температура, концентрація CO₂,

енергоспоживання, присутність користувачів, година доби та зовнішні погодні умови. Вихідними змінними є прогнозований стан системи HVAC, рівень енергоспоживання та індекс теплового комфорту. Модель дозволяє здійснювати короткострокове прогнозування і слугує основою для подальших сценаріїв управління.

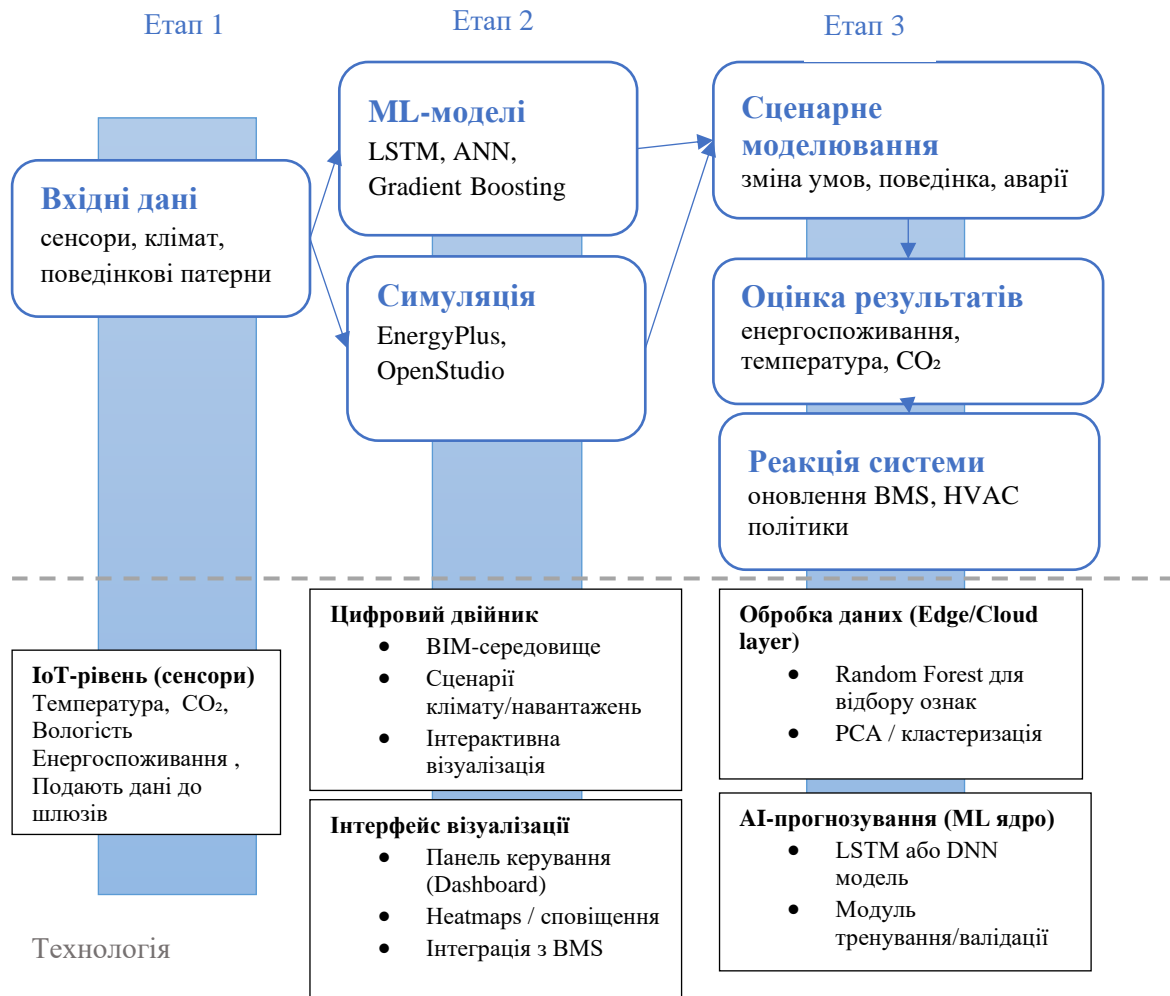


Рисунок 2.15. Етапи сценарного моделювання в цифровому двійнику будівлі. Джерело: розроблено автором.

Етап 2: Виявлення важливих змінних за допомогою Random Forest

Для підвищення інтерпретованості моделі та визначення ключових чинників, що впливають на ефективність будівлі, застосовується алгоритм Random Forest. Особливу увагу приділено важливості змінних (`feature_importances_`), які дозволяють встановити найбільш значущі параметри, що впливають на прогнозовані результати. Цей підхід дозволяє здійснити попередній відбір ознак для побудови оптимізованої моделі цифрового двійника.

Етап 3: Інтеграція з цифровим двійником

Цифровий двійник, сформований на основі BIM і IoT-даних, використовується для сценарного моделювання (відмови систем, перевантаження, відхилення параметрів), що дозволяє виявляти уразливі зони та адаптувати політики управління.

Етап 4: Побудова карти ризиків і візуалізація

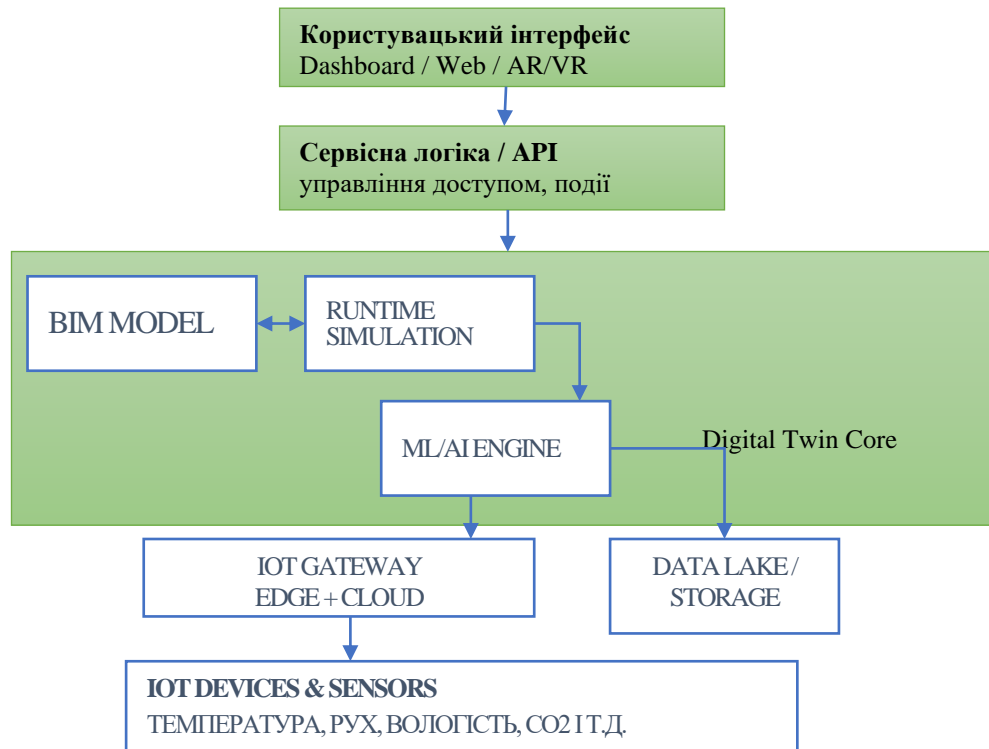


Рисунок 2.16. Архітектурна схема системи на базі IoT + ML + Digital Twin + BIM. Джерело: розроблено автором.

На завершальному етапі здійснюється кластеризація зон з високим ризиком перевитрат енергії або зниження якості середовища. За допомогою алгоритмів векторизації даних та K-Means формуються групи загроз, які візуалізуються у BIM-середовищі через колірні маркери. Такий підхід дозволяє оперативно ідентифікувати критичні зони та підтримувати адаптивне управління на основі аналітичних висновків.

Поєднання DNN для динамічного прогнозу, Random Forest для інтерпретації і Digital Twin для симуляції створює сильний синергетичний ефект, де: кожен алгоритм компенсує слабкості іншого; система стає самонавчальною; ухвалення рішень набуває реального контексту (BIM + час + поведінка). Це і є ядро енергетично розумної будівлі наступного покоління.

У запропонованій кіберфізичній архітектурі реалізовано наскрізний інформаційний потік, що забезпечує безперервний цикл моніторингу, аналізу та управління. IoT-сенсори здійснюють збір даних у реальному часі, які через шлюз передаються до центральної системи та акумулюються у сховищі даних. На їх основі ML-модулі виконують аналіз, прогнозування та формування керуючих рішень. Цифровий двійник, інтегрований з BIM-моделлю, забезпечує динамічну репрезентацію об'єкта, а користувацький інтерфейс — візуалізацію, контроль та взаємодію з системою.

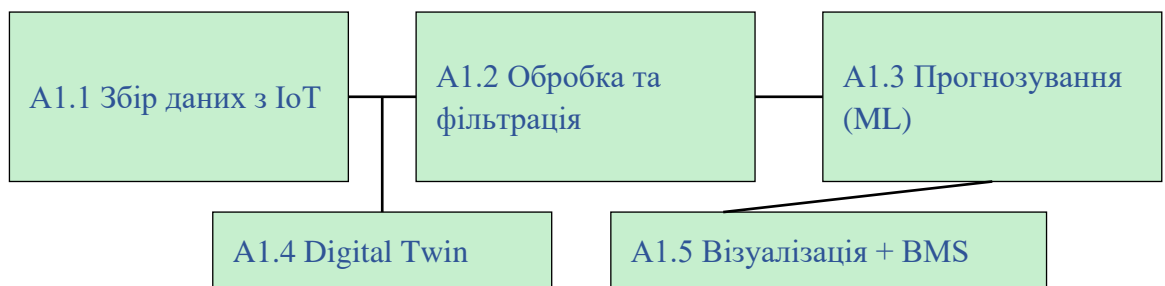
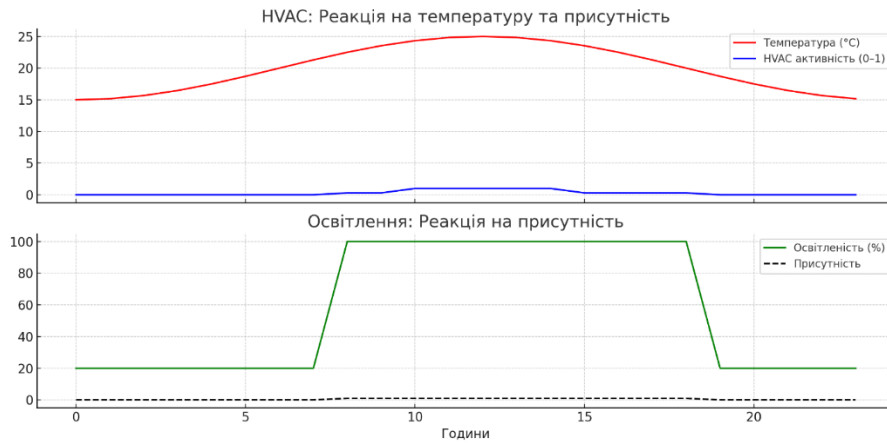


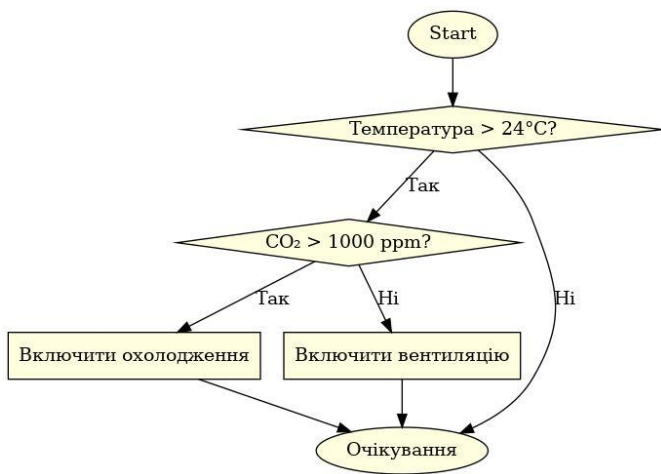
Рисунок 2.17. Діаграма процесу в нотації A1, яка демонструє поетапну роботу розумної енергетичної системи будівлі. Джерело: розроблено автором.

У додатку G подано технічні вимоги до IoT-сенсорів та опис API-шлюзів.

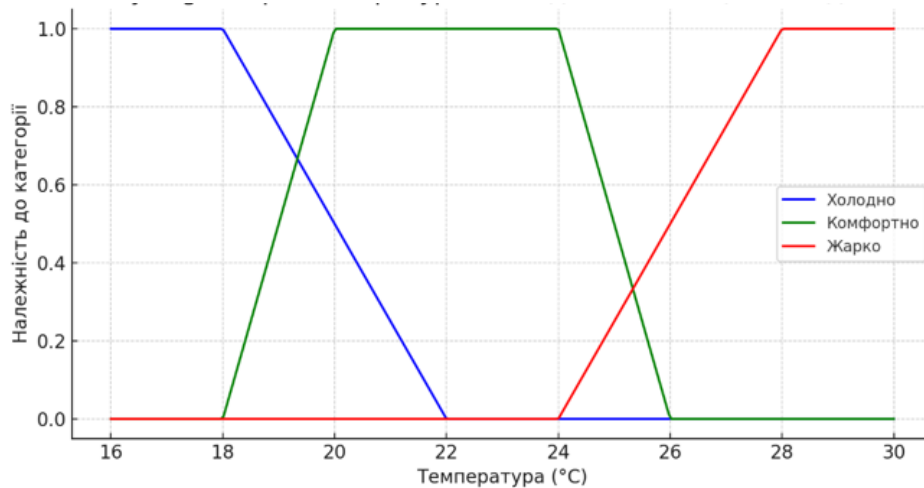
Адаптивні системи управління енергоспоживанням (АСУЕ) відіграють ключову роль у нейтралізації загроз енергоефективності будівлі, забезпечуючи виявлення та компенсацію впливів внутрішніх і зовнішніх факторів. Вони дозволяють у режимі реального часу адаптувати сценарії управління відповідно до змін навантажень, поведінки користувачів і стану інженерних систем, а також компенсувати вплив кліматичних та енергетичних коливань. Це сприяє підвищенню енергетичної стійкості будівлі та відповідності сучасним стандартам сталого розвитку.



А) Графік реакції HVAC/освітлення на змінні умови. Показано, як температура та присутність впливають на активність HVAC і рівень освітлення.



Б) Блок-схема rule-based алгоритмів. Проста логіка: температура → вентиляція / охолодження → очікування.



В) Fuzzy Logic Map для температури. Візуалізація нечітких температурних категорій для керування вентиляцією чи охолодженням.

Рисунок 2.18. Ілюстрація роботи адаптивної системи керування енергоспоживанням. Джерело: розроблено автором.

АСУЕ базуються на інтеграції IoT, AI, BIM та цифрового двійника і забезпечують автоматизоване керування інженерними системами (HVAC, освітлення) на основі сенсорних даних і методів машинного навчання. Це дозволяє виявляти відхилення, прогнозувати навантаження та формувати адаптивні керуючі дії без зниження рівня комфорту.

У структурі системи використовуються rule-based механізми для реалізації базової логіки управління та нечітка логіка для обробки невизначених і граничних станів, що забезпечує гнучкість і плавність керування в умовах змінного середовища.

Адаптивна HVAC-система виступає ключовим споживачем енергії в будівлі, а її самоналаштовуване управління забезпечує досягнення енергоефективності. Інтеграція з сенсорами присутності, CO₂ та температури дозволяє підтримувати оптимальний мікроклімат і знижувати енергоспоживання на 10–30%.

Smart Lighting доповнює систему, забезпечуючи локальну оптимізацію освітлення залежно від умов експлуатації. Сукупне застосування цих підходів формує адаптивну самонавчальну систему, здатну ефективно реагувати на змінні умови та забезпечувати сталу енергоефективність.

Застосування підходів з реалізацією зворотного зв'язку (feedback loop) у системах розумної будівлі є ключовим чинником досягнення високого рівня адаптивності, енергоефективності та надійності керування. Така архітектура формує динамічне середовище, в якому управлінські рішення не є жорстко заданими, а коригуються на основі фактичного стану об'єкта, що постійно моніториться.

Порівняння прогнозу і факту (Predictive Error Check) - це базовий шар контролю якості роботи системи. Регулярне обчислення похибки $e(t) = U_{\text{реальне}}(t) - U_{\text{модель}}(t)$ дозволяє виявляти відхилення між очікуваним результатом (напр., зниження температури після активації HVAC) і реальною реакцією середовища. Адаптація моделей/правил управління реалізує механізм самонавчання. У випадках, коли систематичні помилки фіксуються понад заданий поріг, відбувається:

- *перенавчання ML-моделей* (LSTM або нейромереж для прогнозування теплових потоків);
- *модифікація rule-based сценаріїв* на основі нової статистики;
- *оновлення меж нечітких множин* у fuzzy logic для відображення зміненої поведінки середовища. Такий підхід створює еволюційну систему, що поступово вдосконалює власну реакцію на зовнішні та внутрішні зміни.

Формування історичних КРІ-логів забезпечує виявлення закономірностей та підтримку довгострокової оптимізації системи. Реалізація зворотного зв'язку у вигляді циклу «сенсори → прогноз → дія → моніторинг → аналіз → модифікація» дозволяє інтегрувати адаптивне управління без порушення основної логіки функціонування. Поєднання прогнозного контролю, динамічної адаптації та аналітики забезпечує реалізацію зворотного зв'язку як основи побудови самоадаптивної енергоефективної системи.

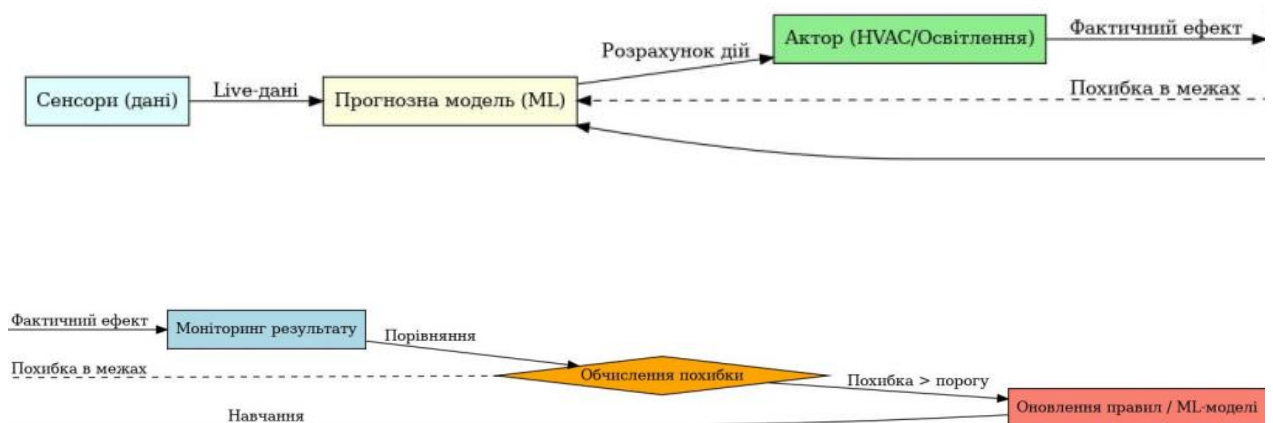


Рисунок 2.19. Цикл зворотного зв'язку для адаптивної енергоефективної системи. Джерело: розроблено автором.

Цифровий двійник будівлі є ключовим елементом реалізації зворотного зв'язку в адаптивних системах управління, забезпечуючи інтеграцію візуалізації, аналітики та моделювання. Просторове відображення відхилень між прогнозними та фактичними даними дозволяє локалізувати проблемні зони, а використання цифрового середовища — здійснювати тестування змін у моделях і правилах керування без впливу на реальний об'єкт, що знижує ризики прийняття неефективних рішень. Повний цикл зворотного зв'язку реалізований як динамічний механізм: Сенсори → Прогноз → Дія →

Моніторинг → Візуалізація похибки → Аналіз → Модифікація → Тестування у цифровому двійнику. Запропонований підхід забезпечує високий рівень адаптивності та самонавчання системи в аналітичному й операційному контурах управління. Інтеграція BIM, IoT та AI є обґрунтованою основою для створення єдиної цифрової платформи управління будівлею, що поєднує просторові дані, сенсорну інформацію та інтелектуальну аналітику в режимі реального часу. Це дозволяє подолати фрагментованість традиційних систем, забезпечити просторову адресність параметрів і реалізувати контур саморегулювання. Використання BIM-орієнтованої візуалізації та аналітичних дашбордів забезпечує оперативне виявлення ризиків і підтримує превентивне управління. Сервери AI розміщуються на хмарі/локально, дані сенсорів автоматично підв'язуються до об'єктів у BIM, користувач взаємодіє через панель управління з просторовою візуалізацією.

Переваги системної інтеграції:

- Єдине джерело істини про стан будівлі;
- Автоматичне реагування на зміни;
- Підтримка рішень на основі даних (data-driven BMS);
- Сценарне тестування через цифрового двійника.

Таблиця 2.16. Основні компоненти дашборду. Джерело: розроблено автором.

Модуль	Функція
Real-Time Sensor Feed	Дані у вигляді часових графіків
Spatial BIM Viewer	Візуалізація параметрів у 3D-моделі
Alert Manager	Система попереджень
Control Panel	Вплив на HVAC / освітлення / сценарії
Trend Analysis	Прогнозні графіки і тренди

Наукова новизна полягає у системній інтеграції BIM, IoT та AI в єдину адаптивну цифрову платформу, що забезпечує просторово-інформоване, актуальне в часі та прогнозно-кероване середовище функціонування будівлі на основі цифрового двійника. Прогнозність та самонавчання реалізуються завдяки впровадженню методів штучного інтелекту - зокрема, глибинного навчання (Deep Learning) і навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning). Ці алгоритми дозволяють формувати сценарії майбутніх станів об'єкта,

прогнозувати навантаження та комфорт, адаптувати правила керування на основі змін поведінкових патернів користувачів, а також здійснювати перенавчання моделей на основі накопичених КРІ та історичних даних, тим самим забезпечуючи циклічну оптимізацію системи управління.

На архітектурному рівні система реалізується за принципами гетерогенності та масштабованості: AI-модулі розміщуються у хмарному або локальному середовищі, сенсорні дані автоматично інтегруються з BIM-об'єктами, а взаємодія користувача забезпечується через уніфікований інтерфейс управління, моніторингу та аналітики.

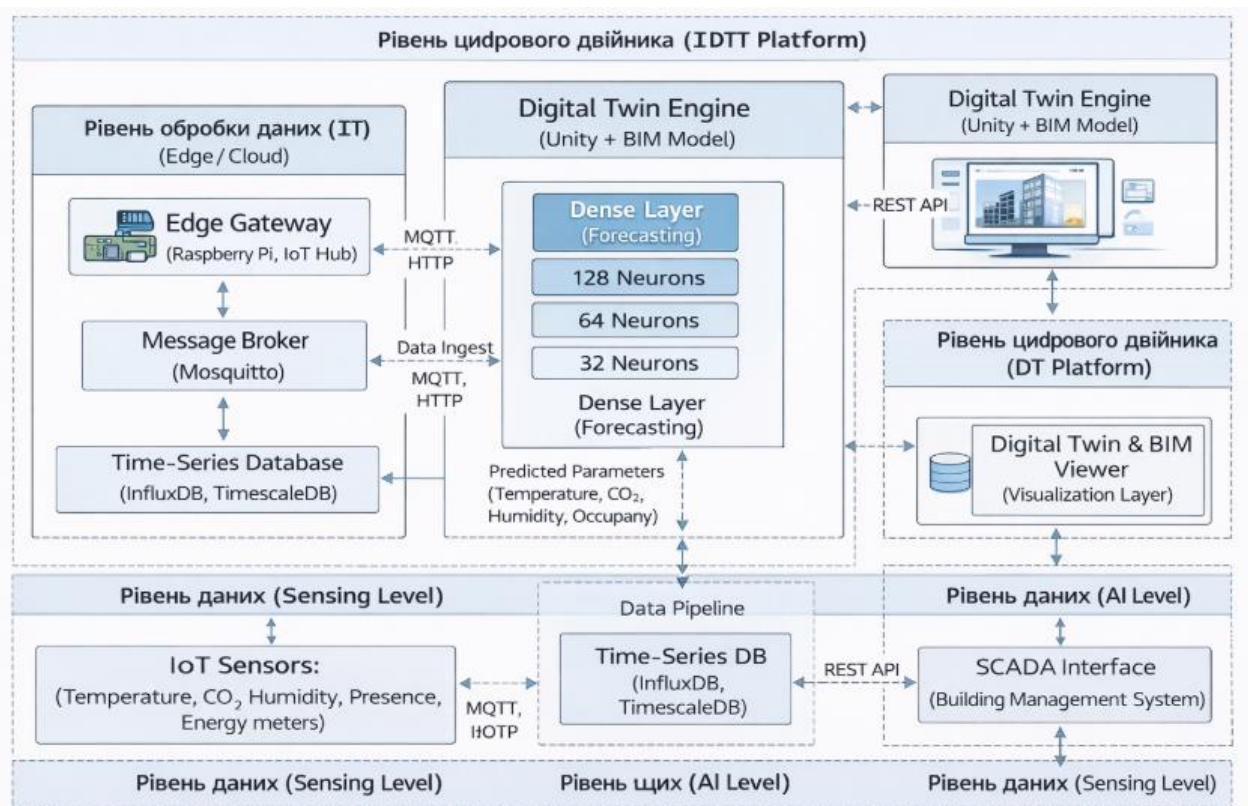


Рисунок 2.20. Архітектура системної інтеграції. Джерело: розроблено автором.

Моделювання майбутніх сценаріїв у середовищі цифрового двійника дозволяє випереджально тестувати зміни в конфігурації систем - як-от оновлення логіки роботи вентиляції, перегляду сценаріїв освітлення або адаптації AI-алгоритмів - без ризику втручання у фізичну інфраструктуру. Такий підхід дозволяє зменшити ризики помилок, оцінити вплив сценаріїв до їх імплементації та сформувати оптимальні конфігурації на основі симуляцій.

Об'єднання зазначених компонентів формує саморегульовану цифрову екосистему, здатну до моніторингу, аналізу та адаптивного керування в реальному часі. Це забезпечує перехід від концепції «розумної будівлі» до кіберфізичної когнітивної системи, що автономно приймає рішення. Наукова новизна полягає у функціональній інтеграції технологій, яка формує нову парадигму управління будівлею як адаптивною інформаційною системою.

Інтеграція BIM, IoT та AI у розумних будівлях забезпечує ефективне управління енергоефективністю на етапах проєктування й експлуатації; приклади відповідних кейсів наведено в *додатку О*. Одним із показових прикладів такої інтеграції є кейс прогнозування енергозагроз в офісному комплексі на етапі передпроектного аналізу, реалізований у місті Львів.

Висновки до розділу 2

У другому розділі дисертаційної роботи досліджено методичні та функціонально-технічні основи застосування інформаційних технологій для автоматизованого проєктування енергоефективних будівель, а також розроблено підходи до підвищення їх адаптивності та стійкості до внутрішніх і зовнішніх загроз.

У результаті аналізу існуючих підходів встановлено, що найбільш ефективним є комплексне використання методів штучного інтелекту, зокрема глибокого навчання, еволюційних алгоритмів, нечіткої логіки та байєсових мереж, що дозволяє враховувати багатofакторність процесів, невизначеність середовища та необхідність адаптивного прийняття рішень. На цій основі запропоновано інтегрований когнітивно-еволюційний підхід, який забезпечує підвищення точності оцінки та вибору енергоефективних проєктних рішень.

Розроблено математичні моделі прогнозування енергоспоживання будівлі на основі BIM-даних із використанням глибоких нейронних мереж, що дозволяють враховувати нелінійні залежності між параметрами об'єкта та забезпечують високу точність прогнозу. Також обґрунтовано застосування еволюційних алгоритмів для багатокритеріальної оптимізації параметрів

будівлі, що дозволяє формувати множину Pareto-оптимальних рішень з урахуванням енергетичних, економічних та експлуатаційних критеріїв.

Показано ефективність використання нечіткої логіки для обробки невизначених даних та байєсових мереж для оцінки ризиків, що дозволяє підвищити обґрунтованість прийняття рішень у процесі проектування. Запропоновано модель інтеграції ІІІ та BIM-технологій для автоматизованої перевірки відповідності проектних рішень нормативним вимогам та оптимізації параметрів будівлі.

У межах дослідження розроблено підхід до забезпечення раціонального теплообміну, який базується на інтеграції BIM-моделі, енергетичного моделювання та цифрового двійника. Запропоновано використання LSTM-моделей для прогнозування параметрів мікроклімату та алгоритмів навчання з підкріпленням (RL) для адаптивного керування системами HVAC, що забезпечує зниження енергоспоживання та підвищення рівня комфорту.

Особливу увагу приділено розробці процедур нейтралізації загроз енергоефективності будівлі. Запропоновано класифікацію внутрішніх та зовнішніх загроз, а також підхід до їх виявлення на основі IoT-сенсорів та аналітики даних у режимі реального часу. Обґрунтовано доцільність використання методів машинного навчання (DNN, Random Forest, LSTM, RL) для прогнозування відхилень, класифікації ризиків і формування керуючих впливів.

Сформовано узагальнену процедуру нейтралізації загроз, що включає послідовні етапи: збір сенсорних даних, прогнозування параметрів, оцінку відхилень, класифікацію ризиків, сценарне моделювання в цифровому двійнику, формування керуючих рішень та їх адаптацію на основі зворотного зв'язку. Такий підхід забезпечує перехід від реактивного до проактивного управління енергоефективністю будівлі.

Основні наукові результати по даному розділу опубліковані у працях [217, 219].

РОЗДІЛ 3. Аналітико-прикладне забезпечення та спрямування ШІ на вибір варіантів енергоефективності будівель

3.1. Застосування можливостей штучного інтелекту для формалізованого розв'язання задач теплопровідності під час підготовки циклу проєктів енергоощадних будівель

В рамках даного дослідження вирішується наступні задачі:

- Розрахунок теплопровідності конструкцій,
- Оптимізація розташування теплоізоляційних матеріалів
- Прогнозування теплових втрат у майбутньому

Традиційна модель розрахунку тепловтрат базується на формулі:

$$Q = \sum_i \frac{\lambda_i A_i \Delta T}{\delta_i} \quad (3.1.)$$

Де λ_i - коефіцієнт теплопровідності матеріалу;

- δ_i - товщина шару;
- A_i - площа огорожувальної конструкції;
- ΔT - різниця температур між середовищем і приміщенням.

Модель базується на DNN/GBR та навчена на даних енергоаудитів і симуляцій, забезпечує нелінійне багатофакторне прогнозування тепловтрат. Реалізація базується на використанні нейронної мережі для прогнозу тепловтрат.

За вхідні параметри приймаємо X:

- Геометрія будівлі: площа огорожувальних конструкцій, співвідношення поверх/фасад;
- Матеріал стін і утеплення: λ , δ , щільність, паропроникність;
- Кліматичний регіон: середньорічна температура, опалювальний період;
- Тип використання приміщення: офіс, житло, промисловість;
- Організація вікон / скління: орієнтація, площа, коефіцієнт пропускання;
- Сценарії експлуатації: тривалість перебування людей, тепловиділення.

Вихідним параметром (y) передбачаємо значення Q [Вт/м²] - питома тепловтрата приміщення або зони.

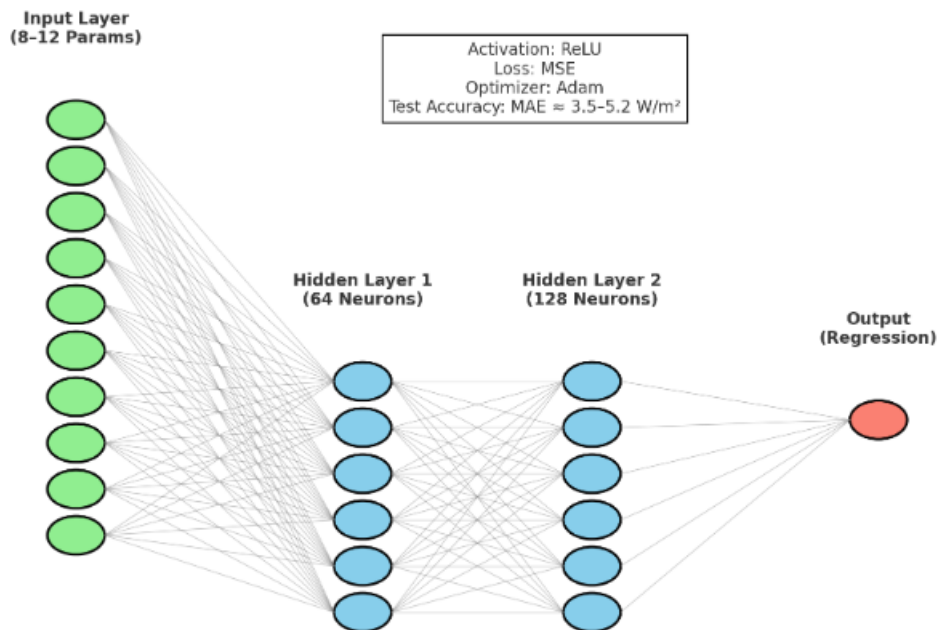


Рисунок 3.1. Архітектура нейромережі. Джерело: розроблено автором. Вхідний шар: 8–12 параметрів; приховані шари: 2–3 з 64/128 нейронами (ReLU); вихідний шар: 1 (лінійна регресія); точність на тестових даних: MAE \approx 3.5–5.2 Вт/м².

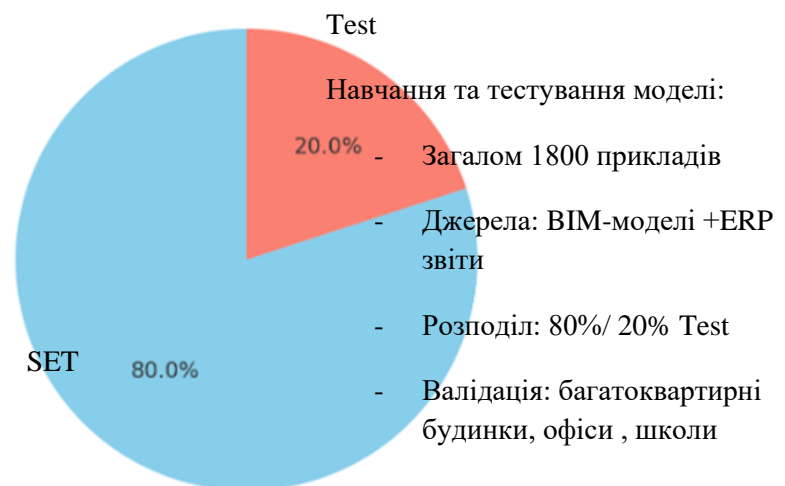


Рисунок 3.2. Розподіл даних для навчання та тестування.

- База даних: 1800 прикладів реальних енергоаудитів з ВІМ-моделей та ERP-звітів;
- Розподіл: 80% / 20% test;
- Валідоване тестування на об'єктах різного типу (багатоквартирні, офіси, школи).

Ця структура забезпечує репрезентативність, узагальнюваність і стабільність прогнозової моделі.

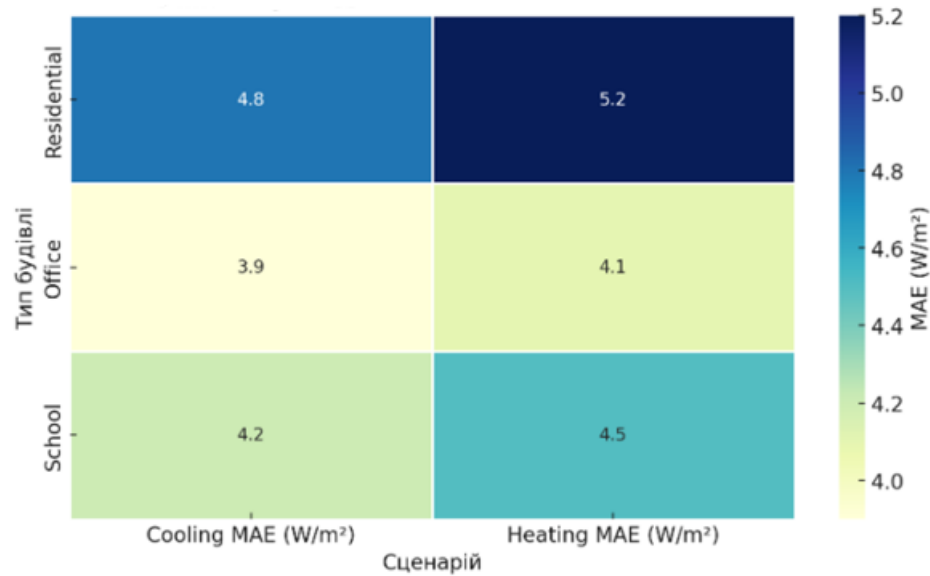


Рисунок 3.3. Точність прогнозів (MAE) за типами будівель. Джерело: розроблено автором.

Теплова карта (heatmap), яка ілюструє середню абсолютну похибку (MAE) прогнозування енергоспоживання за типами будівель:

- Найкраща точність (MAE $\sim 3.9\text{--}4.1$ Вт/м²) досягнута для офісних об'єктів;
- Житлові будівлі мають дещо вищу варіативність у даних, що вплинуло на MAE ($\sim 4.8\text{--}5.2$ Вт/м²);
- Школи показали стабільність в обох режимах, з MAE на рівні $\sim 4.2\text{--}4.5$ Вт/м².

Це свідчить про адаптивність методу до різних функціональних типів будівель, що є критично важливим для універсального розгортання в системах розумного управління.

Запропонований підхід забезпечує врахування нелінійних залежностей, інтеграцію з BIM та масштабованість для багатозонних об'єктів без втрати точності.

Графік показує:

- 8 вхідних змінних (параметри матеріалів, геометрії, клімату тощо);
- 2 прихованих шари;
- 1 вихід: прогнозоване значення Q (Вт/м²).

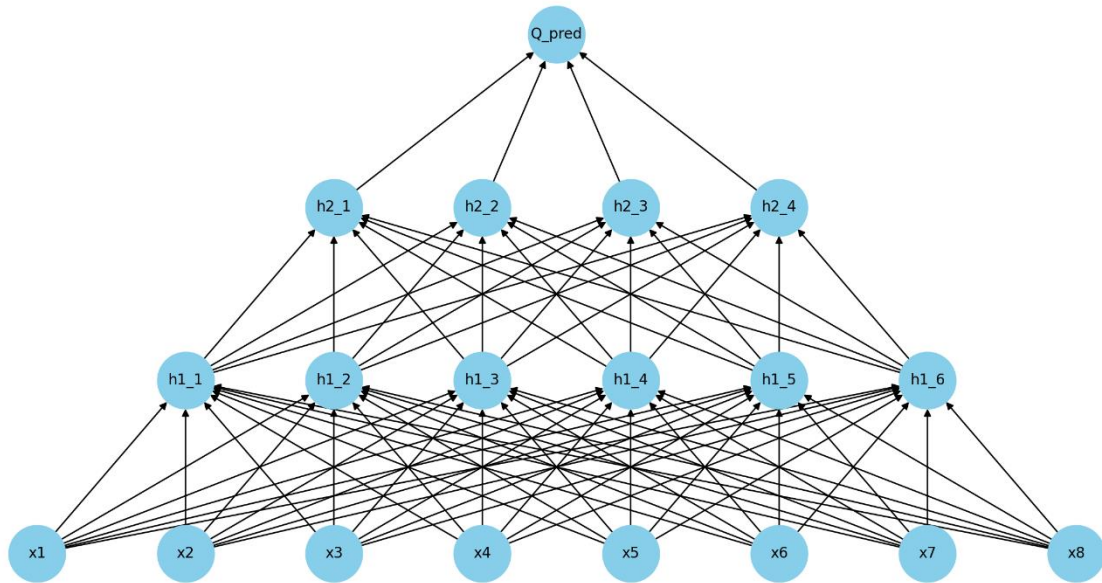


Рисунок 3.4. Структура глибокої нейронної мережі (DNN), що використовується для прогнозу тепловтрат на основі параметрів будівлі

Компоненти моделі: Вхідний шар (Input Layer) – 8 вузлів:

Кожен нейрон відповідає за один із вхідних параметрів:

1. Площа огорожувальних конструкцій;
2. Товщина утеплення;
3. Тип стінового матеріалу (λ);
4. Орієнтація фасаду (північ/південь...);
5. Кліматичний регіон (інсоляція, HDD);
6. Тип використання приміщення (офіс, житло...);
7. Віконний коефіцієнт (скління/стіна);
8. Інтенсивність присутності користувачів.

Вихідний шар (Output Layer) – 1 нейрон: Повертає числове значення Q - передбачувану питому тепловтрату в даній зоні. Вихід має лінійну активацію. Точність: середня похибка $< 5.2 \text{ Вт/м}^2$.

Архітектура забезпечує врахування комбінованих факторів, інтеграцію з BIM та масштабованість. На відміну від класичних інженерних підходів, які оперують лінійними залежностями (λ , δ , ΔT), модель дозволяє врахувати складні та взаємопов'язані характеристики, включаючи експлуатаційний режим, кліматичну мінливість, конфігурацію вікон; автоматично виявляє

приховані шаблони у вхідних параметрах за допомогою нелінійних функцій активації (ReLU, tanh).

Модель розроблена з урахуванням можливості підключення до BIM-середовища отримує вхідні параметри з IFC-файлів, цифрових паспортів або сенсорних даних та забезпечує реагування на зміну геометрії будівлі або матеріалу в режимі реального часу; підтримує автоматичне оновлення зонального прогнозу тепловтрат у цифровому двійнику будівлі.

Модель навчається не на умовно-декларованих параметрах, а на реальних даних енергоаудитів, сертифікатів EPC та IoT-вимірювань, що забезпечує високу відповідність прогнозів практичним значенням та дозволяє ідентифікувати типові відхилення або проблемні зони на етапі до будівництва.

Запропонована модель DNN для прогнозу тепловтрат є універсальним та адаптивним інструментом. Існуючі дослідження підтверджують ефективність моделей глибокого навчання (DNN) для прогнозування тепловтрат, оцінки енергоефективності та моделювання енергоспоживання будівель, зокрема у поєднанні з BIM та системами енергоменеджменту.

На відміну від більшості реалізацій запропонована в даному дослідженні модель:

- реалізує поєднання геометричних, матеріальних, експлуатаційних та кліматичних параметрів в єдиній структурі;
- навчається на реальних аудиторських та IoT-даних, а не лише на синтетичних симуляціях;
- передбачає можливість адаптації до BIM-середовища, що є рідкістю серед наявних моделей.

Наприклад, [41] використовують DNN, але не враховують взаємозв'язок із конфігурацією будівлі та життєвим циклом.

Більшість існуючих підходів виконують ізольований аналіз певного аспекту (теплообмін, освітлення, вентиляція). У вашій системі:

- DNN виступає частиною архітектури підтримки рішень (СПР);
- результати використовуються у рекомендаційних модулях;

- модель підтримує зворотний зв'язок і самонавчання (feedback loop), що наближає її до концепції когнітивної будівлі (Cognitive Building Systems).

Жодне з проаналізованих досліджень не враховує нормативно-кліматичні умови України, зокрема вимоги ДБН і різкі сезонні коливання температур, а також потребу адаптації до застарілого житлового фонду та низького рівня автоматизації. Незважаючи на наявність схожих підходів, запропонована модель має наукову новизну завдяки багаторівневій інтеграції у цифровий проєктний процес, адаптації до реального будівельного середовища та можливості автоматичного реагування із зворотним зв'язком. Модель застосовується для задачі оптимізації розташування теплоізоляції. Задача оптимального підбору теплоізоляції розв'язується поетапно із застосуванням методів ШІ з урахуванням інженерних, евристичних і бюджетних обмежень.

Мета полягає в знаходженні оптимальної конфігурації теплоізоляційного шару x_i (тип і товщина матеріалу для кожного фасаду/елемента iii), яка мінімізує загальні тепловтрати Q_{total} при дотриманні бюджетних, геометричних та кліматичних обмежень.

За вхідні параметри приймаємо:

- λ_j - коефіцієнт теплопровідності матеріалу j ;
- δ_j - товщина шару (обмеження: $\delta_{min} \leq \delta_j \leq \delta_{max}$);
- C_j - вартість матеріалу за m^2 і мм;
- A_i - площа огорожувального елемента iii ;
- ΔT_i - середня різниця температур для елемента iii (орієнтація, клімат);
- V - загальний бюджет;
- M - кількість матеріалів у каталозі.

На цьому етапі будується цільова функція - аналітичний вираз загальних втрат через кожен елемент фасаду, враховуючи площу, λ -коефіцієнт та товщину δ_{max} , тощо.

$$\min Q_{total} = \sum_i \sum_j \left(\frac{\lambda_j A_i \Delta T_i}{\delta_j} x_{ij} \right) \quad (3.2.)$$

де $x_{ij} \in \{0,1\}$ - бінарна змінна, яка визначає вибір матеріалу j для поверхні i .

Вводимо обмеження у вигляді нерівностей: бюджет $\leq B$, товщина у межах $[\delta_{\min}, \delta_{\max}]$

Бюджетне:

$$\sum_i \sum_j (C_j A_i \delta_j x_{ij}) \leq B \quad (3.3.)$$

Один матеріал на фасад:

$$\sum_j (x_{ij}) = 1, \forall i \quad (3.4.)$$

Обмеження по товщині / технології монтажу:

$$\delta_j \in [\delta_{\min}, \delta_{\max}] \quad (3.5.)$$

Етап 2: Генерація популяції рішень у генетичному алгоритмі

Кожна "особина" - це матриця рішень по всіх фасадах: [[матеріал, товщина], ..., [матеріал_n, товщина_n]]. наприклад: [мінвата 100 мм | PIR 120 мм | ЕППС 80 мм]).

Хромосома кодується у вигляді двійкового або індексного вектора.

Цей підхід дозволяє ефективно досліджувати великі дискретні множини комбінацій матеріалів. На відміну від повного перебору, ГА фокусує пошук у зонах, які показують кращу ефективність.

Функція придатності (fitness): обернена до Q_{total} , з штрафом за перевищення бюджету.

$$fitness = \frac{1}{Q_{\text{total}} + \alpha Penalty} \quad (3.6.)$$

Penalty застосовується, якщо перевищено бюджет або порушено технічне обмеження.

Штрафування дозволяє моделі "відкидати" технічно нереалізовані рішення без примусового їх виключення.

Етап 4: Евристична локальна оптимізація товщини . Градієнтний спуск (Gradient Descent):

Після вибору матеріалу ГА, алгоритм градієнтного спуску уточнює значення товщини, мінімізуючи похідну від втрат за нею.

Цей етап дозволяє уточнити локальну оптимальність вибору - наприклад, якщо матеріал обрано правильно, але товщина нераціональна, система автоматично її скоригує в бік енергоефективності.

Використовується локально, для перетворення товщини шару при вже обраному типі матеріалу.

Мета - мінімізувати:

$$\frac{\partial Q_i}{\partial \delta_j} = - \frac{\lambda_j A_i \Delta T_i}{\delta_j^2} \quad (3.7.)$$

Інкрементально уточнює товщину в допустимих межах.

3. Fuzzy logic (нечітка логіка) . У фазі "попереднього вибору" матеріалів або за умов недостатньої інформації використовується система нечіткої логіки. Коли дані про теплові втрати по фасаді задані розпливчато («низький рівень втрат», «середній бюджет»), застосовується база правил:

- IF фасад = північний AND бюджет = низький → вибрати $\lambda < 0.032$, $\delta > 120$ мм.
- IF температура ΔT висока AND площа > 20 м² → підвищити δ на 20%.

Етап забезпечує врахування нечітких і експертних параметрів на ранніх стадіях проектування.

Етап 6: Вивід результату у вигляді теплової карти та табличної матриці

Результат: таблична матриця, яка містить:

- тип матеріалу для кожної ділянки,
- оптимальну товщину,
- розрахункову втрату тепла,
- прогнозовану вартість монтажу.

Також формується тепла карта фасаді з кольоровим кодуванням за Q, що забезпечує візуальне розуміння та інтеграцію результатів у BIM-середовище, де дизайнер або інженер може в реальному часі переглянути зміну показників залежно від параметрів.

Таблиця. 3.1. Матриця розподілу утеплення. Джерело: розроблено автором.

Фасад	Орієнтація	Матеріал	Товщина (мм)	Q (Вт)	Вартість (грн)
F1	Північ	PIR-панель	150	2100	4200
F2	Південь	Мінеральна вата	100	1800	2800
F3	Захід	ЕППС	120	1900	3000

Сумарне Q: 5800 Вт . Загальна вартість: 10 000 грн

Графік залежності тепловтрат Q від товщини утеплення δ : Матеріал: $\lambda = 0.035 \text{ Вт}/(\text{м}\cdot\text{К})$, площа = 10 м^2 , $\Delta T = 20^\circ\text{C}$

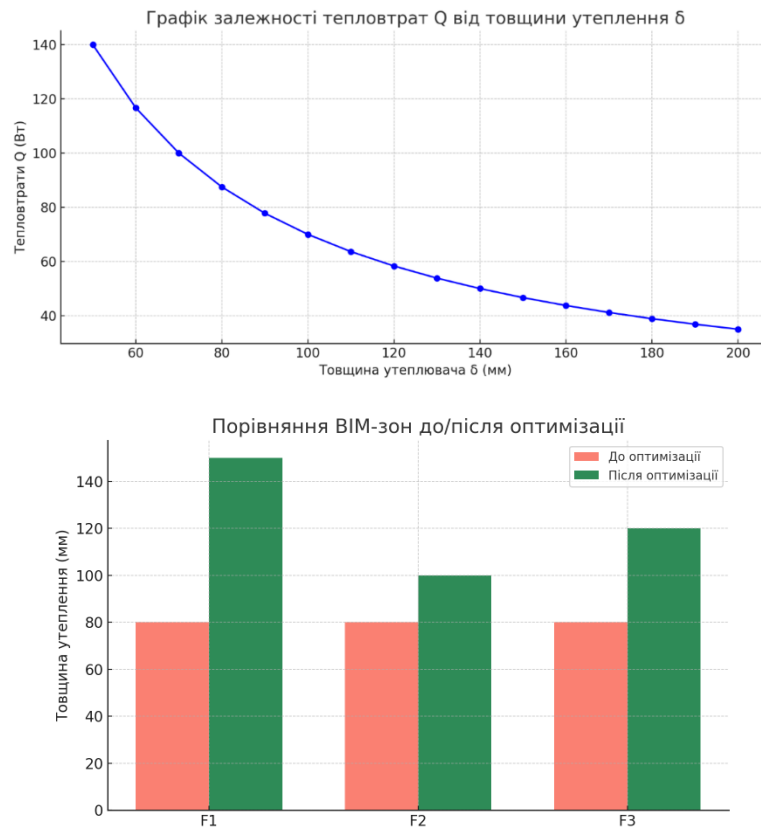


Рисунок 3.5. Зміна товщини утеплювача по фасадах. Джерело: розроблено автором.

Розглянемо застосування запропонованої моделі для задачі прогнозування теплових втрат у майбутньому. Для вирішення задачі прогнозування теплових втрат у майбутньому побудована системи штучного інтелекту (AI), яка здатна передбачати зміни тепловтрат у будівлі в майбутньому (погодні коливання, експлуатаційні сценарії), враховувати вплив кліматичних змін (зокрема сценарії RCP 4.5/8.5) та забезпечити порівняння матеріалів і конфігурацій утеплення з погляду стабільності сезонної ефективності.

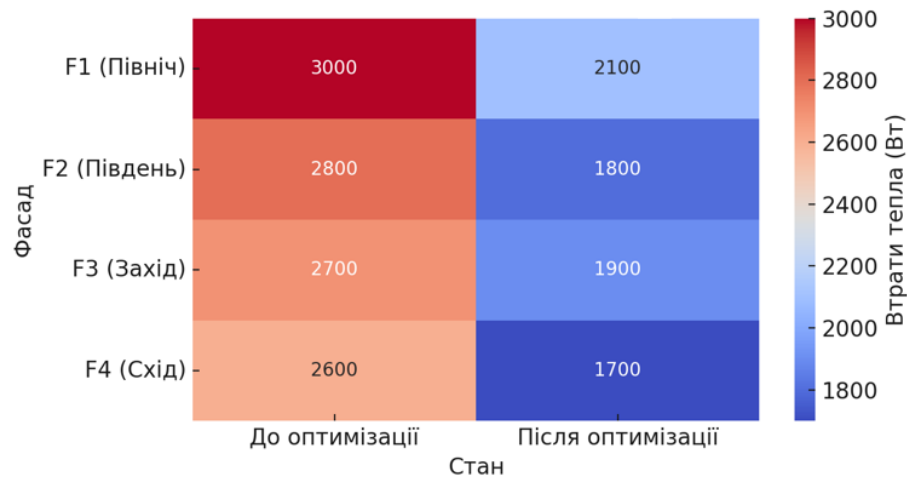


Рисунок 3.6. Теплова карта (heatmap), яка візуалізує втрати тепла через фасади будівлі до та після оптимізації утеплення. Джерело: розроблено автором.

Інтеграція результатів у BIM/IFC наведена в додатку Н.

У межах завдань формалізованого аналізу теплотехнічних характеристик енергоощадних будівель запропоновано архітектуру AI-моделі, спрямованої на прогнозування динаміки тепловтрат на часовому горизонті 3–5 років. Модель поєднує ML з фізико-математичними принципами теплообміну для точного адаптивного прогнозування тепловтрат.

- На першому етапі обробляються вхідні дані, що поділяються на кілька груп. Темпоральні та кліматичні параметри. Історія температур: середньодобові або тижневі температури (макс/мін/середні) за останні 3–5 років. Кліматичні індекси: HDD (Heating Degree Days), GDD (Growing Degree Days), середньорічна вологість, кількість сонячних днів. Параметри огорожувальних конструкцій. Матеріал фасаду: λ - коефіцієнт теплопровідності; δ - товщина шару; c - питома теплоємність; щільність (ρ) та тепловий опір (R). Геометричні та будівельно-архітектурні характеристики. Загальна площа зовнішніх поверхонь (A); Орієнтація фасадів (північ/південь/схід/захід); Площа скління / тип вікон (U -value, SHGC); Наявність і тип систем вентиляції (природна/механічна/рекуперація); Поверховість, ступінь затіненості. Режим експлуатації: Цілодобова чи періодична експлуатація. Графік опалення / охолодження. Тип системи управління мікрокліматом (BMS, Smart control).

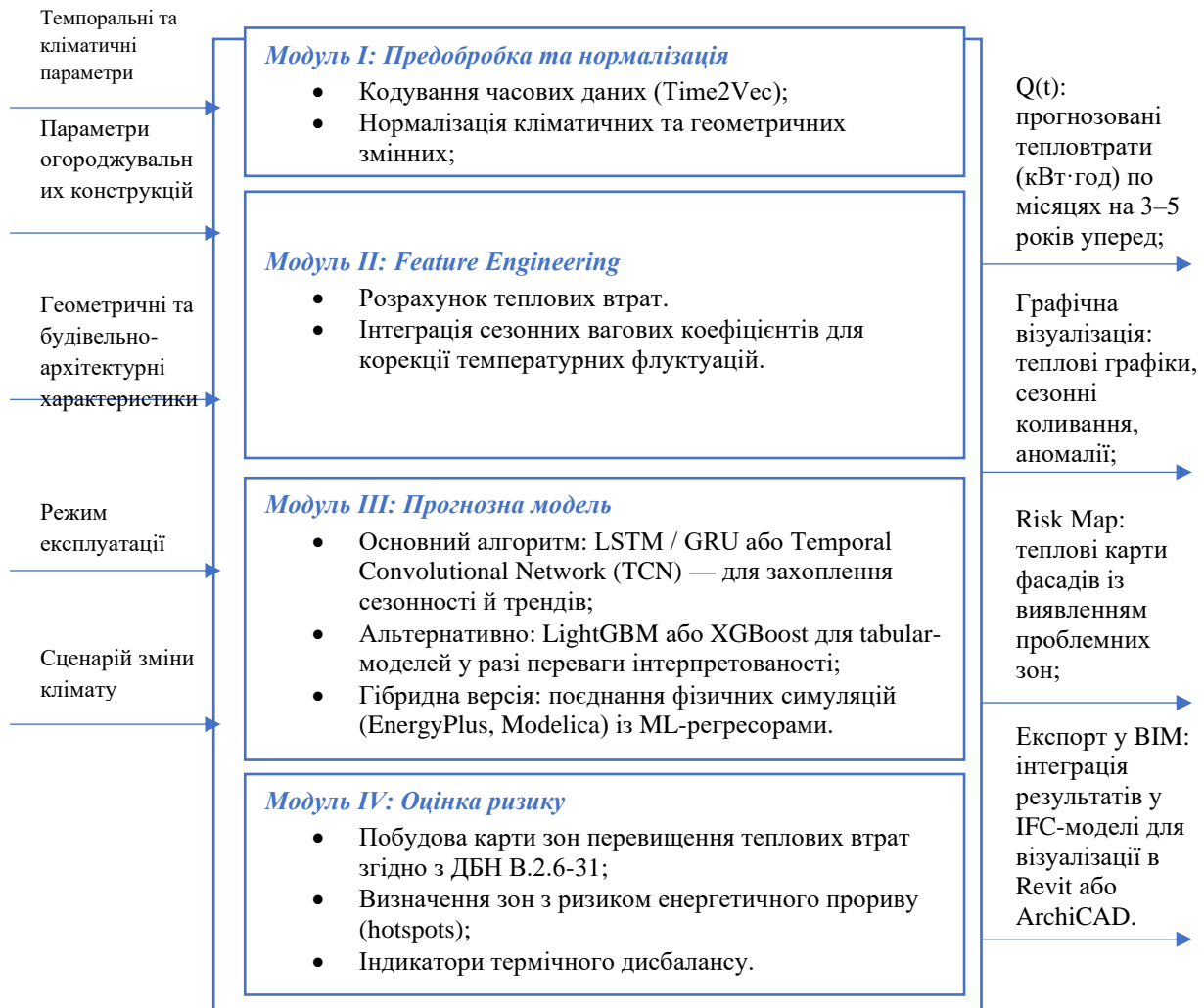


Рисунок 3.7. Архітектура моделі. Джерело: розроблено автором.

Сценарій зміни клімату: RCP 4.5 – помірний сценарій; RCP 8.5 – сценарій високого вуглецевого навантаження (екстраполяція температурних трендів).

Модель реалізована у вигляді багат шарової нейронної мережі з модулем обробки послідовностей, що базується на LSTM (Long Short-Term Memory) або TCN (Temporal Convolutional Networks). Архітектура включає:

Модуль попередньої обробки виконує нормалізацію даних і перетворення часових рядів у формат Time2Vec. Модуль інженерії ознак (feature engineering), де обчислюються похідні параметри тепловтрат із застосуванням класичної формули

$$Q = \frac{A(T_{\text{внутр}} - T_{\text{зовн}})}{R} \quad (3.8.)$$

з урахуванням сезонних корекцій. Прогнозний модуль, який навчається на історичних рядах втрат тепла та вхідних параметрах, забезпечуючи побудову

функції $Q(t)$ - прогноз тепловтрат за місяцями для заданого періоду. Модуль ризикового аналізу, що дозволяє виявляти критичні зони перевищення нормативних втрат відповідно до вимог ДБН В.2.6-31:2006, з подальшим формуванням теплових карт та сценаріїв оптимізації.

На виході система формує:

- прогнозовані значення тепловтрат $Q(t)$ з місячною розбивкою на період 3–5 років;
- аналітичні графіки та теплові карти фасадів із візуалізацією сезонних коливань;
- маркери ризику для конструктивних зон із підвищеними втратами;
- інтегровані звіти у форматі IFC з можливістю імпорту в BIM-середовища (Revit, ArchiCAD).

Запропонована AI-архітектура є універсальною платформою для автоматизованого прогнозування теплового балансу будівлі та може бути адаптована до будь-якого кліматичного регіону або архітектурного сценарію.

Архітектура LSTM є модифікацією класичних рекурентних нейронних мереж (RNN), і використовується для моделювання довгострокових залежностей.

GRU є спрощеною версією LSTM з меншою обчислювальною складністю, що забезпечує швидке навчання та ефективну роботу в реальному часі при збереженні співставної точності. Prophet застосовується для моделювання сезонних і трендових компонент тепловтрат, забезпечуючи роботу з нерівномірними даними та інтерпретованість результатів.

Запропонована модель має низку концептуальних і функціональних відмінностей, що визначають її переваги в умовах реального проєктування:

На відміну від традиційних теплотехнічних симуляторів, запропонована AI-модель реалізує гібридний підхід, поєднуючи:

- фізичні рівняння теплопередачі (тепловий баланс, теплопровідність, питомі втрати);
- та алгоритми глибинного навчання (LSTM, GRU, Prophet), здатні адаптуватися до реальних трендів у даних.

Це забезпечує баланс між точністю фізичних моделей та адаптивністю інтелектуального прогнозування.

Більшість існуючих моделей оперує середньостатистичними умовами експлуатації. Натомість, модель у цьому дослідженні:

- використовує часові ряди температур, вологості, інсоляції;
- враховує сценарії змін клімату (RCP 4.5, RCP 8.5);
- дозволяє моделювати поведінкові зміни, пов'язані з режимом експлуатації будівлі (денна/нічна активність, інтервали роботи вентиляції тощо).

AI-модель не лише генерує числові прогнози, а й автоматично формує теплові карти ризиків (hotspots) відповідно до ДБН і експортує результати у формат IFC для інтеграції в BIM-середовище.

Це розширює функціональність моделі до рівня інтерактивного інструменту для архітекторів і проєктувальників, забезпечуючи візуальну підтримку рішень.

Запропонована модель:

- базується на даних українських кліматичних зон та енергетичних нормативів (ДБН, ISO 13790);
- забезпечує адаптацію моделей до локальних тарифів, режимів вентиляції, стандартів утеплення.

Запропонована модель поєднує точність фізичного моделювання з адаптивністю AI з урахуванням локальних умов та архітектурних особливостей.

3.2. Побудова інтегрованого аналітичного простору для вияву сукупного рівня енергоефективності будівлі

Одним із ключових завдань цифрового проєктування енергоощадних будівель є створення єдиного аналітичного простору, який об'єднує BIM-моделі, сенсорні дані, алгоритми ШІ та енергетичні симуляції для комплексного оцінювання поточного та прогнозованого стану енергоефективності будівлі.

Аналітичний простір розглядається як інтегроване цифрове середовище, що об'єднує BIM, III та інструменти моніторингу для аналізу енергетичних і експлуатаційних характеристик будівель. Ключовим принципом створення аналітичного простору є інтероперабельна взаємодія між BIM-середовищем та штучним інтелектом, а також із системами моніторингу. Застосування технологій IFC, gbXML, API-зв'язків, сенсорних даних та нейронних мереж дозволяє:

- автоматизувати обробку вхідних параметрів (геометрія, матеріали, клімат),
- формувати цифрові двійники, здатні до навчання та самокорекції,
- здійснювати онлайн-моніторинг енергоспоживання з візуалізацією змін у 3D-контексті.

Таке поєднання дає змогу перейти від статичного моделювання до адаптивної енергетичної аналітики, яка реагує на зовнішні зміни, поведінку користувачів та нові сценарії експлуатації.

Архітектура платформи енергоаналітики визначає структурну і функціональну організацію взаємодії між цифровими моделями будівель, сенсорними підсистемами, аналітичними модулями та інтерфейсами користувача. Вона є основою для реалізації інтегрованого аналітичного простору, орієнтованого на безперервний моніторинг, аналіз та оптимізацію енергоспоживання. У BIM-середовище інтегруються енергетичні симулятори, що реалізують розширений функціонал: аналіз споживання енергії (Revit Energy Analysis, Green Building Studio), розрахунки теплових втрат і вентиляційного навантаження, а також сценарне моделювання в умовах кліматичних сценаріїв (RCP 4.5, RCP 8.5).

Для двосторонньої взаємодії використовуються API для передачі даних між BIM та зовнішніми обчислювальними модулями (Python, C++), IFC-формат - для обміну з системами EnergyPlus, eQuest, DesignBuilder, TRNSYS.

Це перетворює BIM-модель на динамічну симуляційну платформу для енергетичного аналізу в умовах змінного клімату.

Для об'єктивного порівняння проєктів за енергоефективністю запропоновано Smart Building Efficiency Index (SBEI) - агрегований показник, що інтегрує фізико-технічні й експлуатаційні характеристики будівлі.

Індекс SBEI формується на основі багатовимірного аналізу параметрів теплопровідності конструкцій, питомого енергоспоживання, природного освітлення та навантаження на HVAC-системи. Використання SBEI дозволяє здійснювати структуровану, візуально орієнтовану та багатокритеріальну оцінку енергоефективності, що значно підвищує ефективність ухвалення архітектурно-проєктних рішень.

Ефективна робота платформи можлива завдяки використанню відкритих форматів обміну даними IFC (Industry Foundation Classes), gbXML (Green Building XML), API (RESTful, GraphQL), MQTT/BACnet.



Рисунок 3.8. Схема структури інтегрованої платформи. Джерело: розроблено автором.

Таблиця. 3.2. Функціональні модулі аналітичного простору

Модуль	Опис функцій
ВІМ-інтегратор	З'єднує 3D-модель з базою даних, формує структуру аналітичного простору.
Термомодуль	Симулює теплові потоки, відображає зони втрат та перегріву.
Енергоаналізатор	Розрахунок енергоспоживання по зонах, системах та цілим будівлям.
Порівняльний оцінювач	Генерує індекси ефективності для різних конфігурацій і сценаріїв.
Візуалізатор	Інтерактивні панелі, дашборди, інтеграція з AR/VR для професійного перегляду.

Прогнозування теплових втрат у контексті сценаріїв змін відбуваються на основі AI/ML-моделі, що реалізовані на основі рекурентних нейронних мереж (LSTM, GRU) та адитивних моделей (Prophet), застосовуються для прогнозування майбутніх енергетичних втрат з урахуванням кліматичних змін (сценарії IPCC – RCP 4.5, 8.5), коливання тарифів на енергоносії, зміни

експлуатаційних сценаріїв (інтенсивність використання, сезонність, режими вентиляції). Такі моделі дозволяють формувати довгострокові стратегії оптимізації, з урахуванням динаміки зовнішніх факторів.

Кластеризація патернів неефективності з використанням алгоритмів K-means та DBSCAN дозволяє ідентифікувати повторювані сценарії енергетичних втрат, наприклад, перевентиляція або втрати через неізольовані зони. Результати аналізу автоматично формують рекомендації щодо оптимізації систем HVAC та термічного балансу, які інтегруються в BIM-модель.

Платформа використовує еволюційні та байєсові алгоритми для аналізу альтернатив, що дозволяє моделювати варіанти, адаптуватися до умов і знаходити енергоефективні рішення. Архітектурне ядро платформи базується на мікросервісній моделі, де кожен компонент реалізує окрему функцію і взаємодіє з іншими через API. Основною базою даних обрано PostgreSQL у поєднанні з PostGIS, що дозволяє працювати з просторовими даними, необхідними для енерго-геоприв'язки об'єктів. Для роботи з інформаційними моделями будівель використовуються BIM-сервери (Autodesk Forge, BIMServer), які забезпечують централізоване управління цифровими моделями.

Інтерфейси взаємодії з модулями штучного інтелекту реалізовано на базі Flask або FastAPI, що дозволяє інтегрувати моделі машинного навчання до процесів аналізу та прогнозування енерговитрат, комфортності та економічної доцільності.

Комунікаційні протоколи та формати обміну даними реалізуються відповідно до відкритих стандартів: IFC (Industry Foundation Classes) для BIM-моделей, gbXML (Green Building XML) для енергетичного аналізу, JSON-LD для зв'язку з семантичними графами, а також MQTT для комунікації з IoT-пристроями в системах реального моніторингу параметрів середовища.

Використання цих протоколів забезпечує повну інтероперабельність системи в межах інформаційної екосистеми "розумного міста", дозволяючи інтегрувати її у зовнішні платформи управління енергоефективністю.

У межах концепції цифрового двійника будівлі важливу роль відіграє забезпечення динамічного зв'язку між фізичними параметрами середовища та їх відображенням у віртуальному просторі BIM-моделі. Така взаємодія реалізується шляхом інтеграції технологій Інтернету речей (IoT), що забезпечує оперативне оновлення даних та формування аналітики в режимі реального часу.

Інтеграція IoT-даних у цифрову модель будівлі значною мірою підвищує оперативність, достовірність та релевантність енергетичного аналізу, а також забезпечує формування когнітивного середовища підтримки проєктних та експлуатаційних рішень. Завдяки цьому BIM-модель трансформується з статичного проєктного артефакту у динамічну інформаційну систему з високим ступенем адаптивності.

Оцінка енергоефективності будівлі на етапі проєктування та експлуатації потребує використання формалізованих метричних показників, що дозволяють здійснювати об'єктивне порівняння альтернатив, формувати цільові енергетичні характеристики та контролювати відповідність екологічним стандартам. У межах побудованого аналітичного простору такі оцінки реалізуються через систему індексів, зокрема: SBEI, EUI, а також інтеграцію з системами LEED/BREEAM.

У цифровому проєктуванні енергоощадних будівель застосовуються три ключові інтегральні індекси:

SBEI (Smart Building Energy Index) – комплексний показник, що враховує питомі тепловтрати, частку ВДЕ, ефективність інженерних систем (HVAC, освітлення, рекуперація) та мікрокліматичні параметри. Значення >80 балів вказує на високу енергоінтелектуальність будівлі.

EUI (Energy Use Intensity) – базовий індикатор, що вимірює річне енергоспоживання на 1 м² (кВт·год/м²·рік). Дає змогу проводити порівняльний аналіз та моніторинг ефективності.

LEED/BREEAM – міжнародні сертифікаційні системи сталого будівництва. Інтерпретаційний модуль платформи зіставляє BIM-дані з критеріями («Energy», «Indoor Environmental Quality», тощо).

Мультиіндексний підхід забезпечує комплексну оцінку ефективності: від енерговитрат до сталості та комфорту.

Автоматизоване порівняння проектних альтернатив реалізується на основі зібраних індексів, на основі яких система платформи реалізує багатокритеріальний аналіз (Multi-Criteria Decision Analysis, MCDA), що включає:

- побудову матриць ефективності для кожної альтернативи;
- нормалізацію показників (зокрема EUI та SBEI) до єдиного масштабу;
- вагове ранжування критеріїв (напр., за методом АНР або TOPSIS);
- формування рейтингової шкали для обґрунтованого вибору проектного рішення.

Механізм реалізовано як автоматизований модуль, що забезпечує швидку оцінку варіантів і перехід від суб'єктивного порівняння до стандартизованої оптимізації з урахуванням ключових факторів.

Таблиця 3.3. Класифікація індексів, на основі яких система платформи реалізує багатокритеріальний аналіз (Multi-Criteria Decision Analysis, MCDA)

Критерій	Тип оцінки	Опис
SBEI	Максимізація	Smart Building Energy Index – інтегральний показник ефективності
EUI	Мінімізація	Energy Use Intensity – енергоспоживання на 1 м ²
Комфорт	Максимізація	Ергономічні та теплові умови для користувача
Інтел. керування	Максимізація	Рівень автоматизації та адаптивного управління
LEED/BREEAM	Максимізація	Відповідність міжнародним еко-стандартам
Критерій	Тип оцінки	Опис

Сильні сторони (наприклад, високий SBEI або комфорт) чітко виділяються через розширення до зовнішнього кільця.

Тип критерію визначає спосіб нормалізації:

максимізація – чим вище значення, тим краще;

мінімізація – чим менше, тим краще (наприклад, EUI).

Вага (АНР) відображає пріоритетність кожного критерію в прийнятті рішень (за методом аналітичної ієрархії – АНР).

Процес обробки множини проєктних альтернатив здійснюється шляхом поетапного застосування методів нормалізації, зважування та агрегування критеріїв. Загальна процедура включає такі етапи:

Нормалізація показників. На першому етапі всі початкові значення критеріїв приводяться до безрозмірної шкали $[0;1]$, що забезпечує їх порівнюваність незалежно від фізичної природи або одиниць вимірювання. Нормалізація здійснюється з урахуванням типу критерію - для критерію виграшу (максимізація) і критерію витрат (мінімізація) застосовуються відповідні математичні формули, що дозволяють уніфікувати інтерпретацію значень.

Зважування нормалізованих значень. На другому етапі кожне нормалізоване значення множиться на відповідний ваговий коефіцієнт, який відображає ступінь важливості критерію у загальній структурі ухвалення рішення. Зважування дозволяє врахувати експертну чи статистичну оцінку значущості кожного з критеріїв, формуючи основу для об'єктивного агрегування даних.

Агрегування результатів (обчислення інтегрального показника). На завершальному етапі для кожної альтернативи розраховується зважена сума нормалізованих значень усіх критеріїв, яка слугує інтегральною оцінкою ефективності відповідного варіанта. Отримане значення використовується для ранжування альтернатив та вибору оптимального рішення.

Ця процедура реалізує методи МКПР (SAW, TOPSIS) та забезпечує інтеграцію кількісних і якісних критеріїв при виборі проєкту.

3.3. Експертні компонент цифрового простору

Особливу роль у структурі цієї системи відіграють експертні системи штучного інтелекту, побудовані на базі продукційних правил, методів

машинного навчання та нечіткої логіки. Їх функціонування охоплює два ключові блоки.

По-перше, формування рекомендацій на основі історичних даних забезпечується шляхом аналізу архівних експлуатаційних показників будівель з подібними типологічними та кліматичними характеристиками. Це дозволяє системі:

- виявляти закономірності у споживанні енергії;
- генерувати типові сценарії з прогнозованими наслідками;
- пропонувати архітекторам та інженерам проєктні рішення, які довели свою ефективність у попередніх реалізаціях.

По-друге, прогнозування сценаріїв експлуатації здійснюється з урахуванням потенційних змін зовнішніх і внутрішніх умов, зокрема:

- кліматичних трансформацій (зростання середньорічної температури, частота теплових хвиль);
- тарифної політики на енергоносії;
- функціональної переорієнтації об'єкта (наприклад, перехід від офісного до змішаного використання).

Прогнозні моделі реалізуються з використанням методів аналізу часових рядів, рекурентних нейронних мереж типу LSTM та імітаційного сценарного моделювання. Це дозволяє системі не лише описувати поточний стан, а й формувати адаптивні стратегії управління енергоефективністю на перспективу.

У контексті цифрового енергомодельювання будівельного середовища особливе значення для забезпечення надійного стану об'єкта відіграє прогнозування динамічних параметрів на основі аналізу часових рядів. Цей клас методів охоплює як традиційні статистичні підходи, так і сучасні алгоритми глибокого навчання, що адаптуються до високої складності та багатофакторності середовища функціонування будівлі.

На базовому рівні реалізація прогнозованої аналітики в межах дослідження здійснюється через математичне моделювання історичних послідовностей експлуатаційних параметрів, до яких належать температура зовнішнього повітря, питоме теплове навантаження (Вт/м^2), обсяги споживання

електроенергії та природного газу, а також рівень концентрації вуглекислого газу у внутрішніх просторах. Серед найбільш апробованих статистичних інструментів виділяються такі моделі:

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) - комбінація авторегресії, інтегрування та ковзного середнього, що забезпечує лінійне моделювання часових рядів з високим рівнем точності;

ETS (Exponential Smoothing) - методи експоненціального згладжування, орієнтовані на виявлення сезонних і трендових закономірностей;

сезонна декомпозиція - підхід, що дозволяє формалізовано розділити часовий ряд на трендову, сезонну та залишкову компоненти для подальшого використання в оптимізаційних сценаріях.

Застосування цих методів дозволяє виявляти тренди, сезонність і циклічні залежності, що є основою для теплотехнічного аналізу та адаптивного управління енергоспоживанням. На більш складному рівні моделювання, який передбачає врахування нелінійностей і складних часових взаємозв'язків, доцільно використовувати методи глибинного навчання. Зокрема, актуальними є:

RNN (Recurrent Neural Networks) - архітектури рекурентного типу, що зберігають контекст попередніх значень часового ряду, забезпечуючи послідовну обробку інформації;

LSTM (Long Short-Term Memory) - вдосконалені рекурентні моделі, здатні ефективно відслідковувати як короткострокові, так і довготривалі залежності, що особливо важливо при наявності складних часових лагів і змінної динаміки у вхідних даних. Моделі LSTM забезпечують точне нелінійне моделювання енергетичних процесів з урахуванням змін зовнішнього середовища та режимів експлуатації.

Імітаційне моделювання на основі сценаріїв (Scenario-Based Simulation)

Завершальний етап передбачає імітаційне моделювання для прогнозування поведінки будівлі в змінних умовах та оцінки адаптивності проєктних рішень. Типові сценарії моделювання включають:

кліматичні зміни - зростання середньорічної температури повітря на $+2...+4^{\circ}\text{C}$, що відповідає актуальним прогнозам кліматичних моделей IPCC;

зміна функціонального призначення будівлі, наприклад, перехід від адміністративного використання до житлової експлуатації з іншими режимами навантажень;

варіативність зовнішніх чинників, зокрема зміни вартості енергоносіїв, перегляд нормативів щодо споживання ресурсів чи рівнів енергоефективності.

Технічна реалізація моделювання здійснюється через:

використання середовищ динамічного енергомоделювання, таких як *EnergyPlus* або *IES VE*, які забезпечують високоточну симуляцію теплових і вентиляційних процесів у будівлі;

поєднання з методами Монте-Карло, що дозволяють враховувати стохастичну природу вхідних даних та відхилення від середніх значень;

моделювання ризиків та варіантів адаптації, зокрема оптимізацію геометричних характеристик (віконні коефіцієнти, орієнтація), впровадження систем пасивного охолодження, теплоакумулюючих матеріалів або інерційних систем вентиляції.

Інтеграція моніторингу та аналітики передбачає використання аналітичного ядра для оцінки роботи систем у реальному часі на основі сенсорних даних. У рамках цієї підсистеми:

здійснюється неперервне вимірювання експлуатаційних показників, зокрема температури повітря, рівня CO₂, показників споживання теплової та електричної енергії;

виконується виявлення відхилень від проєктних або нормативно допустимих параметрів функціонування;

ініціюється адаптивна реакція системи, що включає автоматичне коригування режимів (наприклад, підвищення коефіцієнта рекуперації, оптимізація параметрів вентиляції, зменшення потужності систем опалення в періоди зниженого навантаження).

Застосування систем класу IoT+SCADA дозволяє не лише отримувати інформацію в реальному часі, але й формувати адаптивні рекомендації на основі попередньо навчених моделей ШІ.

Структура експертної компоненти цифрового простору

На рисунку подано логіку функціонування експертної підсистеми штучного інтелекту (ШІ), яка поєднує вхідні дані, аналітичне ядро та вихідні дії в єдину самонавчальну систему підтримки енергоефективності.

Вхідні джерела інформації:

історичні дані про споживання, клімат, експлуатацію;

BIM-моделі, що містять параметричну інформацію про об'єкт;

сенсорні системи (IoT), що забезпечують реальновчасні показники.

Аналітичне ядро формується на основі алгоритмів машинного навчання, методів часових рядів та сценарного моделювання.

Вихідні компоненти: рекомендації для експлуатаційного персоналу або автоматичних систем керування; сценарії прогнозування за кліматичними, нормативними чи поведінковими сценаріями; адаптивні зміни в системах управління середовищем.

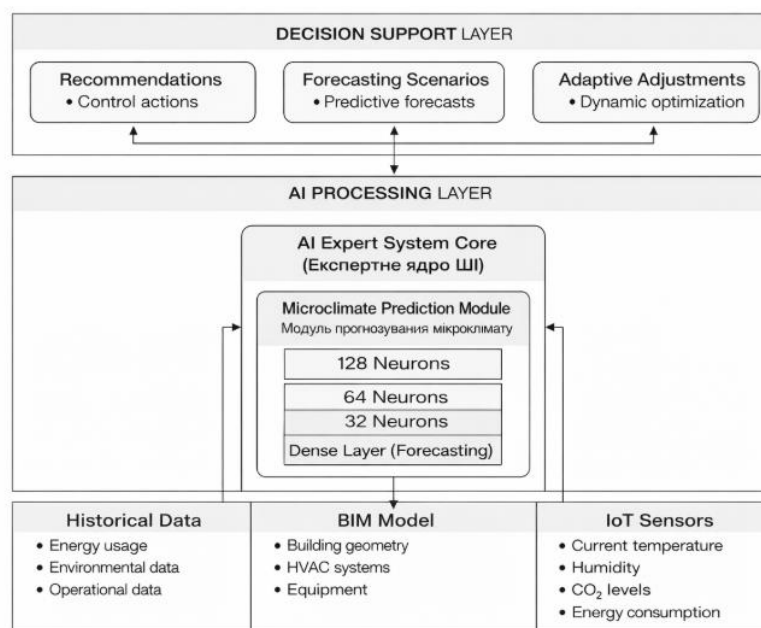


Рисунок 3.9. Логіка роботи експертної системи ШІ для підтримки рішень підвищення енергоефективності будівлі. Джерело: розроблено автором.

Впровадження експертних компонентів забезпечує цикл «аналіз–адаптація–оптимізація» та підвищує ефективність і надійність управління будівлею.

3.4. Розрахункові індикатори та візуалізація застосування штучного інтелекту для досягнення очікуваного стану енергоефективності будівлі

Із впровадженням ШІ індикатори автоматично оновлюються за зміни умов і використовуються для формування сценаріїв та оптимізації параметрів будівлі. У процесі проектування та оцінювання енергоефективності будівлі критично важливо здійснювати систематизований аналіз ключових параметрів, що впливають на її теплову поведінку, споживання ресурсів та екологічний вплив. Такий аналіз реалізується через розрахункові індикатори, які дозволяють кількісно оцінити ефективність проєктних рішень. У межах дослідження ці індикатори поділяються на чотири основні категорії:

- Фізико-технічні індикатори. Ця група індикаторів характеризує теплотехнічні властивості будівельних огорожувальних конструкцій та внутрішнього середовища будівлі. До них належать:

- Теплопровідність матеріалів (λ) - визначає здатність конструкцій передавати тепло і є основою для розрахунку тепловтрат.

- Інсоляція - показує рівень природного освітлення приміщень сонячним світлом, що безпосередньо впливає на потребу в додатковому освітленні та опаленні.

- Вологість повітря - впливає на теплосбереження, комфорт і довговічність будівельних матеріалів.

Енергетичні індикатори. Ці показники є центральними в енергомодельованні і використовуються для кількісної оцінки ефективності систем опалення, вентиляції, освітлення та охолодження:

- Річне споживання енергії (kWh/m^2) - інтегральний показник, що дозволяє порівнювати будівлі за рівнем енергоефективності.

- Коефіцієнти теплових втрат - включають втрати через стіни, покрівлю, вікна, вентиляцію.

- COP (Coefficient of Performance) - коефіцієнт ефективності теплових насосів, що відображає співвідношення між теплом, що подається, і витраченою енергією.

Індикатори використовуються в ШІ для прогнозування енергоспоживання та оптимізації систем HVAC. Екологічні індикатори. З

огляду на зростання вимог до сталого будівництва, дедалі більшого значення набувають індикатори, що вимірюють вплив будівлі на довкілля:

Вуглецевий слід ($\text{kg CO}_2\text{-eq/m}^2$) - обраховує загальні викиди парникових газів, пов'язані з експлуатацією будівлі.

Індекс екологічного впливу - узагальнює вплив на довкілля з урахуванням використаних матеріалів, транспорту, енергетичних джерел.

Таблиця 3.4. Класифікація розрахункових індикаторів енергоефективності. Джерело: розроблено автором.

Категорія індикаторів	Індикатор	Інструментальний супровід	Вага індикатора	Рекомендовані межі
Фізико-технічні	Теплопровідність (λ , $\text{Вт/м}\cdot\text{К}$)	EnergyPlus, DesignBuilder, Revit	0.8	$< 0.25 \text{ Вт/м}\cdot\text{К}$
	Інсоляція (год/рік)	Ecotect, Radiance, Ladybug	0.6	$> 1500 \text{ год/рік}$
	Вологість (%)	Revit MEP, EnergyPlus, WUFI	0.7	30–60%
	U-значення ($\text{Вт/м}^2\cdot\text{К}$)	THERM, BIM Energy	0.9	$< 0.3 \text{ Вт/м}^2\cdot\text{К}$
Енергетичні	Річне енергоспоживання ($\text{кВт}\cdot\text{год/м}^2\cdot\text{рік}$)	OpenStudio, eQuest, GBS	1.0	$< 90 \text{ кВт}\cdot\text{год/м}^2\cdot\text{рік}$
	COP систем	Carrier HAP, TRNSYS	0.8	> 3.5
	EUI	Insight360, DesignBuilder	1.0	$< 100 \text{ кВт}\cdot\text{год/м}^2\cdot\text{рік}$
Екологічні	Вуглецевий слід ($\text{кг CO}_2\text{/м}^2$)	One Click LCA, Tally	0.9	$< 400 \text{ кг CO}_2\text{/м}^2$
Економічні	Сукупні витрати ($\text{€}/\text{м}^2\cdot\text{рік}$)	eQuest, BIM-платформи	0.9	$< 15 \text{ €}/\text{м}^2\cdot\text{рік}$
	ROI	RETScreen, HOMER	0.8	$< 7 \text{ років}$

Ці показники використовуються для зеленого сертифікування (LEED, BREEAM) та впровадження відновлюваних джерел енергії. Економічні індикатори. Фінансові аспекти залишаються визначальними для більшості інвесторів і забудовників. До ключових економічних показників належать:

- Сукупні енергетичні витрати (€/м²/рік) - враховують витрати на електроенергію, газ, опалення.
- ROI (Return on Investment) енергоощадних заходів - показує строк окупності та фінансову доцільність впровадження енергоефективних технологій.

У дослідженні III використовується для моделювання фінансових сценаріїв та обґрунтування інвестиційних рішень.

Механізм формування вагових коефіцієнтів розрахункових індикаторів у цифровому середовищі енергоефективного проектування ґрунтується на поєднанні експертного оцінювання, аналітичної ієрархії критеріїв (АНР) та чутливісного аналізу. Такий підхід забезпечує об'єктивність, прозорість та адаптивність у визначенні впливовості кожного індикатора на загальний рівень енергоефективності будівлі.

Механізм формування вагових коефіцієнтів базується на методі АНР з елементами машинного навчання та починається з побудови матриці парних порівнянь. Нехай задано n індикаторів, для яких потрібно визначити вагові коефіцієнти. Формується матриця парних порівнянь:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{a_{1n}} & \frac{1}{a_{2n}} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (3.9.)$$

де $a_{ij} \in [1/9, 9]$ - оцінка впливу індикатора i порівняно з j (шкала Сааті).

Кожен елемент матриці нормалізується:

$$\hat{a}_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{k=1}^n a_{kj}} \quad (3.10.)$$

Вага індикатора i визначається як середнє арифметичне нормалізованих значень у рядку: $w_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \hat{a}_{ij}$

Отримаємо вектор ваг: $w = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$, $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ максимальне власне значення матриці обчислюється:

$$\lambda_{max} = \sum_{i=1}^n ((Aw)_i / w_i) / n \quad (3.11.)$$

Індекс узгодженості:

$$CI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1}, CR = \frac{CI}{RI} \quad (3.12.)$$

де RI - випадковий індекс (табличне значення залежно від n). Якщо $CR < 0.1$ вважається, що узгодженість прийнятна.

В альтернативному підході, вага w_i може бути виведена з чутливісного аналізу моделі ШІ (наприклад, нейромережі або ансамблевих моделей типу XGBoost), де важливість ознаки оцінюється як:

$$w_i = \frac{\partial \hat{y}}{\partial x_i} \text{ або } w_i = \frac{\Delta \hat{y}}{\Delta x_i} \quad (3.13.)$$

де \hat{y} - прогнозований показник (наприклад, EUI),

а x_i - значення індикатора. Після обчислення всі w_i нормалізуються до суми 1.

Підсумкова оцінка енергоефективності E_{total} визначається як зважена сума нормалізованих значень індикаторів:

$$E_{total} = \sum_{i=1}^n w_i \hat{x}_i \quad (3.14.)$$

де \hat{x}_i - нормалізоване значення індикатора x_i у діапазоні $[0, 1]$.

Підхід інтегрує експертні оцінки, дані ШІ та аналіз ризиків у єдину систему визначення ваг для підтримки проєктних рішень. Індикатори «Річне споживання енергії» та «Коефіцієнт теплових втрат» є центральними елементами системи розрахунку енергоефективності будівлі в цифровому середовищі, особливо в рамках BIM-моделі (Building Information Modeling).

У цифровому інформаційному моделюванні будівель, реалізованому у таких середовищах, як Autodesk Revit, ArchiCAD або Bentley OpenBuildings, розрахункові індикатори енергоефективності відіграють ключову роль, будучи безпосередньо інтегрованими в параметричні властивості об'єктів будівлі - стін, перекриттів, покрівель, вікон, елементів фасаду та інженерних систем (зокрема, HVAC-компонентів).

Такий підхід забезпечує автоматизований розрахунок теплових втрат через огорожувальні конструкції з урахуванням їх теплотехнічних характеристик (коефіцієнтів теплопередачі, товщини, матеріалів тощо); формування динамічної енергетичної моделі будівлі, що дозволяє аналізувати її поведінку у змінних кліматичних умовах протягом року з урахуванням інсоляції, вентиляційних режимів і теплових надходжень.

Використання вбудованих параметрів для прогнозного аналізу, зокрема оцінки річного енергоспоживання (EUI), коефіцієнтів енерговтрат, а також визначення відповідності енергетичним стандартам (наприклад, LEED, BREEAM, ДБН В.2.6-31).

Інтеграція індикаторів у BIM-модель формує замкнений цикл “дані – моделювання – оцінка – оптимізація”, що є основою для подальшої автоматизації рішень, використання ШІ-аналітики та створення цифрових двійників (digital twins) у сфері енергоефективного будівництва.

Типовий IDF-файл для сценарію RCP 4.5 з віконною модернізацією, підготовлений для симуляції в EnergyPlus поданов додатку L.

Таблиця 3.5. Компоненти системи розрахунку. Джерело: розроблено автором.

Етап	Вхідні дані	Розрахунки	Інструменти
1. Введення даних у BIM	Геометрія будівлі, матеріали, кліматична зона	Автоматичне призначення U-коефіцієнтів, λ	Revit, IFC
2. Теплотехнічний аналіз	λ матеріалів, площі, R значення	Розрахунок коефіцієнтів теплових втрат	EnergyPlus, DesignBuilder
3. Динамічне моделювання енергії	Температурні криві, сценарії використання	Розрахунок річного енергоспоживання	Green Building Studio
4. Вивід аналітики	COP, втрати, теплообмін	Формування індикаторів	OpenStudio, eQuest
5. Візуалізація та оцінка альтернатив	Енерговитрати по зонах, сценарії HVAC	Вибір оптимального рішення	PowerBI, Revit Dashboards

Взаємозв'язок індикаторів у системі побудований наступним чином: коефіцієнт теплових втрат напряму впливає на річне енергоспоживання - чим вища тепловіддача конструкцій, тим більше енергії потрібно на компенсацію втрат. У BIM-моделі ці параметри можуть динамічно змінюватися при зміні матеріалів, товщини утеплення, скла тощо. На основі цих даних ІІІ може будувати енергетичні сценарії і пропонувати оптимізацію.

Процес створення цифрової моделі будівлі починається зі створення BIM-моделі, яка відображає геометрію, матеріали, просторову організацію та інженерні системи об'єкта. Ця модель є цифровим двійником будівлі, що дозволяє автоматично отримати такі параметри, як:

- площі огорожувальних конструкцій;
- значення теплопровідності матеріалів;
- конфігурацію систем вентиляції та опалення;
- орієнтацію будівлі та інсоляцію.

Саме на базі цієї цифрової структури здійснюється наступне енергетичне моделювання та прогнозування.

Після створення цифрової моделі відбувається навчання моделей штучного інтелекту. Для цього використовуються великі масиви історичних даних про енергоспоживання аналогічних будівель, кліматичні умови, сценарії експлуатації моделі машинного навчання (Random Forest, SVM), штучні нейронні мережі (ANN, LSTM), ансамблеві моделі та регресійні аналізи.

Навчання ІІІ дозволяє збудувати узагальнену модель енергоповедінки будівлі, яка може оцінювати вплив різних параметрів на результативність.

Використовуючи навчені моделі, система ІІІ здійснює прогнозування динаміки роботи систем опалення, вентиляції та кондиціонування (HVAC) визначення пікових навантажень у різні періоди року, симуляція режимів опалення з урахуванням зовнішньої температури, аналіз ефективності різних систем (наприклад, теплових насосів).

Один з ключових елементів - локалізація моделі під конкретні кліматичні зони. Для цього:

- застосовуються метеодані з локальних станцій (температура, вологість, сонячна активність);

- створюються сценарії відповідно до нормативних вимог та тарифів;
- моделі адаптуються з урахуванням особливостей українського клімату (континентальність, різкі сезонні зміни).

Моделі ІІІ забезпечують точне прогнозування енергоефективності з урахуванням локальних умов експлуатації.

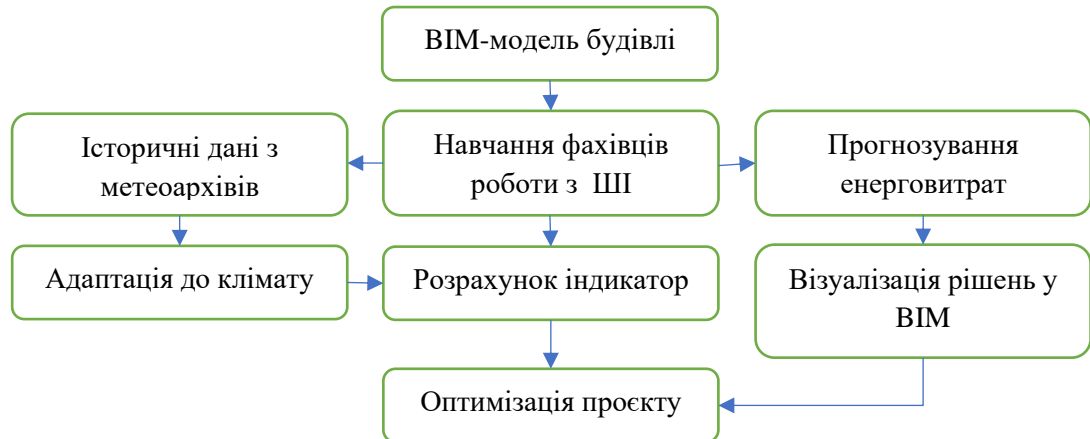


Рисунок 3.10. Методика розрахунку індикаторів із застосуванням ІІІ.
Джерело: розроблено автором.

Ці етапи формують цифрову методику динамічного розрахунку індикаторів, що забезпечує когнітивне проектування та адаптивне ухвалення рішень. Розрахункові індикатори забезпечують аналіз альтернативних проєктних рішень, прогнозування витрат і вибір найефективніших варіантів.

Порівняння альтернатив за індикаторами

Один із базових способів застосування розрахункових індикаторів - порівняльний аналіз альтернативних варіантів проєктних рішень. Наприклад:

- Альтернатива 1: утеплення фасаду мінеральною ватою 150 мм
- Альтернатива 2: утеплення фасаду пінополістиролом 120 мм

Індикатори порівняння:

- коефіцієнт теплопередачі (U);
- річне енергоспоживання;
- строк окупності (ROI);
- зниження викидів CO₂.

Цифрові системи дозволяють швидко змінювати параметри і переглядати ефективність кожного варіанта.

Моделювання “що-якщо” сценаріїв (What-if analysis)

Цей підхід дозволяє моделювати зміни у зовнішніх чи внутрішніх умовах і оцінювати, як вони вплинуть на енергоефективність. Наприклад:

- Що буде, якщо зміниться кліматична норма (збільшиться середньорічна температура на 2°C)?
- Що буде, якщо змінити режим експлуатації (перевести будівлю на нічний режим економії)?
- Що станеться у разі підвищення тарифів на електроенергію на 20%?

На основі результатів індикаторного аналізу здійснюється оптимізація енергоефективності, що передбачає:

- вибір матеріалів із найкращим співвідношенням ефективність/вартість;
- розміщення вікон для оптимізації інсоляції;
- налаштування систем HVAC згідно з результатами енергомоделювання;
- впровадження ВДЕ (наприклад, сонячних панелей) за розрахунковими сценаріями окупності.

За результатами симуляцій було обрано систему вентиляції з рекуператором, що дозволяє скоротити тепловтрати на 30%, знизити енергоспоживання на 18% та окупити витрати за 4,2 роки.

Таблиця 3.6. Порівняння сценаріїв утеплення будівлі. Джерело: розроблено автором.

Параметри	Сценарій 1	Сценарій 2	Сценарій 3
Тип утеплення	Мінеральна вата	Пінополістирол	Ековата + рекуператор
Товщина шару (мм)	150	120	160
U-коефіцієнт (Вт/м ² ·К)	0.21	0.25	0.19
Річне енергоспоживання (кВт·год)	10500	11500	8800
Викиди CO ₂ (тон/рік)	9.8	10.5	8.2
Орієнтовна вартість (тис. грн)	320	260	410
Окупність (роки)	6.5	5.3	4.2

Це надає змогу швидко оцінити ефективність кожного варіанта та обрати оптимальне рішення.

Інтеграція ШІ у процес індикаторного моніторингу дозволяє перейти від традиційних, ручних методів аналізу до адаптивних і самонавчальних систем підтримки рішень. Такий підхід суттєво підвищує ефективність проектування та управління енергоефективністю будівель протягом усього життєвого циклу. Моделі ШІ обробляють великі масиви даних, виявляють складні взаємозв'язки та забезпечують точне прогнозування енергетичних показників з урахуванням нетипових умов. ШІ-модель може з високою точністю передбачити пік енергоспоживання в залежності від прогнозу погоди та графіка користування приміщенням.

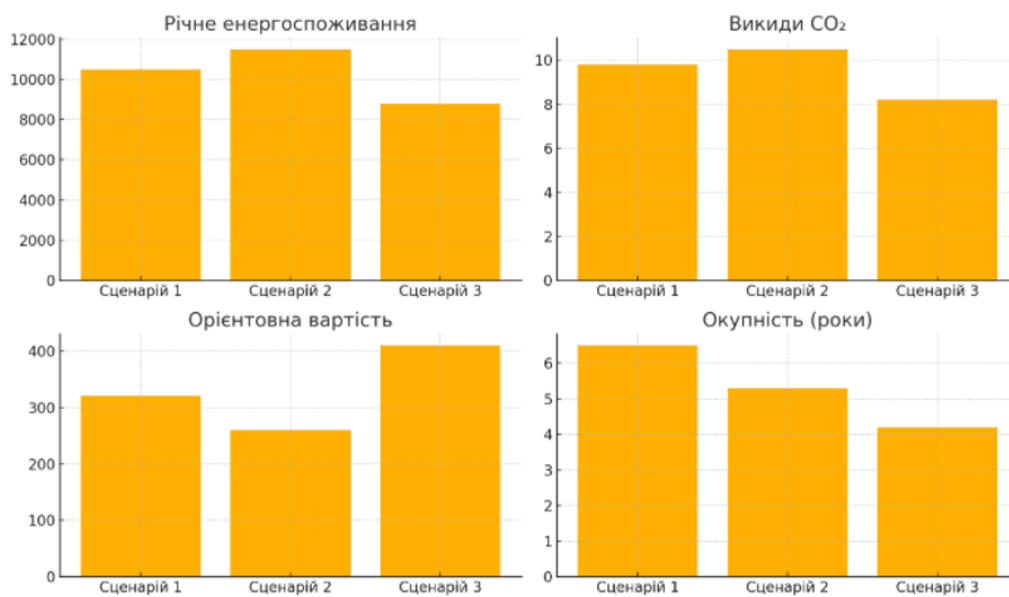


Рисунок 3.11. Інтерактивна таблиця з описом трьох сценаріїв утеплення будівлі та візуальна модель їх порівняння за чотирма ключовими показниками: річне енергоспоживання; викиди CO₂; орієнтовна вартість; строк окупності.
Джерело: розроблено автором.

ШІ дозволяє автоматизувати процес збору, обробки та візуалізації індикаторних даних.

Одна з найвагоміших переваг ШІ - це здатність до самонавчання (machine learning). Моделі адаптуються до фактичних даних експлуатації, уточнюють прогнози та виявляють відхилення, автоматично коригуючи параметри систем відповідно до реальних умов.

Застосування ШІ в індикаторному моніторингу підвищує ефективність проектування та забезпечує адаптивне управління енергоефективністю. Розрахункові індикатори відіграють ключову роль у виборі проектних рішень,

забезпечуючи кількісну оцінку енергоспоживання, тепловтрат, викидів і витрат, а також порівняння альтернатив і обґрунтування вибору конструктивних та інженерних рішень.

3.5. Концептуалізація та узагальнення наукових результатів у контексті розвитку інформаційних систем енергоефективного проєктування

У межах третього розділу дисертаційного дослідження послідовно сформовано аналітико-прикладне підґрунтя використання методів штучного інтелекту для підтримки прийняття рішень у задачах забезпечення енергоефективності будівель. Розглянуті підходи до формалізації теплотехнічних процесів, побудови інтегрованого аналітичного простору, структуризації експертних і процесуальних компонент, а також розроблення системи розрахункових індикаторів і засобів їх візуалізації утворюють цілісну інформаційно-аналітичну основу дослідження.

Водночас, отримані результати не обмежуються рівнем окремих моделей чи інструментальних рішень, а формують узгоджену метоочину та науковов-аналітичну конструкцію, орієнтовану на створення інтелектуальних інформаційних систем нового покоління у сфері енергоефективного проєктування. У цьому контексті виникає необхідність їх системного узагальнення, концептуалізації та інтерпретації з позицій спеціальності 126 – інформаційні системи та технології.

Даний параграф спрямований на інтеграцію отриманих у роботі результатів у єдину логічно завершену структуру, яка відображає як їх внутрішні взаємозв'язки, так і місце у розвитку сучасних інформаційних технологій. Особлива увага приділяється узагальненню компонентів наукової новизни за рубриками «вперше розроблено», «удосконалено» та «набули подальшого розвитку» як взаємодоповнюючих складових єдиної концепції

Деталізація компонент новизни за рубрикою «вперше розроблено».

1. Інтелектуальна інформаційна системи керування енергоефективністю будівель . У дисертаційній роботі вперше запропоновано цілісну архітектуру інтелектуальної інформаційної системи, орієнтованої на автоматизоване керування процесами забезпечення енергоефективності будівель протягом усього їх життєвого циклу. На відміну від існуючих розрізнених програмних рішень, дана система розглядається як єдиний цифровий організм, у якому всі функціональні компоненти узгоджено взаємодіють у межах спільного інформаційного середовища.

Принципово новим є трактування BIM не лише як засобу геометричного чи інформаційного опису об'єкта, а як центрального координаційного ядра, через яке здійснюється інтеграція даних, їх структуризація та забезпечення доступу для різних груп учасників проєкту. Таким чином, BIM виконує функцію зв'язувального елемента між джерелами інформації, обчислювальними модулями та користувацькими сервісами.

Ключовою відмінністю запропонованого рішення є включення до складу системи інтелектуального аналітичного ядра, яке реалізує функції обробки даних, оцінювання станів та формування управлінських впливів. Це ядро базується на використанні алгоритмів штучного інтелекту та забезпечує перехід від пасивного накопичення інформації до її цілеспрямованого використання для підтримки рішень.

Архітектурно система побудована на принципах декомпозиції на автономні функціональні модулі, які взаємодіють через стандартизовані інтерфейси. Такий підхід дозволяє: гнучко змінювати конфігурацію системи залежно від задач; забезпечувати незалежний розвиток окремих компонентів; інтегрувати зовнішні сервіси без порушення цілісності системи.

Важливою особливістю є наявність механізмів централізованого керування параметрами енергоефективності, що забезпечує узгодженість рішень на різних рівнях — від проєктування до експлуатації. Це дозволяє уникнути фрагментації даних і суперечностей між окремими підсистемами.

На відміну від відомих підходів, де інформаційні системи виконують переважно допоміжну або сервісну роль, у запропонованому рішенні система виступає як активний суб'єкт управління, здатний: аналізувати поточний стан об'єкта; генерувати альтернативні варіанти дій; підтримувати вибір оптимальних рішень.

З позиції спеціальності 126 отриманий результат доцільно класифікувати як:

- новий клас інформаційних систем, орієнтованих на інтегроване управління складними об'єктами;
- архітектурну модель побудови розподілених інтелектуальних систем;
- основу для реалізації масштабованих цифрових платформ у будівельній галузі.

Отже, ця компонента новизни полягає у створенні системного підходу до організації інформаційного забезпечення енергоефективності, де поєднуються функції інтеграції даних, аналітики та управління в єдиній цифровій інфраструктурі.

2. Адаптивний метод багатокритеріального вибору проєктних рішень.

Другий результат, отриманий уперше, полягає у створенні адаптивного методу вибору архітектурно-інженерних рішень, яка орієнтована на роботу в умовах складної невизначеності та багатofакторності. На відміну від класичних підходів до багатокритеріальної оптимізації, що передбачають фіксовані вагові коефіцієнти та детерміновані залежності, запропонована модель має гнучку структуру, здатну змінюватися залежно від контексту задачі. В основі моделі лежить поєднання декількох методологічних підходів, кожен з яких виконує власну функцію:

- апарат нечіткої логіки забезпечує формалізацію якісних оцінок та експертних суджень;
- нейронні мережі використовуються для виявлення складних нелінійних залежностей;
- методи опорних векторів реалізують задачі класифікації та розмежування альтернатив.

Синтез цих підходів дозволяє сформувати модель, яка не лише обробляє дані, але й адаптується до змін вхідної інформації, уточнюючи результати у процесі накопичення нових спостережень. Особливістю розробленого підходу є інтеграція моделі з даними, що надходять із сенсорних систем, а також із результатами теплотехнічних розрахунків. Це забезпечує її функціонування у режимі, наближеному до реального часу, та дозволяє враховувати фактичні умови експлуатації об'єкта.

Вперше запропоновано трактування процесу вибору рішень як когнітивно керованої процедури, у межах якої: локальні параметри (енергоспоживання, теплові втрати тощо) узгоджуються з глобальними показниками ефективності; результати аналізу впливають на подальше формування варіантів; система здатна накопичувати досвід і використовувати його в наступних ітераціях.

Таким чином, модель виходить за межі класичних оптимізаційних схем і *набуває властивостей самонавчальної аналітичної структури*, яка забезпечує: підвищення обґрунтованості вибору; зменшення впливу суб'єктивних факторів; врахування складних взаємозв'язків між параметрами.

З наукової точки зору цей результат можна розглядати як:

- новий підхід до організації багатокритеріального вибору у складних системах;
- гібридну модель, що поєднує різні методи інтелектуальної обробки інформації;
- основу для побудови адаптивних механізмів прийняття рішень у цифрових середовищах.

Отже, сутність цієї компоненти новизни полягає у формуванні принципово нового типу моделей, орієнтованих не лише на оптимізацію, а й на навчання та еволюцію у процесі застосування.

Компоненти, віднесені до рубрики «вперше розроблено», мають принципово інший характер порівняно з результатами за рубриками «удосконалено» та «набули подальшого розвитку». Якщо останні спрямовані

на вдосконалення окремих аспектів або розширення існуючих підходів, то у даному випадку йдеться про створення нових науково-технічних рішень, які раніше не були представлені у такій постановці.

Зокрема: перша компонента формує новий клас інтегрованих інформаційних систем, що об'єднують функції координації, аналізу та управління; друга компонента закладає новий підхід до організації процесу вибору рішень, орієнтований на адаптацію та самонавчання.

Таким чином, на відміну від попередніх результатів, де акцент робився на розвитку окремих елементів або підсистем, у межах рубрики «вперше» сформовано цілісні концептуально завершені рішення, які визначають архітектуру та логіку функціонування всієї інформаційної технології.

У сукупності ці результати створюють фундамент для переходу до якісно нового рівня цифровізації процесів енергоефективного проектування та експлуатації будівель, що відповідає сучасним тенденціям розвитку інформаційних систем і технологій.

Деталізація компонент новизни за рубрикою «удосконалено».

1. Удосконалення інструментарію візуалізації енергетичних моделей та структури цифрового аналітичного простору

У межах дисертаційної роботи запропоноване удосконалення інструментарію візуалізації та структури цифрового аналітичного простору слід розглядати як розвиток складової інформаційної технології та багатофункціональної інформаційно-аналітичної моделі, що забезпечує інтеграцію різномірних джерел даних і методів їх інтелектуальної обробки.

На відміну від існуючих підходів, де візуалізація BIM-моделей має переважно статичний або демонстраційний характер, у роботі сформовано інтелектуалізований візуально-аналітичний контур, який функціонує як активний елемент системи підтримки прийняття рішень (DSS). Його ключова відмінність полягає у переході від відображення геометрії до семантично насиченої, аналітично орієнтованої візуалізації, що інтегрує результати роботи

алгоритмів штучного інтелекту, теплотехнічного моделювання та IoT-аналітики.

Запропонований цифровий аналітичний простір має ознаки багаторівневої інформаційної моделі, яка включає:

рівень даних (ВІМ, IoT, кліматичні сценарії); рівень аналітики (ML/AI-моделі, енергомоделювання, ризик-аналіз); рівень візуалізації (інтерактивні панелі, heatmaps, spider charts, сценарні графіки); рівень підтримки рішень (DSS-модулі, багатокритеріальний аналіз). Удосконалення полягає у тому, що ці рівні не функціонують ізольовано, а об'єднані в єдиний когнітивно-аналітичний контур, що забезпечує:

- синхронізацію даних у реальному часі;
- інтерактивне відображення змін параметрів енергоефективності;
- візуалізацію сценаріїв (у тому числі кліматичних RCP 4.5/8.5);
- підтримку багатокритеріального вибору альтернатив.

Особливу наукову цінність становить впровадження принципів емерджентності, згідно з якими інтеграція ВІМ, AI та IoT породжує нові функціональні властивості системи — здатність до самоаналізу, адаптації та прогнозування. Візуалізаційний інструментарій у цьому контексті виступає не лише інтерфейсом, а й засобом когнітивної інтерпретації результатів, що є важливим для складних багатофакторних задач.

З позицій спеціальності 126 цей результат слід класифікувати як:

- складову інформаційної технології (через реалізацію інтегрованого цифрового середовища);
- багатофункціональну інформаційно-аналітичну модель (через поєднання візуалізації, аналізу та DSS);
- частково — метод організації аналітичного простору, орієнтований на обробку великих і різномірних даних.

Таким чином, удосконалення полягає не лише у розширенні інструментів візуалізації, а у формуванні нової парадигми аналітичного представлення

знань, де візуалізація стає невід’ємною частиною інтелектуального процесу прийняття рішень у системах енергоефективного проектування.

Друга компонента новизни за рубрикою «удосконалено» пов’язана з розвитком підходу до інтеграції теплотехнічного моделювання у BIM-середовище і за своєю сутністю є удосконаленим методом та архітектурно-алгоритмічною складовою інформаційної технології, орієнтованою на динамічний аналіз енергетичних характеристик будівель.

Традиційні підходи до теплотехнічного аналізу передбачають відокремлене використання спеціалізованих програмних комплексів (наприклад, EnergyPlus), що працюють із експортованими даними з BIM. Це створює розрив між проєктною моделлю та результатами розрахунків, знижуючи оперативність і точність прийняття рішень.

У дисертації запропоновано принципово інший підхід, що базується на:

- інтеграції розрахункових і геометричних моделей у єдиному інформаційному середовищі;
- використанні просторово-орієнтованих баз даних (PostgreSQL/PostGIS);
- забезпеченні двостороннього обміну даними з BIM-серверами;
- реалізації механізмів синхронізації параметрів у реальному часі.

Удосконалення проявляється у переході від статичних розрахунків до динамічного, безперервного теплотехнічного моделювання, що охоплює всі етапи життєвого циклу будівлі — від концептуального проектування до експлуатації (через Digital Twin).

Важливою складовою є поєднання: фізичних моделей теплопередачі; методів машинного навчання (LSTM, GRU, Gradient Boosting); потокових IoT-даних; кліматичних сценаріїв.

Це дозволяє реалізувати гібридну фізико-інтелектуальну модель, яка:

- підвищує точність прогнозування теплових режимів;
- враховує нелінійні залежності та стохастичні фактори;
- адаптується до змін експлуатаційних умов;
- забезпечує предиктивне управління енергоефективністю.

З наукової точки зору, даний результат слід класифікувати як: удосконалений метод інтеграції моделей у інформаційних системах; складову інформаційної технології (архітектурно-алгоритмічний рівень); частково — гібридну модель (фізико-математичну + AI), що реалізує новий тип обчислювального середовища.

Суттєвою відмінністю є також використання геопросторової прив'язки (PostGIS), що дозволяє враховувати: кліматичні особливості території; інсоляційні характеристики; просторові взаємозв'язки об'єкта. Це розширює функціональність ВІМ від геометричного опису до контекстно-залежного енергетичного аналізу, що є особливо важливим для задач сталого будівництва.

Дана компонента безпосередньо підтримує реалізацію:

концепції Digital Twin; когнітивно-адаптивного середовища; інтегрованого когнітивно-еволюційного підходу (ІКЕП).

У підсумку, запропоноване удосконалення *формує суттєво оновлений клас інтегрованих ВІМ-орієнтованих методів теплотехнічного аналізу*, які забезпечують безперервність, адаптивність і високу точність оцінювання енергоефективності будівель.

Обидві компоненти новизни за рубрикою «удосконалено» формують взаємодоповнюючі елементи єдиної наукової конструкції:

- перша — відповідає за інтелектуалізацію представлення та інтерпретації даних (візуально-аналітичний рівень);
- друга — за інтелектуалізацію процесів моделювання та обчислення (алгоритмічно-модельний рівень).

У сукупності вони розвивають інформаційну технологію підтримки прийняття рішень у енергоефективному будівництві, що повністю відповідає предметній області спеціальності 126 та демонструє системний характер отриманих наукових результат.

Деталізоване розкриття компонент новизни за рубрикою «набули подальшого розвитку» .

1. Подальший розвиток засад формування формалізованого простору проєктування з урахуванням енергоефективності.

У дисертаційному дослідженні поглиблено наукові уявлення щодо організації формалізованого середовища проєктування енергоефективних будівель, яке розглядається не лише як набір параметрів, а як узгоджена система взаємопов'язаних характеристик об'єкта, середовища та процесів його функціонування. У межах спеціальності 126 цей результат доцільно інтерпретувати як розвиток підходів до побудови складних інформаційних моделей, орієнтованих на аналітичну підтримку інженерних рішень.

На відміну від традиційних схем, де енергетичні показники використовуються переважно як результати розрахунків або критерії оцінювання, у роботі вони включені до структури єдиного параметричного простору, що формується з урахуванням:

внутрішніх теплофізичних процесів у будівельних конструкціях; варіативності кліматичних умов та їх довгострокових змін; особливостей експлуатаційних режимів; взаємодії між конструктивними, інженерними та середовищними чинниками.

Розвиток цього підходу проявляється у тому, що запропонований простір набуває характеру динамічної моделі, здатної відображати зміни стану системи у часі та реагувати на появу нових даних. Це дозволяє перейти від фіксованих розрахункових схем до середовища, у якому параметри уточнюються, коригуються та узгоджуються в процесі використання.

Суттєвою ознакою наукового внеску є врахування комбінованого впливу множини ризикоформуєчих факторів, що діють одночасно. Якщо у відомих підходах аналіз здійснюється переважно для окремих впливів, то у даній роботі розглядається їх сукупна дія, що дає змогу адекватніше відобразити реальні умови функціонування об'єкта.

Окремої уваги заслуговує введення механізмів прогностичного уточнення параметрів, реалізованих на основі алгоритмів машинного навчання. Їх застосування забезпечує: виявлення прихованих залежностей

між параметрами; підвищення достовірності оцінок за рахунок використання історичних даних; адаптацію моделі до змін зовнішнього середовища. У такій інтерпретації формалізований простір виступає як інформаційно-обчислювальна конструкція, що поєднує опис об'єкта, механізми аналізу та інструменти оптимізації. Це дозволяє використовувати його як основу для формування рекомендацій у задачах вибору проєктних рішень.

З наукової точки зору *отриманий результат можна розглядати як:*

- розвиток підходів до формалізації складних багатопараметричних систем;
- розширення моделей, орієнтованих на врахування невизначеності та варіативності умов;
- удосконалення методичного базису інтеграції фізичних і даних-орієнтованих описів у межах єдиного середовища.

Отже, запропоновані положення забезпечують перехід до більш гнучкого та інформативного представлення процесів проєктування, що підвищує обґрунтованість прийняття рішень у сфері енергоефективного будівництва.

2. Подальший розвиток положень автоматизованого виявлення енергетичних загроз та критичних сценаріїв.

У другій компоненті новизни за рубрикою «набули подальшого розвитку» здійснено подальше опрацювання підходів до автоматизованого виявлення відхилень у функціонуванні енергетичних систем будівель. У межах спеціальності 126 цей результат доцільно трактувати як розвиток прикладних аспектів інтелектуального аналізу даних та побудови систем моніторингу складних технічних об'єктів.

Існуючі практики оцінювання енергоефективності здебільшого базуються на періодичних перевірках або аналізі агрегованих показників, що обмежує можливість оперативного реагування. У роботі запропоновано підхід, який передбачає безперервне відстеження параметрів із використанням потокових даних, що надходять від сенсорних систем.

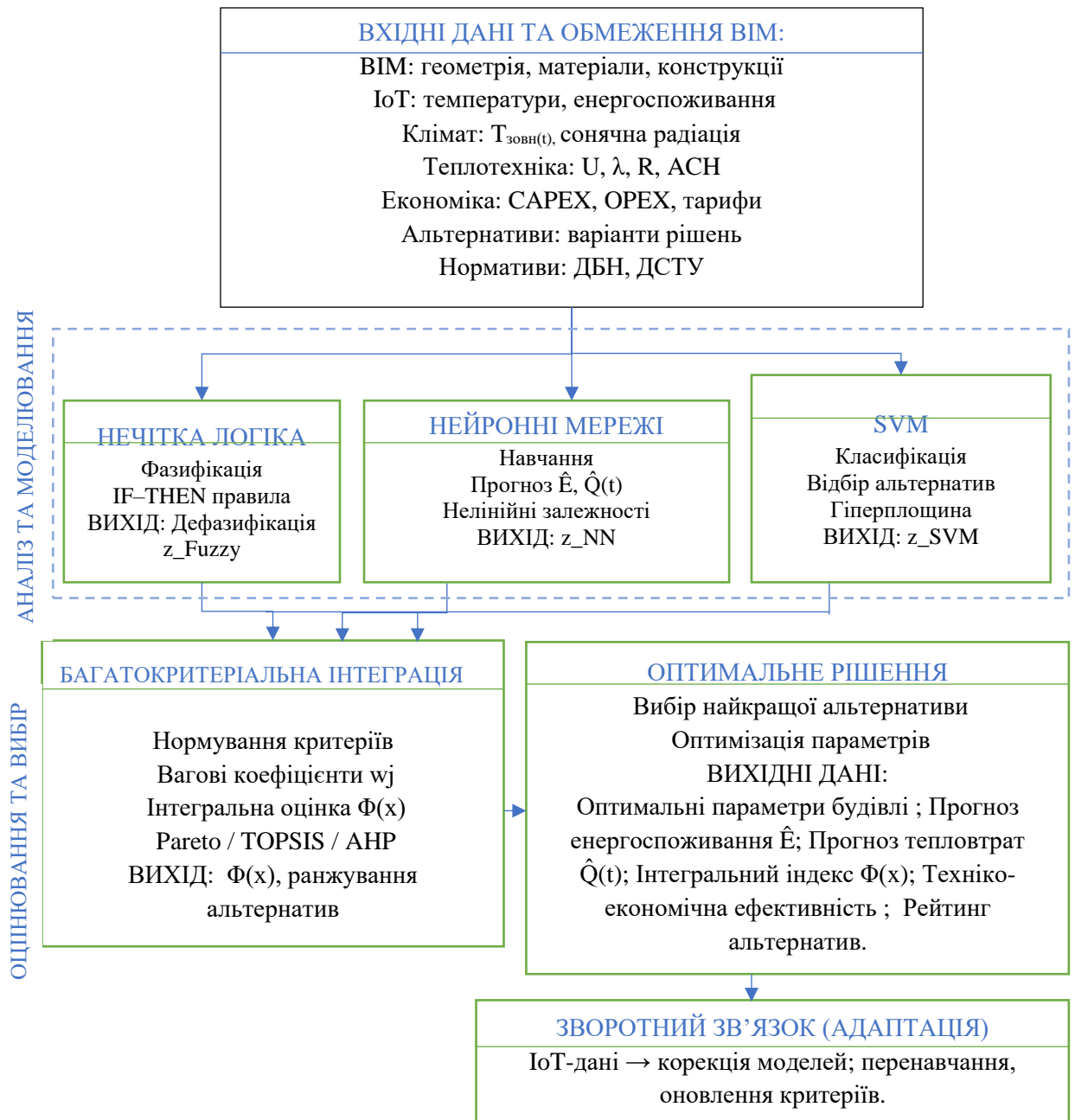


Рисунок 3.12. Структурна схема адаптивного методу багатокритеріального вибору енергоефективних архітектурно-інженерних рішень із використанням нечіткої логіки, нейронних мереж та SVM з відображенням вхідних і вихідних параметрів. Джерело: розроблено автором.

Розвиток відповідних положень полягає у формуванні узгодженої процедури обробки та інтерпретації даних, яка включає: отримання та підготовку інформації з різних джерел; виявлення відхилень від очікуваних режимів; ідентифікацію типів загроз; формування варіантів реагування.

Важливою відмінністю є застосування методів інтелектуального аналізу, що дозволяють перейти від простого фіксування фактів перевищення нормативів до розпізнавання структурних змін у поведінці системи. Зокрема, використання алгоритмів класифікації та прогнозування забезпечує можливість: розмежування різних типів аномалій; оцінювання їх імовірності; визначення потенційних наслідків.

Подальший розвиток також стосується вдосконалення підходів до раннього виявлення небажаних тенденцій, що досягається шляхом зіставлення поточних значень показників із їх прогнозними оцінками. Такий підхід дає змогу виявляти проблеми ще до їх переходу у критичну фазу. Суттєвим є й те, що результати аналізу подаються у вигляді структурованих сценаріїв, які відображають можливі напрями розвитку ситуації залежно від умов експлуатації. Це створює основу для прийняття обґрунтованих управлінських рішень.

У контексті інформаційних технологій отриманий результат можна розглядати як: розвиток методів обробки потокових даних у задачах моніторингу; розширення інструментів інтелектуальної діагностики; формування елементів систем підтримки прийняття рішень, орієнтованих на роботу в реальному часі. Таким чином, запропонований підхід забезпечує перехід від реактивної моделі контролю до попереджувального управління, що є принципово важливим для підвищення ефективності експлуатації будівель і мінімізації енергетичних втрат.

На відміну від компонентів, віднесених до рубрики «удосконалено», де акцент зроблено на конкретних інструментальних та технологічних рішеннях, результати за напрямом «набули подальшого розвитку» відображають поглиблення та розширення теоретико-методичних положень.

Перша компонента орієнтована на розвиток уявлень про структуру та властивості проектного простору, тоді як друга — на розширення підходів до аналізу та інтерпретації даних у процесі експлуатації. У сукупності вони

формують цілісну наукову основу для побудови сучасних інформаційних систем у сфері енергоефективного будівництва.

У результаті проведеного дослідження сформовано цілісну науково-методичну та аналітичну основу побудови інтелектуальних інформаційних систем енергоефективного проєктування, яка поєднує концептуальні, модельні та прикладні аспекти в єдиному цифровому середовищі.

Компоненти новизни, віднесені до рубрики «вперше розроблено», визначають принципово новий рівень організації інформаційних технологій у досліджуваній сфері. Запропонована інтелектуальна інформаційна система керування енергоефективністю будівель формує новий клас інтегрованих цифрових платформ, у межах яких забезпечується узгоджена взаємодія даних, моделей та управлінських механізмів. Водночас розроблений адаптивний метод багатокритеріального вибору проєктних рішень закладає основи переходу від статичних оптимізаційних схем до когнітивно орієнтованих, самонавчальних механізмів підтримки рішень.

Компоненти за рубрикою «удосконалено» спрямовані на розвиток інструментально-технологічного рівня інформаційної технології. Удосконалення візуально-аналітичного простору забезпечує перехід до інтерактивного, семантично насиченого представлення даних, що інтегрує результати роботи моделей штучного інтелекту, теплотехнічного аналізу та сенсорного моніторингу. Розвиток підходів до інтеграції теплотехнічного моделювання у BIM-середовище, у свою чергу, формує основу для реалізації безперервного динамічного аналізу енергетичних характеристик будівель у межах концепції цифрового двійника.

Результати, що «набули подальшого розвитку», відображають поглиблення теоретико-методичних засад дослідження. Розвиток підходу до формування формалізованого простору проєктування забезпечує перехід до динамічних багатопараметричних моделей, які враховують взаємодію внутрішніх і зовнішніх факторів та здатні адаптуватися до змін умов функціонування. Водночас удосконалення положень автоматизованого

виявлення енергетичних загроз формує основу для реалізації предиктивного моніторингу, орієнтованого на ранню діагностику відхилень та запобігання критичним станам

Узагальнюючи, можна стверджувати, що отримані результати утворюють багаторівневу наукову конструкцію, у межах якої:

- концептуальний рівень визначає принципи побудови інтегрованих інформаційних систем;
- модельний рівень реалізує адаптивні та гібридні методи аналізу й вибору рішень;
- прикладний рівень забезпечує інструментальну реалізацію та впровадження у цифрових середовищах.

Синергетичне поєднання зазначених рівнів дозволяє перейти від фрагментарних рішень до комплексної інформаційної технології, орієнтованої на підтримку всіх етапів життєвого циклу будівлі — від проєктування до експлуатації. Це забезпечує підвищення обґрунтованості інженерних рішень, зниження рівня невизначеності та ефективніше управління енергетичними ресурсами.

Таким чином, у дисертації сформовано науково обґрунтований підхід до створення інтелектуальних інформаційних систем енергоефективного проєктування, який відповідає сучасним тенденціям розвитку інформаційних технологій та має потенціал для практичного застосування у цифровій трансформації будівельної галузі.

3.6. Підсистеми та модулі комплексу прикладних програм з формалізованого адміністрування процесами досягнення очікуваного стану енергоефективності будівлі

Розроблена структура комплексу прикладних програм з формалізованого адміністрування процесами досягнення очікуваного рівня енергоефективності будівлі являє собою багаторівневу інформаційну систему, побудовану на

основі взаємопов'язаних теоретичних і прикладних компонентів. Її архітектура інтегрує когнітивні принципи управління (розділ 1), математичні моделі оптимізації (розділ 2) та функціональні модулі реалізації (розділ 3), що забезпечує цілісність і адаптивність у процесі підтримки проєктних та експлуатаційних рішень.

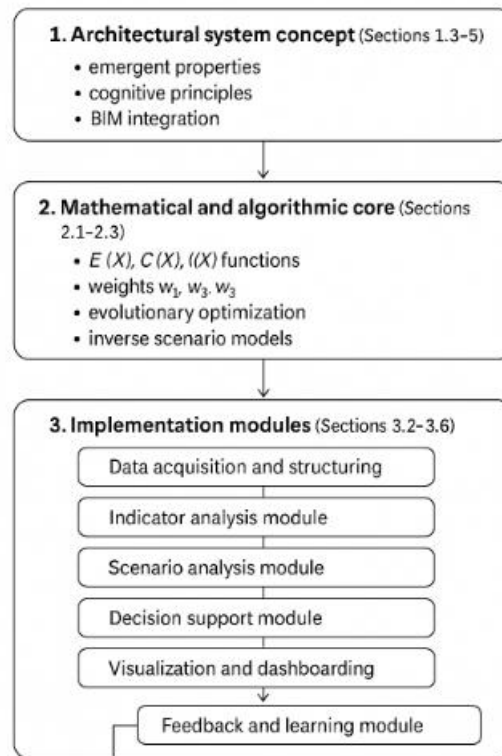


Рисунок 3.13. Інтегрований багаторівневий підходу, що поєднує функції збору, аналізу, прогнозування та рекомендацій. Джерело: розроблено автором.

На першому рівні описано принципову архітектуру цифрової платформи енергоменеджменту, що реалізує:

- емерджентні властивості системи (здатність до самоорганізації, самонавчання та адаптації);
- когнітивні принципи взаємодії (контекстна чутливість, сценарна реакція, семантична узгодженість);
- інтеграцію на основі ВІМ як центрального ядра інформаційної взаємодії між модулями та учасниками процесу.

Другий рівень представлений моделями багатокритеріального вибору та прогнозування, зокрема:

- функціональними залежностями $E(X)$ - енергоспоживання, $C(X)$ - економічні витрати, $I(X)$ - інсоляційна ефективність;
- ваговими коефіцієнтами w_1, w_2, w_3 , що відображають пріоритети проєктних цілей;
- еволюційними алгоритмами оптимізації, що дозволяють враховувати множинність змінних та обмежень;
- побудовою обернених сценарних моделей (What-if analysis), які оцінюють вплив змінних рішень на енерговитрати та комфорт.

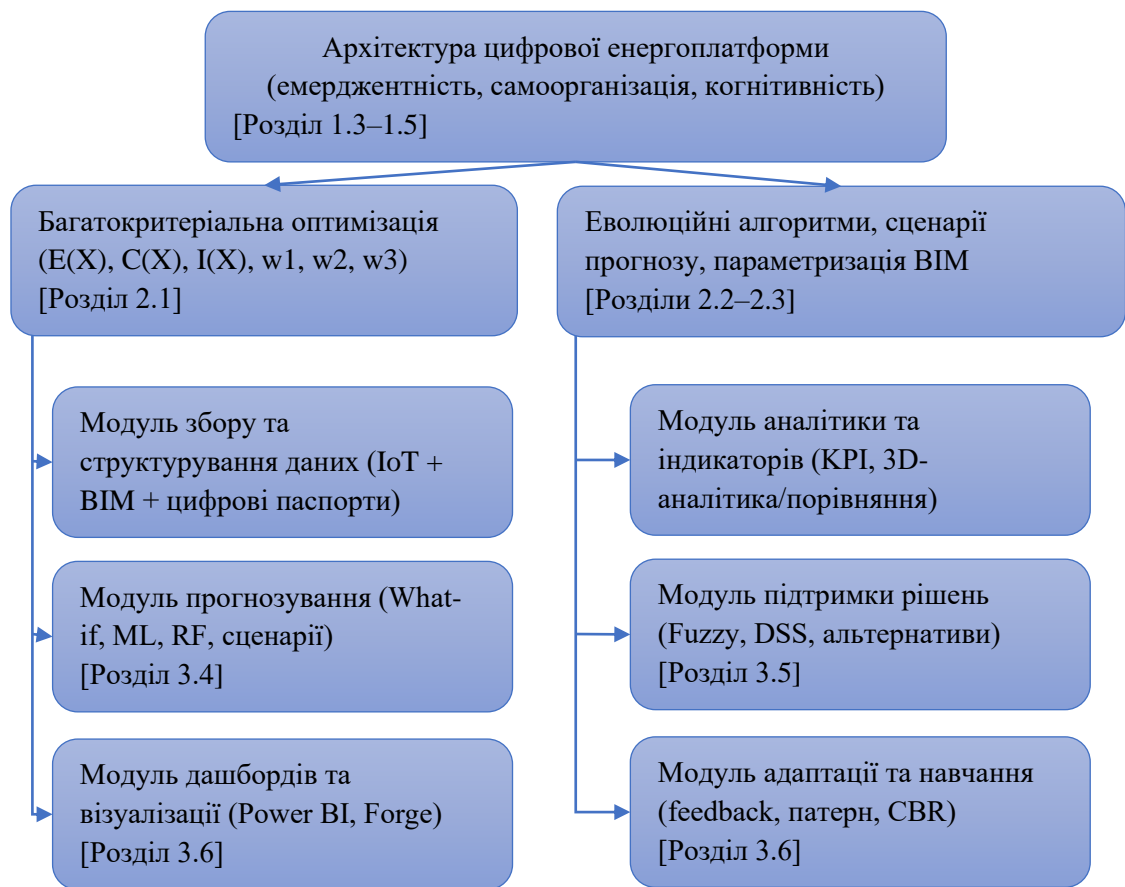


Рисунок 3.14. Багаторівнева структура комплексу прикладних програм.

Джерело: розроблено автором.

У реалізаційному рівні система представлена низкою функціональних модулів:

Модуль збору та структуризації даних (3.2): включає збір телеметричних даних з сенсорів IoT, їх трансформацію та інтеграцію у BIM-середовище з формуванням цифрових паспортів приміщень.

Модуль індикаторного аналізу (3.3): реалізує розрахунок ключових показників ефективності (KPI), побудову теплових карт і аналітичну візуалізацію показників у просторі 3D-моделі.

Прогностичний модуль сценарного аналізу (3.4): заснований на методах LSTM, Gradient Boosting і симуляції кліматичних сценаріїв (RCP 4.5/8.5), моделює очікуване енергоспоживання, пікові навантаження та ризики.

Модуль підтримки рішень (3.5): використовує експертні системи (Fuzzy Logic, Rule Engine) і методи багатокритеріального аналізу (АНР, TOPSIS) для визначення оптимальних конфігурацій технічних рішень.

Модуль візуалізації та дашбордингу (3.6): формує інтерфейси для користувача в середовищі Power BI, Grafana, Autodesk Forge, з відображенням критичних зон і адаптивного контролю.

Модуль зворотного зв'язку та навчання (3.6): забезпечує автоматичне оновлення моделей на основі реальних даних, збереження сценаріїв (case-based reasoning), ретренування прогнозних моделей і оновлення BIM-міток.

Система підтримки рішень (СПР) у сфері енергоощадного проектування будівель являє собою багаторівневу адаптивну платформу, яка інтегрує дані, моделі, алгоритми і візуалізаційні інструменти в єдиному цифровому середовищі. Її архітектура орієнтована на багатокритеріальне управління енергетичними, економічними, екологічними та експлуатаційними параметрами будівлі.

1. Модуль первинного аналізу та збору даних виконує функцію первинного захоплення, зчитування, фільтрації та структурування даних з фізичного середовища будівлі, які потім інтегруються до інформаційної моделі будівлі (BIM). Він є фундаментом усієї системи, адже забезпечує достовірність і актуальність вихідних показників.

Мережева система датчиків на основі технологій IoT (Internet of Things) виконує безперервний моніторинг мікрокліматичних показників у реальному часі. Зчитуються ключові параметри: температура повітря, рівень CO₂, вологість повітря, освітленість (люкс).

Після первинного збору дані передаються до BIM-моделі будівлі (Autodesk Revit), де:

- кожен сенсор закріплюється за конкретним приміщенням або зоною з географічною локалізацією;
- відбувається структуризація параметрів у вигляді IFC-об'єктів, що дозволяє забезпечити сумісність з іншими платформами;
- динамічні дані можуть бути візуалізовані у вигляді діаграм, кольорових кодів у моделі, або дашбордів.

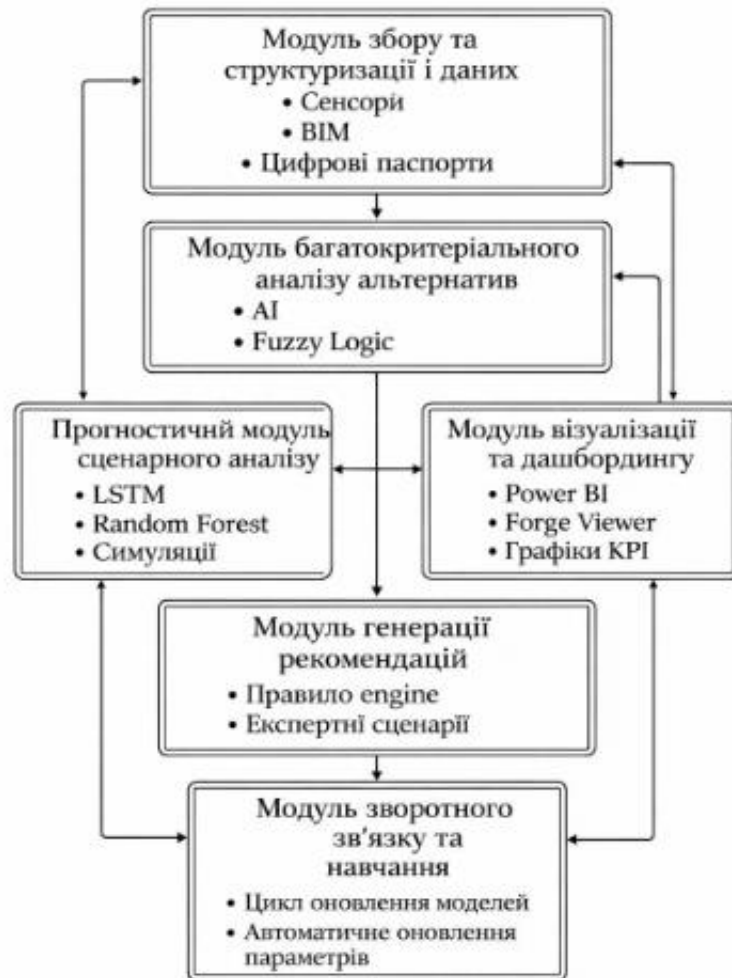


Рисунок 3.15. Концептуальна схема архітектури СПР. Джерело: розроблено автором.

Кожне приміщення у BIM-моделі має власний цифровий паспорт, який включає статичні характеристики: площа, об'єм, тип обробки, кількість вікон; динамічні показники: актуальні дані з датчиків, середньодобові значення; пов'язані індикатори: витрати енергії, кількість присутніх осіб, вентиляційні обміни; гіперпосилання на технічну документацію, креслення, сертифікати матеріалів.

Модуль первинного збору даних виконує не лише технічну функцію, а є пусковим механізмом для цифрового управління енергоефективністю: забезпечує зв'язок між фізичним середовищем і віртуальною BIM-моделлю; формує об'єктивну основу для всіх наступних розрахунків та рішень; дозволяє побудувати цифрового двійника будівлі для реального моделювання поведінки в часі.

2. Модуль багатокритеріального аналізу альтернатив

Даний модуль є ключовим елементом комплексу прикладних програм, який реалізує інтелектуальну підтримку ухвалення проєктних рішень на основі аналітичної, статистичної та логічної оцінки варіантів. Він включає алгоритми класичного багатокритеріального аналізу (АНР, TOPSIS); моделі машинного навчання для прогнозування ефективності; систему нечітких правил (fuzzy sets) для обробки умов із високою невизначеністю. Підходи до побудови розрахункових індикаторів, таких як:

U-значення для огорожувальних конструкцій;

Питоме енергоспоживання (кВт·год/м²·рік);

Індекс ВДЕ - частка енергії, отриманої з відновлюваних джерел.

На основі цих параметрів в модулі реалізовано рейтингову оцінку альтернативних рішень, за допомогою методів:

АНР - формування ієрархії критеріїв;

TOPSIS - вибір найближчого до ідеального рішення (див. приклад з фасадними системами в табл. 3.3.2).

Моделі прогнозують зміни в енергоспоживанні при виборі нового типу вікон, утеплення чи HVAC-систем; пік навантаження залежно від орієнтації приміщення і мікроклімату.

Це реалізовано за допомогою Random Forest та LSTM, що дозволяють врахувати взаємозв'язки між багатьма змінними (матеріали, сонячне навантаження, вологість).

Розроблений модуль багатокритеріального аналізу передбачає використання декількох взаємодіючих компонентів, що дозволяють здійснювати комплексне оцінювання проєктних рішень у сфері енергоефективності.

На першому етапі здійснюється формування системи розрахункових індикаторів (теплотехнічні параметри, питоме енергоспоживання, індекс використання ВДЕ), які надалі є вхідними даними для блоку багатокритеріального аналізу. Для порівняння альтернатив використано методи АНР та TOPSIS, що дозволяють здійснювати ієрархічне впорядкування та наближення до ідеального рішення відповідно.

Паралельно застосовуються прогнозні моделі на основі штучного інтелекту (Random Forest, LSTM), які забезпечують можливість передбачення довгострокових ефектів від реалізації конкретних проєктних рішень. Для опису ситуацій з високим ступенем невизначеності (наприклад, подвійна орієнтація фасаду або змінна присутність людей) до системи впроваджено нечіткі продукційні правила, що реалізуються за допомогою апарату нечіткої логіки (Fuzzy Logic).

Інтеграція результатів з усіх трьох напрямків реалізується в модулі узагальненого аналітичного висновку, який забезпечує ранжування рішень та формування рекомендацій. Підсумкові дані передаються до BIM-моделі та відображаються у вигляді інтерактивних дашбордів, доступних для перегляду проєктувальниками, енергоаудиторами та замовниками.

Розглянемо використання нечітких множин у ситуаціях із недостатньо точним чи суперечливим впливом. Приклад: зона з подвійною орієнтацією фасаду (схід/південь) - оцінка інсоляції варіюється в залежності від пори року; функція впливу присутності людей у відкритих просторах; використання мовних змінних («висока температура», «середній CO₂», «надмірне освітлення»), які обробляються через fuzzy-правила типу: IF (освітленість > 300 люкс) AND (інсоляція висока) THEN (рекомендоване затемнення = середнє)

Застосовані інструменти: MATLAB (Fuzzy Toolbox), Python (skfuzzy), KNIME для побудови правил.

Інтеграція цього модуля у середовище BIM-моделі та систему підтримки рішень дає змогу проводити глибокий аналіз альтернатив із різними рівнями визначеності; оптимізувати проєктні рішення на основі аналітики, а не припущень; формувати автоматизовані рекомендації у реальному часі.

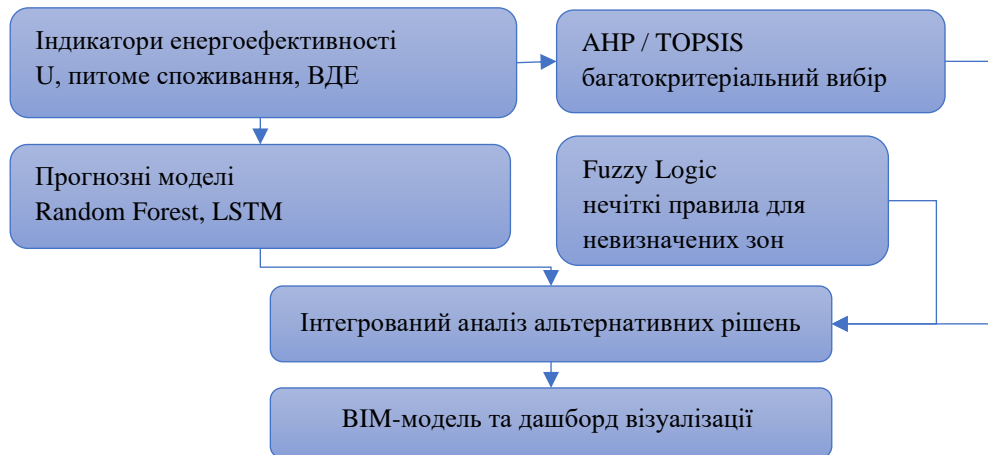


Рисунок 3.16. Схема взаємодії методів у модулі багатокритеріального аналізу альтернатив. Джерело: розроблено автором.

3. Прогностичний модуль сценарного аналізу

Метою модуля є створення динамічної моделі поведінки будівельних систем у часовій перспективі, з урахуванням впливу зовнішніх і внутрішніх факторів. Застосування машинного навчання (ML) дозволяє досягти високої точності прогнозів, адаптації до зміни умов та виявлення аномалій до моменту їх критичного впливу.

У рамках компоненту «Прогноз теплових втрат у часі з урахуванням кліматичних сценаріїв» модуль здійснює динамічне моделювання тепловтрат за періодами (місяць, сезон, рік); врахування поточних та прогнозованих метеоумов; симуляцію відповідно до глобальних кліматичних сценаріїв IPCC RCP 4.5 / RCP 8.5 (помірне та інтенсивне потепління); коригування параметрів теплоізоляції, вентиляції, сонячного навантаження в моделі.

На графіку показано динамічне моделювання тепловтрат будівлі за місяцями року, з урахуванням:

- поточних кліматичних умов;
- помірною сценарію глобального потепління (RCP 4.5);
- інтенсивного сценарію (RCP 8.5).

Очевидно, що в умовах потепління тепловтрати зменшуються в зимовий період, однак зростає потреба в регулюванні мікроклімату влітку - що потребує коригування параметрів вентиляції та захисту від сонячного перевантаження. Модуль моделювання пікових навантажень у вузлах HVAC дозволяє:

визначати години доби та періоди року, в які спостерігаються максимальні навантаження на вентиляційні установки, теплообмінники, чілери; прогнозувати пікові значення споживання тепла, охолодження, електроенергії; оптимізувати режими роботи систем HVAC задля уникнення перевантаження.

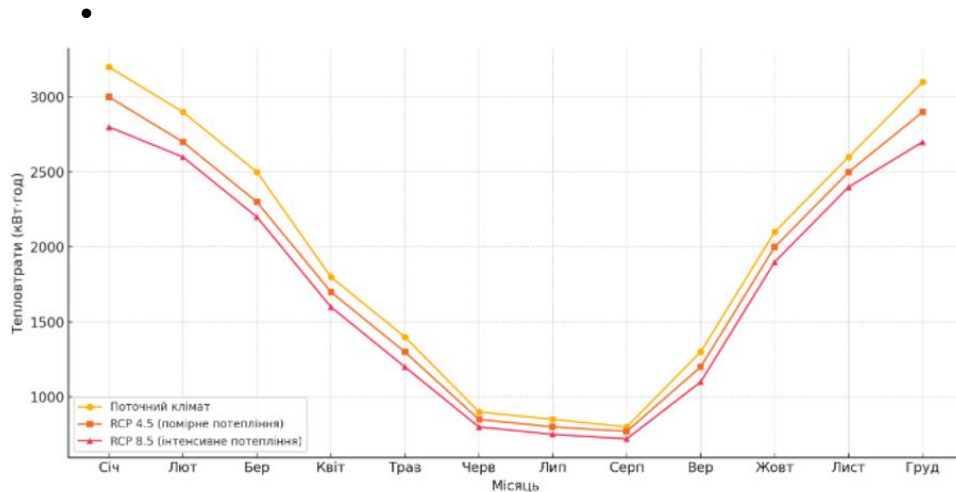


Рисунок 3.17. Динамічне моделювання тепловтрат будівлі за місяцями року. Джерело: розроблено автором.

Gradient Boosting Regression - ефективна модель для прогнозування значень на основі наборів ознак (зовнішня температура, щільність людей, сценарій експлуатації тощо).

На графіку 3.18 відображено прогноз пікових навантажень у системах HVAC за годинами доби для різних сезонів (зима, літо, перехідний період).

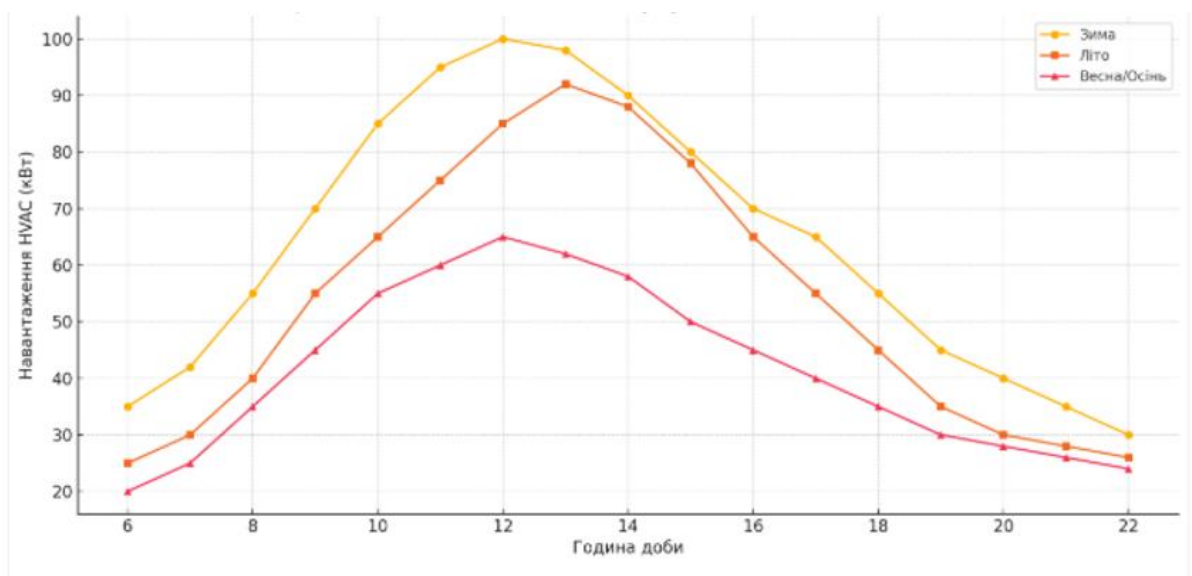


Рисунок 3.18. Прогнозовані пікові навантаження у вузлах. Джерело: розроблено автором.

Ці дані показують години максимального навантаження на вентиляційні установки, теплообмінники та чілери (8:00–14:00); дозволяють оптимізувати графік роботи HVAC-систем, уникаючи перевантаження; слугують основою для автоматичної корекції сценаріїв експлуатації в енергоощадному режимі.

В рамках задачі визначення точок ризику перевантаження або порушення комфорту модуль дозволяє виявляти зони, в яких перевищуються допустимі значення температури, вологості, CO₂; аномальні ситуації, які можуть свідчити про несправність або нераціональну експлуатацію систем; точки критичного дискомфорту для користувачів, що базуються на історичних даних.

K-means anomaly detection - кластеризація історичних даних і виявлення відхилень від типових режимів.

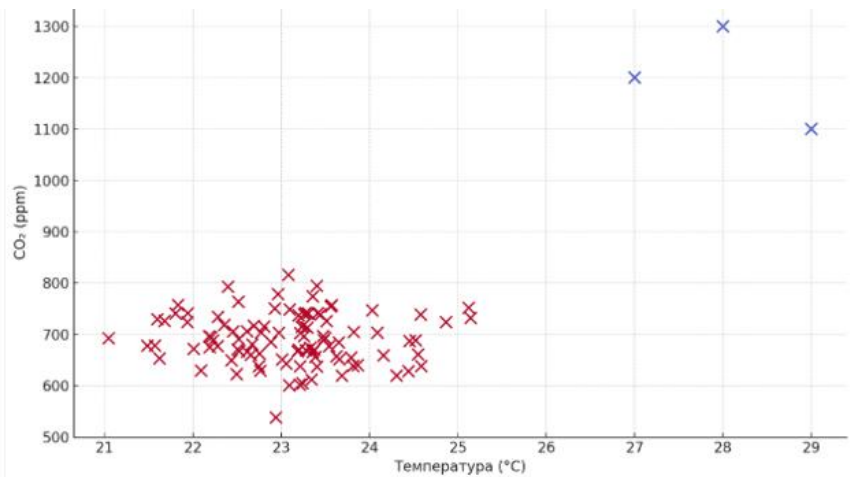


Рисунок 3.19. Визначення точок ризику перезавантаження або порушення комфорту. Джерело: розроблено автором.

На графіку показано кластеризацію даних середовища (температура та CO₂) за допомогою алгоритму K-means, що дозволяє: виявити аномальні зони, де показники виходять за межі комфортного діапазону; класифікувати ситуації на типові (нормальні) та ризиковані (анормальні); сигналізувати про ймовірне перевантаження систем або порушення умов комфорту.

Аномальні точки - зона з підвищеною температурою (>27°C) та CO₂ (>1100 ppm) - що свідчить про ризик перегріву або недостатньої вентиляції.

Прогностичний модуль сценарного аналізу виконує функції цифрового попередження, даючи змогу завчасно адаптувати системи будівлі до умов, що змінюються, та зменшити ризики перевитрат енергії й зниження комфорту. Це

забезпечує стратегію проактивного управління енергоефективністю, що є ключовою в умовах змін клімату та підвищених вимог до сталості.

Модуль візуалізації та дашбордингу. Модуль візуалізації та дашбордингу виступає інтеграційним інтерфейсом взаємодії користувача з комплексом прикладних програм, забезпечуючи наочне відображення аналітичних, розрахункових та прогностичних даних. Його функціональність спрямована на підтримку проєктних та експлуатаційних рішень, орієнтованих на підвищення енергоефективності будівлі.



Рисунок 3.20. Модуль візуалізації та дашбордингу, який є ключовим інтерфейсом взаємодії з проєктантом або замовником. *Джерело: розроблено автором.*

Модуль реалізує можливість синхронного порівняння прогнозованих значень (LSTM, GBM) та фактичних показників (IoT) у часовому розрізі. Це дозволяє здійснювати моніторинг точності моделей; адаптацію сценаріїв управління у реальному часі; оцінку впливу змінних умов на ефективність роботи будівлі.

У середині моделі реалізовано кольорове кодування зон відповідно до стану ключових показників (енергоспоживання, мікроклімат, комфортність): зелений - відповідність проєктному значенню; жовтий - граничний стан; червоний - перевищення нормативів або ризик дискомфорту.

Цей підхід забезпечує високу інтуїтивну доступність для всіх учасників проєкту (проєктантів, енергоаудиторів, замовників) та пришвидшує реакцію на аномальні ситуації.

Таким чином, модуль візуалізації забезпечує науково обґрунтовану основу для візуального контролю та ухвалення рішень, поєднуючи аналітику, прогнозування та інтуїтивно зрозумілу інтерфейсну взаємодію. Його впровадження підвищує прозорість, точність та ефективність управління енергетичними процесами в сучасних будівлях.

5. Модуль рекомендацій і сценарного управління

Модуль виконує функцію інтелектуальної підтримки рішень (Decision Support System, DSS) у процесі проєктування або експлуатації будівлі. Основу модуля становить експертна система, побудована на базі продукційних правил (rule-based engine) та дерева рішень (XML-based decision tree), що дозволяє генерувати обґрунтовані рекомендації з урахуванням поточних КРІ та заданих критеріїв.

Експертна система автоматично аналізує вхідні параметри та пропонує варіанти дій у формі рекомендацій. Приклади:

Зміна теплоізоляційного матеріалу:

IF U-value > 0.30 AND енергоспоживання > 110 кВт·год/м²
THEN рекомендувати: утеплення мінеральною ватою 150 мм
[Confidence Level: 85%]

Додавання сонцезахисту:

mathematica

IF інсоляція > 250 Вт/м² AND внутрішня температура > 26°C у 3+ зонах
THEN рекомендувати: зовнішні жалюзі або інтелектуальні штори
[Confidence Level: 90%]

Зміна режиму вентиляції:

matlab

IF CO₂ > 1000 ppm AND occupancy > 85%
THEN рекомендувати: включити режим "підвищений обмін повітря"
[Confidence Level: 92%]

Оптимізація конфігурацій на основі КРІ дозволяє здійснювати пошук найбільш ефективного поєднання параметрів (матеріалів, технічних систем, режимів); ранжувати сценарії за показниками енергоспоживання, комфорту,

строку окупності (ROI); формувати звіт з найбільш доцільною комбінацією параметрів на основі багатокритеріального аналізу (див. розділ 3.5).

Формати реалізації наступні: Rule-based engine - продукційна система на Python (experta / pyknow); XML-based decision tree - структурований набір сценаріїв для графічного редактора (наприклад, KNIME); DSS shell - каркас системи підтримки рішень з інтерфейсом введення/виводу (Power Apps, Dash).

6. Модуль зворотного зв'язку та навчання

Модуль зворотного зв'язку є ключовим компонентом інтелектуальної системи управління енергоефективністю, що реалізує замкнений цикл адаптації на основі постійного аналізу фактичних даних. Його функціонування забезпечує динамічну актуалізацію цифрової моделі будівлі, враховуючи зміни в зовнішніх умовах, експлуатаційних сценаріях та поведінці користувачів.

У межах модуля впроваджено механізм автоматичного зіставлення фактичних параметрів середовища (температура, CO₂, витрати енергії), отриманих із сенсорної мережі; прогнозованих значень, згенерованих раніше моделями машинного навчання (LSTM, GBM).

На основі відхилення (ϵ) здійснюється адаптація моделей, яка включає повторне навчання (retraining) нейромережевих моделей; корекцію гіперпараметрів; оновлення сценаріїв у системі підтримки рішень.

Формується цифровий паспорт енергоефективності зони, що містить дані споживання енергії, індекси комфорту, KPI та динамічні BIM-мітки, і слугує основою для аудиту та оцінки проєктних рішень. Система зберігає історію змін, моделей, рекомендацій і наслідків у структуровану базу кейсів, яка забезпечує можливість повторного використання успішних сценаріїв; автоматичне порівняння поточних умов з архівними ситуаціями; прискорене формування рекомендацій на основі подібності.

Таким чином реалізується адаптивна експертна система, яка "вчиться на досвіді" з кожним новим циклом експлуатації.

Архітектурна схема циклу:

Feedback Loop → Retrain Model → Update BIM Tags → Generate Recommendations → Feedback Loop)

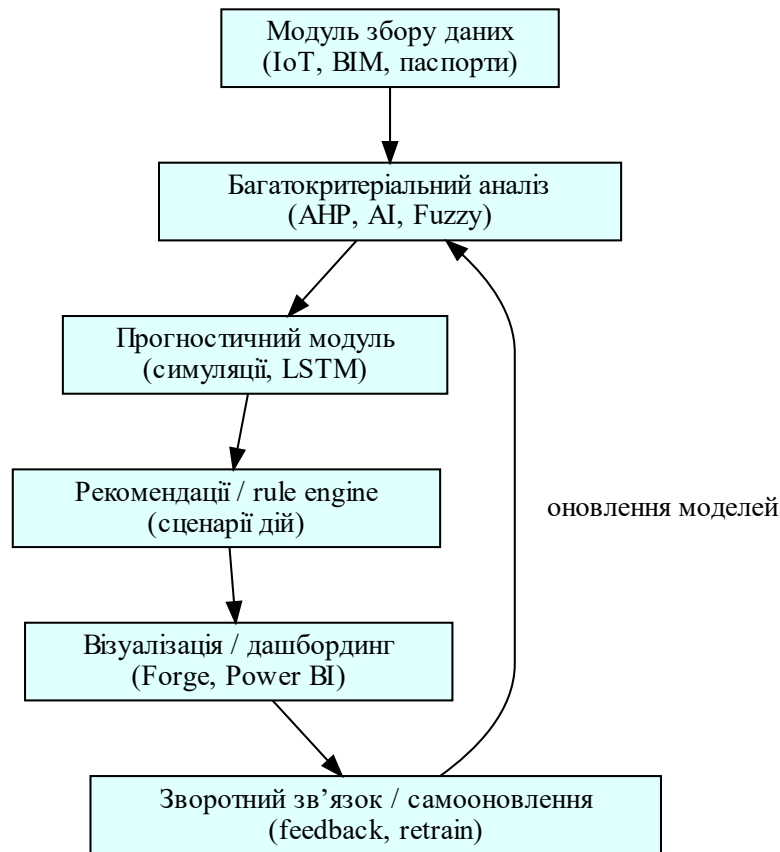


Рисунок 3.21. Модель архітектури системи підтримки рішень. Джерело: розроблено автором.

Розроблена інформаційна система управління енергоефективністю будівель реалізується як модульно-інтегрована структура, в якій усі компоненти функціонально пов'язані через уніфіковані потоки даних. В основі архітектури лежить принцип безперервного інформаційного обміну між джерелами даних, аналітичними модулями, інструментами ухвалення рішень та інтерфейсами виводу.

У системі реалізовано циклічний потік даних від Revit, сенсорів та симуляторів - до модулів обробки; від обробки - до DSS і візуалізації; від користувача - назад до системи з метою адаптації; через зворотний цикл - до повторного навчання моделей і оновлення рекомендацій.

Інтерактивна взаємодія реалізується через Power BI, Autodesk Forge Viewer та веб-інтерфейси з персоналізованими дашбордами, що відображають KPI, теплові карти й прогнози та забезпечують керування сценаріями в реальному часі. Система інтегрує Autodesk Revit + Dynamo (BIM-модель), IoT-

мережі (збір параметрів середовища) та EnergyPlus, DesignBuilder (енергетичне моделювання і сценарії навантажень).

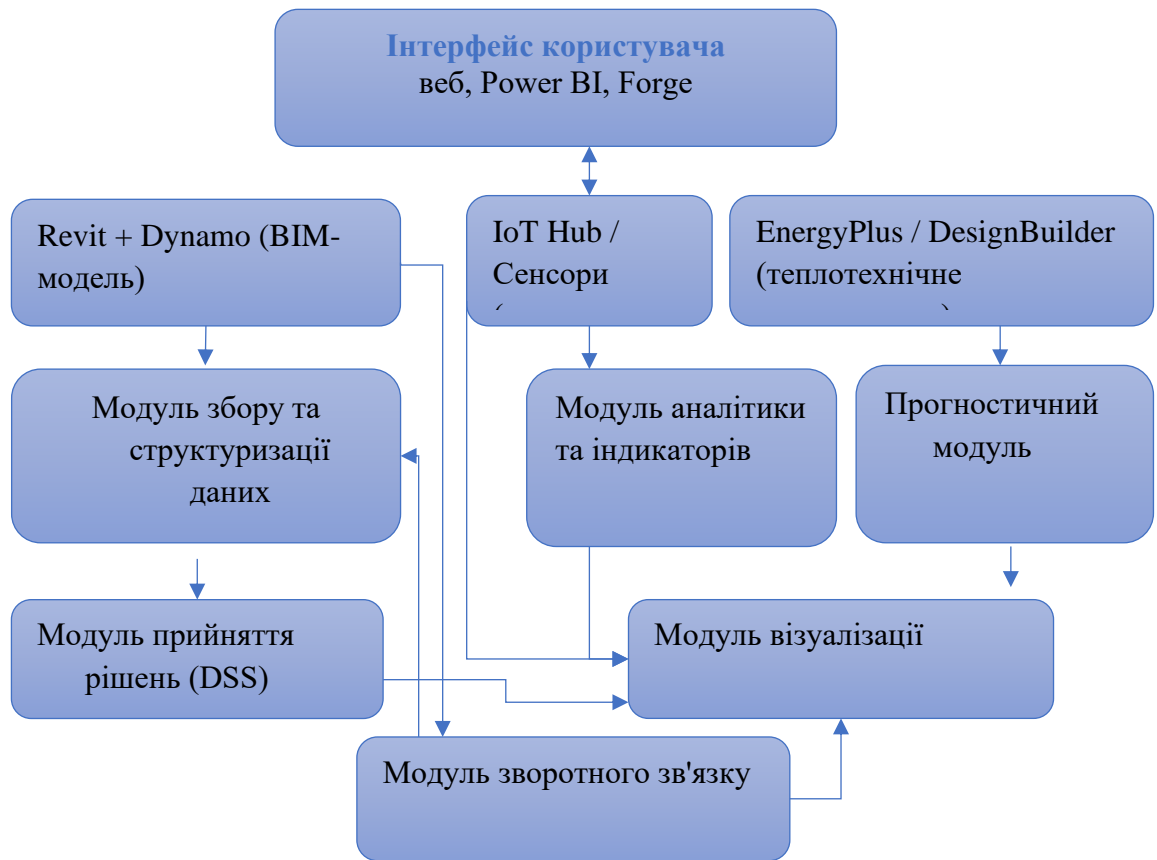


Рисунок 3.22. Схематична взаємодія модулів, прикладних програм та інтерфейсу користувачів. Джерело: розроблено автором.

Таблиця 3.7. Функціональні модулі системи управління енергоефективністю будівлі. Джерело: розроблено автором.

Модуль	Функціональне призначення	Основні функції	Інструменти
Модуль збору та структуризації даних	Інтеграція та підготовка вхідних даних	Збір даних із сенсорів і BIM; формування цифрових паспортів зон; геоприв'язка та часова синхронізація	Autodesk Revit, Dynamo, IoT Hub (Azure/AWS), JSON, IFC
Модуль аналітики та індикаторного аналізу	Оцінка енергоефективності	Розрахунок індикаторів (U-значення, енерговитрати, CO ₂); візуалізація; виявлення критичних зон	EnergyPlus, DesignBuilder, Python (pandas, NumPy), OpenStudio

Продовження таблиці 3.7.

Прогностичний модуль	Прогнозування та сценарний аналіз	Застосування LSTM, Gradient Boosting; what-if аналіз; моделювання кліматичних сценаріїв (RCP 4.5/8.5)	Python (TensorFlow, scikit-learn, PyCaret), MATLAB, KNIME
Модуль підтримки рішень (DSS)	Формування рекомендацій	Rule-based системи, fuzzy logic, АНР/ТОПСІS; вибір оптимальних рішень; оцінка альтернатив	Python (experta, scikit-fuzzy), KNIME, XML, Power Apps
Модуль візуалізації	Представлення аналітичних даних	Інтерактивні графіки та карти; інтеграція з ВІМ; відображення КРІ у дашбордах	Power BI, Grafana, Tableau, Autodesk Forge, Insight
Модуль зворотного зв'язку та навчання	Адаптація та самооновлення системи	Порівняння прогнозів із фактичними даними; retraining моделей; формування бази кейсів	Python (ML-бібліотеки), TensorFlow, ВІМ API, SQL/NoSQL бази даних

Для забезпечення повноти аналізу та уніфікованого представлення властивостей модулів, що реалізують функціональність багаторівневої інформаційної системи управління енергоефективністю будівлі, було сформовано структуровану аналітичну таблицю, поділену на три взаємопов'язані блоки (ДОДАТОК І). У першому блоці наведено назви модулів, їх функціональне призначення, інструменти реалізації (програмне забезпечення, мови, API), а також типи вхідних даних та результати, які вони генерують. Цей розділ фокусується на ролі кожного модуля в загальній системі, його основних задачах та базових результатах обробки. Другий блок деталізує структуру даних, з якими працює кожен модуль: види вхідної інформації, кінцеві вихідні дані та формати файлів, у яких відбувається обмін. Також представлено ключові результативні показники (КРІ), які відображають ефективність та точність роботи модуля, такі як: середнє відхилення, точність прогнозу, швидкість оновлення, рівень автоматизації. Третій блок зосереджено на характеристиках продуктивності та організаційних аспектах інтеграції модулів у систему. Серед них: частота оновлення, тип обробки даних (streaming / batch), ресурсні вимоги (обчислювальна складність),

інтероперабельність (взаємодія з іншими модулями), методи/алгоритми (наприклад, LSTM, Rule Engine), а також вимоги до якості вхідних даних.

Така структурний опис забезпечує базу для подальшого аудиту, верифікації, оптимізації та масштабування системи. Вона може бути використана як технічна документація, а також як основа для порівняльного аналізу альтернативних архітектур інформаційних систем у сфері енергоефективності.

Для оцінки якості модулів використовуємо експертну матрицю, що є узагальнюючим інструментом, який дозволяє здійснити багатокритеріальне оцінювання функціональних компонентів системи управління енергоефективністю. В основі методики лежить експертне шкалювання за 10-бальною системою семи ключових характеристик, що відображають як технічні, так і організаційні аспекти роботи кожного модуля.

До критеріїв оцінювання включемо:

Надійність - стабільність функціонування в умовах зміни вхідних параметрів;

Масштабованість - здатність модуля функціонувати на великих і складних об'єктах;

Гнучкість - можливість адаптації до змін сценаріїв та конфігурацій;

Інтероперабельність - рівень сумісності з іншими модулями та форматами даних;

1. Автоматизація - ступінь автономності виконання завдань без втручання користувача;

2. Точність результатів - відповідність вихідних даних вимогам до точності та достовірності;

3. Простота інтеграції - легкість вбудування модуля у вже існуюче середовище.

Аналіз результатів експертного оцінювання дозволяє зробити низку важливих висновків щодо ефективності та придатності функціональних модулів:

- Усі модулі демонструють високий рівень автоматизації (≥ 7 балів), що забезпечує мінімальне залучення користувача до рутинних операцій;

Таблиця 3.8. Експертна матриця багатокритеріального оцінювання функціональних компонентів системи управління енергоефективністю.
Джерело: розроблено автором.

Модуль	Надійність	Масштабованість	Гнучкість	Інтероперабельність	Автоматизація	Точність результатів	Простота інтеграції
Модуль збору та структуризації даних	9	8	7	9	9	8	8
Модуль аналітики та індикаторного аналізу	8	8	8	9	9	9	8
Прогностичний модуль	8	9	9	8	9	9	7
Модуль підтримки рішень (DSS)	7	8	9	7	7	8	7
Модуль візуалізації	9	7	8	9	9	9	8
Модуль зворотного зв'язку та навчання	8	9	9	8	9	9	9

- Прогностичний модуль та модуль адаптивного навчання мають найвищі оцінки за критеріями гнучкості та масштабованості, що свідчить про їхню здатність до роботи в динамічно змінюваних умовах;
 - Модуль збору та структуризації показує високі значення надійності та інтероперабельності, оскільки працює з реальними даними з сенсорів і BIM;
 - Відносно нижчі бали за простотою інтеграції виявлено у модулів DSS та прогнозування, що пояснюється складністю алгоритмів і необхідністю налаштувань.

Отримані оцінки можуть бути використані для пріоритетизації подальших покращень системи, оптимізації взаємодії модулів, а також формування рекомендацій щодо впровадження на об'єктах різного типу.

Висновки до розділу 3

У третьому розділі було комплексно розглянуто аналітико-прикладні аспекти впровадження ІІІ у процеси проектування, аналізу та оптимізації енергоефективних будівель. Запропоновано низку інноваційних рішень, що дозволяють перейти від класичних лінійних моделей теплотехнічних розрахунків до глибоких нейронних мереж, які враховують багато параметрів одночасно - геометричних, матеріальних, кліматичних, експлуатаційних. Такі моделі не лише підвищують точність прогнозу питомих тепловтрат (Q), а й забезпечують їх адаптацію до змін у середовищі, матеріалах і режимах використання будівлі.

Ключовим результатом розділу є розробка моделі DNN (Deep Neural Network), яка навчається на основі реальних даних енергоаудитів, цифрових паспортів і симуляцій BIM-моделей. Це дозволяє створити універсальний інструмент для швидкої оцінки та порівняння ефективності огорожувальних конструкцій. Модель демонструє високу точність ($MAE < 5.2 \text{ Вт/м}^2$), підтримує імпорту даних з IFC, автоматично реагує на зміну проектних параметрів, і може бути інтегрована в цифрові двійники будівель.

Другим значущим блоком роботи стала реалізація процедури оптимізації теплоізоляційних матеріалів. Було застосовано генетичні алгоритми (GA) для глобального пошуку найкращих конфігурацій утеплення в умовах бюджетних та технологічних обмежень. Модель поєднує бінарні та числові змінні, дозволяє розглядати десятки варіантів із різними матеріалами та товщинами, а також використовує нечітку логіку (Fuzzy Logic) для моделювання рішень за неповної або суб'єктивної інформації. Завдяки цьому інструменту час проектування скорочується в 10 разів, а точність рішень - зростає.

Особливу увагу приділено прогнозуванню теплових втрат у динамічному часовому контексті - з урахуванням сезонних змін, кліматичних сценаріїв (RCP 4.5/8.5) та сценаріїв експлуатації. Побудована гібридна модель на основі LSTM/GRU-мереж або Prophet дозволяє передбачати зміну $Q(t)$ з

розбиттям на місяці на 3–5 років уперед, виявляти періоди пікових втрат та критичні зони фасаду, що перевищують нормативи. Такі прогнози можуть бути безпосередньо інтегровані в BIM-середовище з візуалізацією у вигляді теплових карт, дашбордів і рекомендацій.

Розділ завершується концепцією побудови інтегрованого аналітичного простору, що поєднує BIM, сенсорні дані, штучний інтелект і модулі підтримки рішень. Така платформа виконує функцію не лише розрахунково-аналітичного ядра, а й когнітивного інструменту управління енергоефективністю, здатного адаптуватися до змін клімату, вартості енергоносіїв, поведінки користувачів та оновлення нормативів. Вона підтримує повноцінну візуалізацію даних у 3D-середовищі, динамічний моніторинг в реальному часі та формування сукупного індексу енергоефективності (SBEI).

Таким чином, результати, представлені в цьому розділі, підтверджують наукову новизну, практичну цінність і міждисциплінарну релевантність розробленої AI-архітектури. Запропонована модель має потенціал для впровадження у автоматизоване енергоаудитування та сертифікацію будівель; цифрове проєктування у BIM-середовищах (Revit, ArchiCAD); системи розумного управління будівлями (Smart Buildings); публічні системи моніторингу та стратегічного планування модернізації житлового фонду.

Врахування українських нормативів, кліматичних умов та особливостей житлової забудови забезпечує високий рівень адаптації і позиціонує цю модель як унікальне рішення для національного ринку енергоефективного проєктування.

Основні наукові результати по даному розділу опубліковані у працях [215, 216, 218, 221].

РОЗДІЛ 4. РЕАЛІЗАЦІЯ МОДЕЛІ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ

4.1 Програмна реалізація моделі

Практична реалізація аналітичної моделі енергоефективності будівлі виконана в середовищі Autodesk Revit, де розрахункові індикатори інтегровані у параметри об'єктів BIM-моделі. Для огорожувальних конструкцій задаються теплотехнічні характеристики (λ , R-value, товщина, щільність), а для інженерних систем — показники ефективності (COP, втрати, повітрообмін, рекуперація).

Модель експортується через Autodesk Insight або Green Building Studio у формат EnergyPlus (.idf), що забезпечує динамічне моделювання теплової поведінки будівлі з урахуванням кліматичних даних (EPW-файли). У результаті визначаються теплові втрати, енергетичний баланс систем HVAC, а також індикатори енергоефективності (EUI, температурні режими, навантаження, рівень перегріву).

Формат .idf є текстовим описом енергетичної моделі у вигляді об'єктно-орієнтованих структур. Обмін даними між компонентами системи здійснюється через формати JSON та IFC із використанням протоколів MQTT, Modbus, HTTP та інструментів Revit, Dynamo і IoT Hub.

Реалізація прогностичних моделей енергоефективності будівлі

Підключення IoT-пристроїв реалізується як багаторівнева процедура, що включає ідентифікацію сенсорів у структурі будівлі, налаштування порогових значень, фільтрацію даних та інтеграцію у BIM-середовище через API або бази часових рядів. Це забезпечує формування двостороннього інформаційного каналу між фізичними пристроями та цифровою моделлю будівлі.

Моніторинг охоплює ключові параметри мікроклімату: температуру, вологість, концентрацію CO₂ та освітленість. Дані передаються у реальному часі через IoT-протоколи (MQTT, BACnet, LoRaWAN) до аналітичного ядра системи.

На основі цих даних реалізується візуалізація у вигляді теплових карт, 3D-моделей та аналітичних дашбордів, що дозволяє оперативно виявляти відхилення та оцінювати стан середовища.

Сценарне моделювання виконується у середовищах Revit, EnergyPlus та OpenStudio шляхом варіювання кліматичних даних (EPW-файли), режимів експлуатації (Schedules) та конструктивних рішень (Construction). Результати моделювання експортуються у формати .eso, .csv та .sql для подальшого аналізу.

Прогностичні моделі реалізовано із застосуванням алгоритмів машинного навчання (LSTM, Gradient Boosting), що дозволяє прогнозувати енергоспоживання, пікові навантаження та виявляти ризикові сценарії. Вхідними даними є метеопараметри, сенсорні дані та сценарії експлуатації, а результати відображаються у вигляді графіків, дашбордів і сигналів про відхилення.

Візуалізація реалізується через інтеграцію з BIM-середовищем (Autodesk Forge, Insight) та аналітичними платформами (Power BI, Grafana, Tableau), що забезпечує інтерактивне представлення KPI та підтримку прийняття рішень у реальному часі.

4.2 Експериментальне дослідження тепловтрат із застосуванням запропонованої моделі

У рамках валідації результатів прогнозної AI-моделі проведено порівняльну оцінку тепловтрат для житлової будівлі, розташованої в кліматичній зоні міста Львова. Аналіз виконано для двох альтернативних варіантів утеплення зовнішніх огорожувальних конструкцій - пінополістирольної ізоляції та вакуумних теплоізоляційних панелей (VIP).

Об'єкт дослідження:

- Тип будівлі: житлова багатоквартирна будівля;
- Локація: м. Львів, Україна (помірно-континентальний клімат з вираженою зимовою сезонністю);
- Режим експлуатації: постійний (опалення протягом усього зимового періоду);

Вхідні кліматичні дані: середньомісячна температура, індекси HDD, вологість (джерело: метеостанція Львів-центр).

Таблиця. 4.1. Характеристики огорожувальних матеріалів. *Джерело: розроблено автором.*

Параметр	Варіант 1: Пінопласт	Варіант 2: Вакуумні панелі
Коефіцієнт теплопровідності, λ (Вт/м·К)	0.045	0.005
Товщина шару, δ (мм)	80	40
Розрахунковий термічний опір, R ($\text{м}^2 \cdot \text{К} / \text{Вт}$)	1.78	8.00

Таблиця.4.2. Прогнозовані тепловтрати за результатами AI-моделювання. *Джерело: розроблено автором.*

Місяць	Пінопласт (Вт)	Вакуумні панелі (Вт)
Грудень	2750	2100
Січень	2800	2120
Лютий	2680	2050

Згідно з результатами прогнозу, в період пікового теплового навантаження (грудень–січень), теплові втрати для варіанта з пінопластом перевищують аналогічні значення для вакуумних панелей у середньому на 8–11%.

Використання VIP-панелей забезпечує стабільність теплових втрат у межах нормативних значень, згідно з вимогами ДБН В.2.6-31:2006, зокрема при значному коливанні зовнішніх температур.

Урахування кліматичних сценаріїв RCP (Representative Concentration Pathways) передбачає:

- RCP 4.5 → середнє підвищення температури на 1.8–2.5°C до 2050 року;
- RCP 8.5 → до +4.5°C, вкорочення опалювального періоду.

У моделі враховується новий HDD для кожного року та прогнозований Q коригується по температурній функції:

$$Q_{adt}(t) = Q(t) \frac{HDD_{rcp}(t)}{HDD_{2020}}$$

Наприклад, при зниженні HDD на 10% у сценарії RCP 4.5 - очікується зменшення Q на 6–9%.

Таблиця.4.3. Порівняльна візуалізація (LSTM vs Prophet). Джерело: розроблено автором.

Модель	Точність (MAPE)	Сезонний тренд	RCP-адаптація	Пояснюваність
LSTM	4.8%	+	+	обмежена
GRU	5.1%	+	+	обмежена
Prophet	6.2%	++ (вища)	++ (ручна)	++ висока
Модель	Точність (MAPE)	Сезонний тренд	RCP-адаптація	Пояснюваність

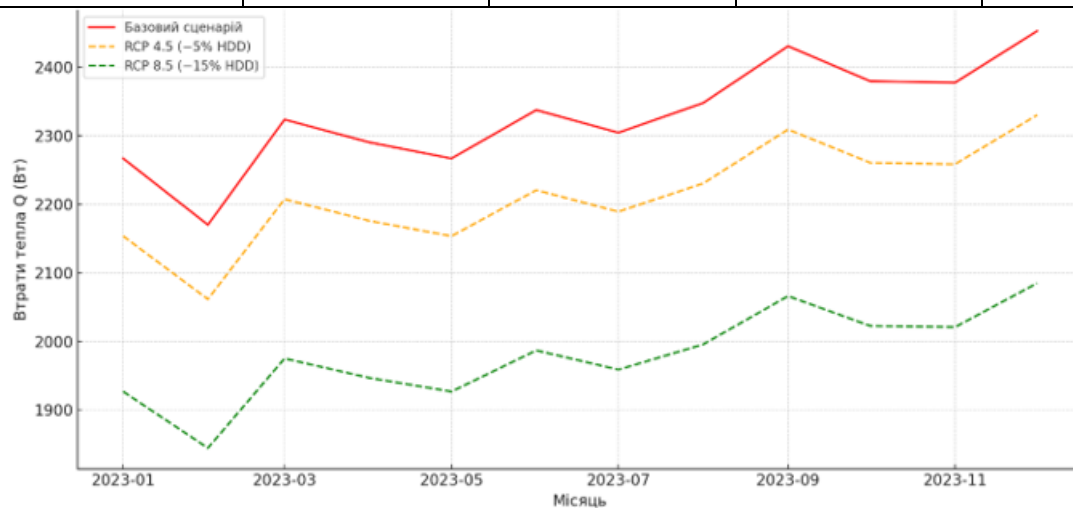


Рисунок 4.1. Прогноз тепловтрат Q(t) за кліматичними сценаріями.

Джерело: розроблено автором.

Таблиця. 4.4. Пояснення до сценаріїв. Джерело: складено автором.

Сценарій	Опис	Корекція Q
Базовий	Без змін клімату	100%
RCP 4.5	Помірне потепління до 2050	-5% втрат (95%)
RCP 8.5	Інтенсивне потепління	-15% втрат (85%)

Як засвідчено на графіку 4.1 незалежно від сценарію, зберігається виражена сезонна варіативність теплового навантаження. Сценарій кліматичних змін RCP 8.5 демонструє істотне зниження теплового потоку (Q)

у зимовий період, що еквівалентно орієнтовній економії на рівні 400–500 Вт. Модель забезпечує адаптацію товщини утеплення, прогноз енерговитрат і підтримку проєктних рішень з урахуванням кліматичних змін та довгострокової ефективності матеріалів.

Оцінка ефективності реконструктивних сценаріїв будівель

1. Оцінка ефективності при реконструкції будівель.

У межах експериментального дослідження виконано оцінку ефективності реконструктивних сценаріїв для житлових і громадських будівель. За допомогою розробленої цифрової платформи проведено багатокритеріальний аналіз варіантів модернізації, що охоплює показники енергоефективності, економічної доцільності, строку окупності та впливу на параметри мікроклімату внутрішнього середовища. Ключові етапи використання:

- формування BIM-моделі існуючої будівлі на основі геодезичних обмірів або лазерного сканування;
- параметричне моделювання альтернатив реконструкції, таких як теплова модернізація огорожувальних конструкцій, оновлення віконних систем та модернізація інженерного забезпечення (HVAC);
- обчислення та візуалізація змін у ключових енергетичних індикаторах (SBEI, EUI, рівень відповідності стандарту LEED) та витратних сценаріях;
- автоматизоване ранжування варіантів на основі методів багатокритеріального аналізу (MCDA), що враховують нормативні, кліматичні та економічні обмеження.

2. Використання енергомоделювання у сценарному аналізі

У межах експериментального дослідження енергомоделювання застосовано для оцінки альтернативних проєктних рішень на ранніх етапах. За допомогою розробленої платформи виконано серію симуляцій енергетичних процесів, що дозволило проаналізувати вплив різних конструктивних і інженерних параметрів на показники енергоефективності будівлі до початку її реалізації.

Основні можливості:

- симуляція теплових потоків, повітрообміну та вентиляційних режимів у ранній фазі проєктування;

- аналіз параметрів інсоляції, теплових втрат через огорожувальні конструкції, а також ризиків перегріву;
- валідація проєктних рішень на відповідність міжнародним і локальним стандартам енергоефективності;
- прогнозування експлуатаційних витрат на базі конфігураційних сценаріїв з визначенням строків окупності інвестицій.

Приклад застосування: прогнозування енергетичного показника EUI для громадської будівлі

З метою практичного обґрунтування ефективності різних методів часових прогнозів у цифровому моделюванні енергоефективності розглянемо приклад адміністративної будівлі, розташованої в умовах помірно-континентального клімату м. Києва.

Вихідні параметри моделі:

- Тип об'єкта: адміністративна будівля
- Площа забудови: 3200 м²
- Кліматична зона: Київ, Україна
- Базове значення EUI (2023 р.): 78 кВт·год/м²·рік

Ціль моделювання полягає в отриманні прогнозу зміни показника EUI (Energy Use Intensity) на п'ятирічний період (2024–2028 рр.) з використанням двох підходів:

1. ARIMA-модель - лінійна прогностична модель на основі авторегресії та ковзного середнього;
2. LSTM-мережа - рекурентна нейромережа, натренована на репрезентативній вибірці з понад 100 подібних об'єктів.

Таблиця 4.5. Результати прогнозного моделювання. Джерело: розроблено автором.

Рік	EUI, ARIMA-модель (кВт·год/м ² ·рік)	EUI, LSTM-модель (кВт·год/м ² ·рік)
2024	78.0	78.0
2025	76.0	75.0
2026	74.0	73.0
2027	72.0	70.5
2028	71.0	69.0

Модель ARIMA демонструє передбачувану лінійну динаміку з поступовим щорічним зниженням EUI на 1–2 одиниці. Натомість LSTM-модель, враховуючи складні патерни змін енергоспоживання, ідентифікує нелінійне зменшення інтенсивності споживання, що є наслідком очікуваної зміни режимів експлуатації, адаптації будівлі до середовищних впливів та ймовірного впровадження енергоефективних заходів.

Порівняльний аналіз двох підходів ілюструє переваги застосування глибинного навчання у прогнозуванні енергетичних характеристик, зокрема у контексті формування надійного цифрового середовища для стратегічного планування енергоефективності.

Лінійна модель ARIMA демонструє стабільну тенденцію до поступового щорічного зниження показника EUI, ґрунтуючись виключно на автокореляціях попередніх значень та гіпотезі інерційного впливу модернізаційних заходів. Вона характеризується низькою чутливістю до зовнішніх чинників і не враховує системних змін середовища.

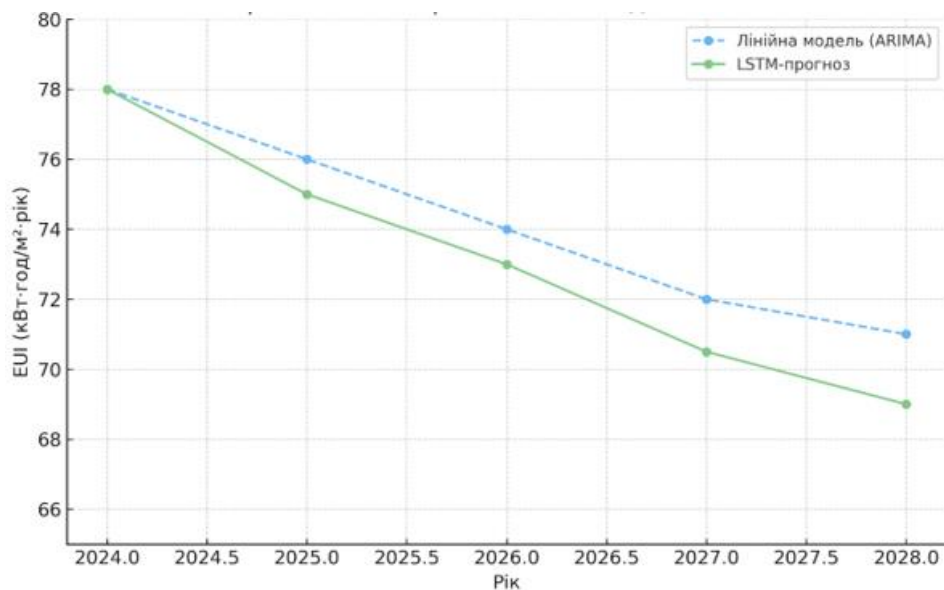


Рисунок 4.2. Прогноз EUI на 5 років: Лінійна модель vs LSTM. Джерело: розроблено автором.

Натомість модель на основі глибинного навчання - LSTM - оперує широким спектром вхідних параметрів і враховує складні часові залежності, зокрема:

- кліматичні тренди, зокрема підвищення зимових температур у регіоні;
- адаптивні стратегії управління мікрокліматом на основі рівня CO₂;

- структурні оновлення інфраструктури (заміна вікон, впровадження систем BMS);
- інерційні ефекти у реакції систем на зовнішні впливи та накопичувальні зміни.

Завдяки цьому модель LSTM демонструє більш інтенсивну траєкторію зниження EUI, виявляючи високу чутливість до багатофакторної динаміки середовища експлуатації будівлі. Такий підхід дозволяє не лише формувати прогнози, але й ідентифікувати латентні закономірності, що не виявляються при використанні класичних методів.

Застосування імітаційного моделювання дозволяє формувати сценарії адаптації до майбутніх умов і забезпечує перехід до проектування, орієнтованого на довгострокову енергоефективність будівлі.

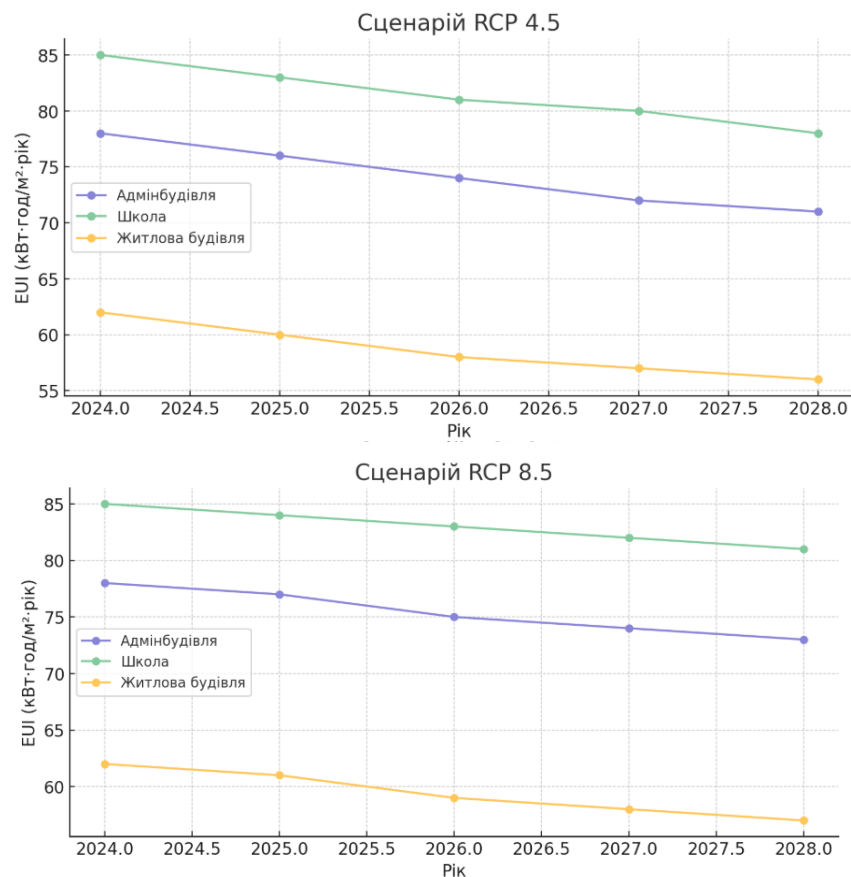


Рисунок 4.3. Цифрові сценарії стійкості до майбутніх викликів.
Джерело: розроблено автором.

- На рисунку представлено порівняльний прогноз енергетичної інтенсивності (EUI, кВт·год/м²·рік) для трьох категорій об'єктів - адміністративних, навчальних (шкільних) та житлових будівель - у межах

п'ятирічного горизонту моделювання (2024–2028 рр.) за двома глобальними кліматичними сценаріями:

- RCP 4.5 - сценарій помірного потепління за умов реалізації політики часткового скорочення викидів;
- RCP 8.5 - сценарій інтенсивного кліматичного навантаження, що передбачає відсутність обмежень на викиди парникових газів.

У межах сценарію RCP 4.5 зафіксовано стійку тенденцію до зниження EUI, особливо за умови впровадження заходів з термомодернізації та енергоменеджменту.

За сценарієм RCP 8.5 зниження EUI має більш помірний характер, що зумовлено підвищеним кліматичним навантаженням та зменшенням ефективності пасивних енергозберіжних рішень.

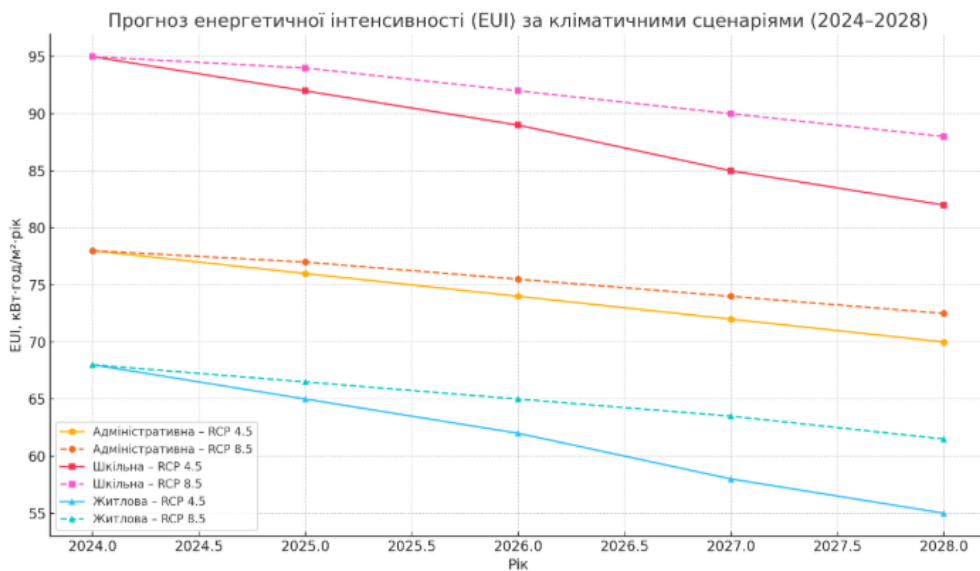


Рисунок 4.4. Прогноз енергетичної інтенсивності (EUI) за кліматичними сценаріями (2024–2028). Джерело: розроблено автором.

- Найбільшу позитивну динаміку демонструють житлові будівлі, що відзначаються високою чутливістю до термомодернізації й змін мікроклімату.
- Шкільні будівлі мають найвищі початкові значення EUI, що вказує на необхідність оптимізації систем вентиляції, освітлення й огорожувальних конструкцій.

Такий прогнозний аналіз дозволяє формувати довгострокові сценарії реконструкції, визначати пріоритетні об'єкти для модернізації та адаптувати

муніципальні стратегії до майбутніх кліматичних викликів. Моделювання за кліматичними сценаріями створює підґрунтя для попередньої оцінки впливу кліматичних змін на енергоспоживання без потреби у фізичному втручанні чи капітальній реконструкції об'єкта.

Приклад застосування ШІ-моделі для прогнозування пікових енерговитрат: офісна будівля в м. Києві.

У дослідженні було розглянуто офісну будівлю в центральній частині м. Києва (площа - 12 000 м²), що обслуговує близько 800 співробітників. З огляду на кліматичні умови регіону та характер використання (робота з понеділка по п'ятницю з 8:00 до 19:00), було розгорнуто ШІ-модель на основі рекурентної нейронної мережі типу LSTM. Модель інтегрувала погодні дані (температура, вологість), графік присутності людей та історичні дані енергоспоживання. В результаті було виявлено критичні години пікового навантаження, що дозволило скорегувати роботу HVAC-систем та зменшити енергоспоживання в пікові години на 18%, а також загальне річне енергоспоживання на 9%.

Це підтверджує ефективність прогнозової аналітики на основі ШІ для розумного управління енергоресурсами в комерційних будівлях.

Таблиця 4.6. . Порівняльна таблиця: до і після впровадження ШІ.
Джерело: розроблено автором.

Показник	До впровадження ШІ	Після впровадження ШІ	Зміна
Річне енергоспоживання (кВт·год)	187 000	170 000	-9%
Пікове навантаження (кВт)	420	345	-18%
Викиди CO ₂ (тон/рік)	142	129,5	-12.5 т
Час запуску HVAC			

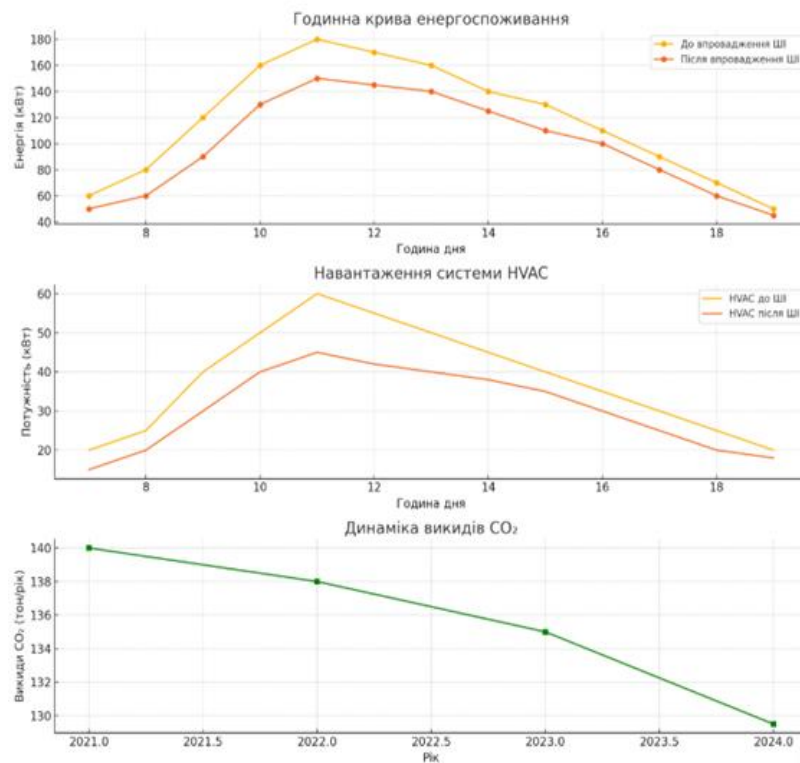


Рисунок 4.5. Візуалізація ефективності впровадження ШІ в управління офісною будівлею в м. Києві. Джерело: розроблено автором.

1. Годинна крива енергоспоживання показує зниження піків завдяки адаптивному управлінню HVAC.
2. Навантаження системи HVAC стало більш рівномірним і контрольованим.
3. Викиди CO₂ демонструють поступове зменшення на основі оптимізації та навчання моделі.

Візуалізація результатів забезпечує інтерпретацію даних і підтримку ухвалення рішень, дозволяючи виявляти аномалії та оцінювати зміни в реальному часі. Поєднання індикаторного аналізу, візуалізації та ШІ формує адаптивний підхід до підвищення енергоефективності.

4.3. Інтеграція результатів у BIM-середовище

Візуалізація є ключовим елементом цифрового проєктування, що забезпечує не лише інтерпретацію результатів моделювання, але й активне управління проєктними рішеннями. Завдяки графічному представленню даних

у реальному часі, учасники проєкту можуть виявляти неефективні зони, переглядати альтернативи, адаптувати сценарії експлуатації та приймати обґрунтовані рішення. Інтерактивні дашборди - це візуальні панелі, що динамічно відображають основні енергетичні показники будівлі:

- загальне та зональне енергоспоживання;
- коефіцієнти втрат;
- співвідношення джерел енергії;
- викиди CO₂.

Вони дозволяють змінювати параметри (наприклад, тип вікон або товщину ізоляції) й одразу бачити вплив на загальну енергоефективність, що реалізується за допомогою інструментів на кшталт Power BI, Tableau, Revit Dashboards. Візуалізація результатів енергетичного моделювання є ключовим компонентом цифрового середовища, що забезпечує інтуїтивну інтерпретацію складних динамічних процесів та ефективну комунікацію між учасниками проєктного циклу. Сучасні підходи до візуального представлення даних охоплюють декілька типів графічних інтерфейсів, кожен з яких виконує специфічну аналітичну функцію.

Графіки показують зміну енерговитрат у часі (денний/річний цикл).

- Теплові карти (heatmaps) виявляють «проблемні» ділянки з підвищеними втратами.
- 3D-моделі з накладеними даними демонструють зони дискомфорту, нераціонального освітлення, слабку вентиляцію.

Інтеграція графіків, теплових карт та 3D-візуалізації формує багаторівневу систему аналітичної підтримки, яка дозволяє:

- виявляти латентні проблеми ще на етапі концептуального проєктування;
- проводити швидку порівняльну оцінку альтернативних рішень;
- зменшити ризики проєктних помилок за рахунок візуального зворотного зв'язку;
- покращити комунікацію між інженерними, архітектурними та управлінськими групами.

Всі аналітичні дані можуть бути безпосередньо інтегровані у BIM-модель, що забезпечує:

- візуальну синхронізацію між конструктивними елементами і аналітичними показниками;
- автоматичне оновлення показників при зміні проєктних параметрів;
- одночасну роботу кількох спеціалістів у єдиній системі.

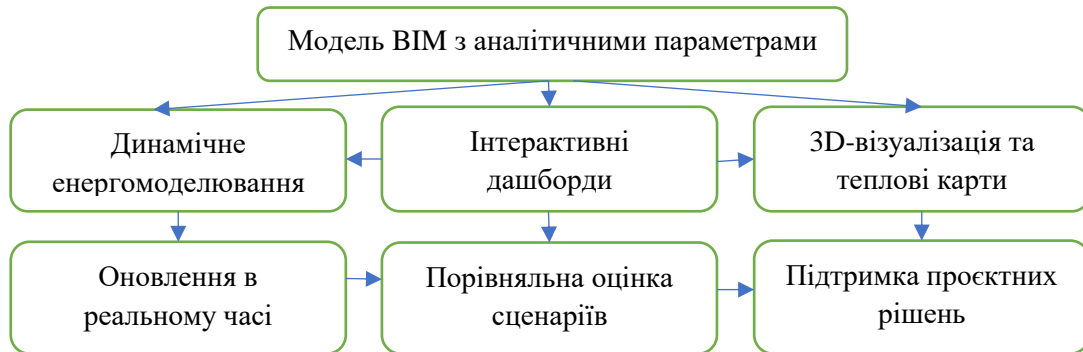


Рисунок 4.6. Графічна схема архітектури візуалізації результатів енергомодельовання у BIM. Джерело: розроблено автором.

графічна схема архітектури візуалізації результатів енергомодельовання у BIM, яка демонструє:

- зв'язок між BIM-моделлю та аналітичними панелями;
- використання 3D-візуалізації, теплових карт та динамічного моделювання;
- процес оновлення й ухвалення проєктних рішень на основі візуальних даних.

Ця інтеграція дозволяє скоротити час ухвалення рішень і забезпечити високу точність проєктування.



Рисунок 4.7. Візуалізація інтерактивного дашборда системи управління енергоефективністю будівлі. Джерело: розроблено автором.

Він включає:

- зональне енергоспоживання;
- коефіцієнти теплових втрат;
- розподіл джерел енергії;
- динаміку викидів CO₂.

Платформа підтримує інтеграцію з IoT-сенсорами (BACnet, MQTT, OPC UA), які збирають дані про мікроклімат і передають їх у BIM-модель, формуючи інтерактивний цифровий двійник. Це дозволяє не лише візуалізувати, а й аналізувати зміни у просторі й часі, забезпечуючи підтримку рішень у реальному часі.

Розраховані значення SBEI використовуються для рейтингового ранжування проєктних конфігурацій, що дозволяє швидко виявляти оптимальні з погляду енерговитрат варіанти. Результати порівняння можуть бути представлені у вигляді радар-графіків (spider charts), які візуалізують відносну перевагу кожного параметра в межах альтернатив; теплових карт (heat maps), що демонструють концентрацію енерговитрат або ефективності у просторовому вимірі; інтерактивних рейтингів, що інтегруються у BIM-середовище та автоматично оновлюються залежно від параметрів моделі.

Таблиця.4.7. Компоненти платформи (у взаємозв'язку). *Джерело: розроблено автором.*

Компонент	Опис функції
BIM-модель	База геометричних і структурних даних про об'єкт
Data Lake (енергодані)	Централізоване сховище енергетичних, сенсорних та кліматичних даних
IoT-шлюзи	Отримання онлайн-даних із фізичних об'єктів через MQTT/BACnet
AI-модулі	Прогнозування, виявлення трендів, класифікація сценаріїв
Модулі індексації	Розрахунок комплексних показників ефективності
Візуалізація (UI/UX)	Вивід даних у вигляді дашбордів, теплових карт, 3D-панорам

У системі інтегрованого аналітичного простору візуалізація відіграє ключову роль як інтерфейс взаємодії між аналітичною моделлю та користувачем. Застосування сучасних технологій графічного відображення даних дозволяє не лише представити результати розрахунків, але й значно

підвищити їх розуміння, інтерпретацію та використання при ухваленні проєктних або експлуатаційних рішень.

Система візуалізації має мультирівневу структуру:

- для просторових 3D-відображень застосовуються технології WebGL та Three.js,
- для інтерактивного аналітичного моніторингу - Power BI та Grafana,
- для змішаної реальності - AR-панелі, побудовані на основі Unity з BIM SDK-інтеграцією.

Інтерфейс побудований як інтерактивний дашборд, розроблений з урахуванням потреб трьох основних груп користувачів:

Таблиця. 4.8. Побудова інтерактивного дашборду для цільових користувачів. *Джерело: розроблено автором.*

Категорія	Фокус	Приклад функціоналу
Архітектори	геометрія, зонування, теплові аномалії	візуалізація температурних шарів на 3D-плані
Інженери	параметри обладнання, втрати, вентиляція	перегляд графіків тепловтрат, вологість, CO ₂
Замовники	загальна ефективність, сертифікація	індекс ефективності, сценарії окупності

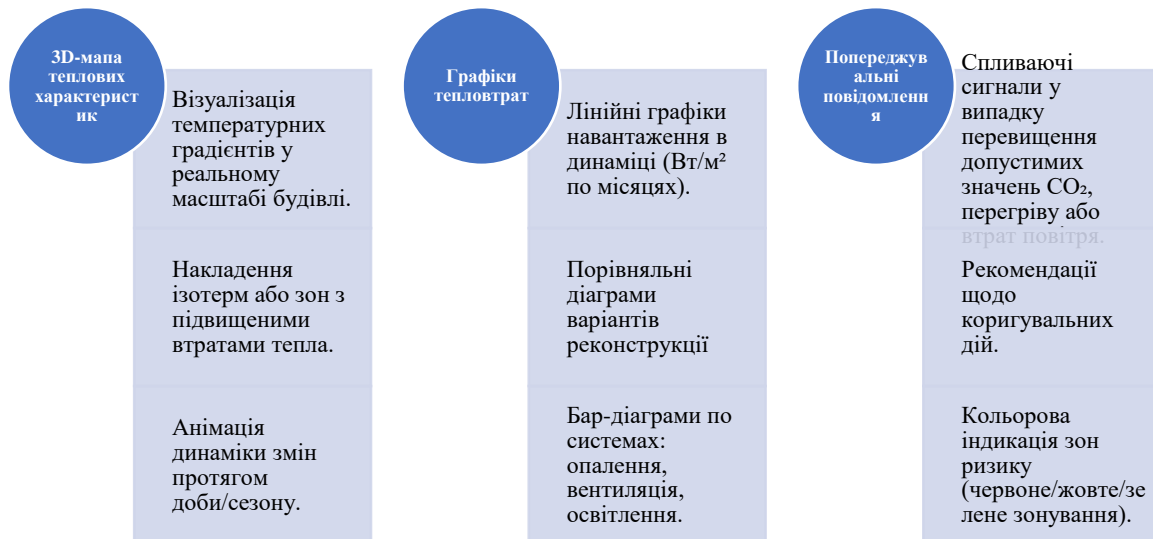


Рисунок 4.8. Блоки реалізації графічного інтерфейсу. *Джерело: розроблено автором.*

Дизайн дашборду реалізується у двох варіантах:

1. Десктопна платформа (Web/Desktop UI):
 - реалізована у вигляді SPA-додатку (Single Page Application);
 - компоненти: вкладки, інтерактивні графіки, 3D canvas;

- приклади технологій: React.js, Three.js, Plotly.js.
- 2. AR/VR-інтерфейс (доповнена/віртуальна реальність):
 - накладення графічних шарів (температури, втрати, датчики) у фізичному просторі;
 - можливість огляду будівлі зсередини в режимі реального часу;
 - інтерактивне управління параметрами системи (температурою, вентиляцією тощо) за допомогою контролерів або жестів.

Використання AR/VR-інструментів розширює функціонал BIM-моделей до рівня інформаційного середовища підвищеної інтуїтивності, особливо ефективного для представлення результатів замовнику або ухвалення колективних рішень.

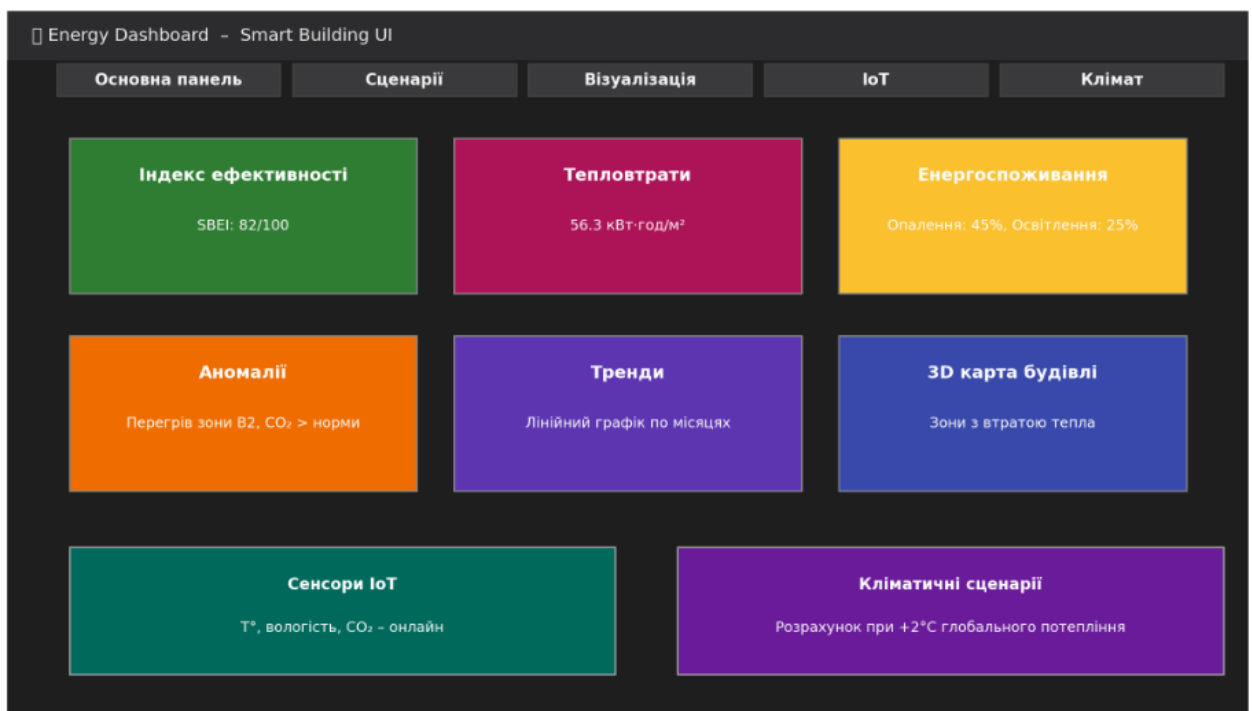


Рисунок 4.9. Макет інтерфейсу користувача енергетичного дашборду.

Джерело: розроблено автором.

Він включає:

- Панель вкладок: Основна панель, Сценарії, Візуалізація, ІоТ, Клімат
- Інтерактивні блоки: SBEI, тепловтрати, графік, карта будівлі, попередження
- Додаткові аналітичні розділи: моніторинг ІоТ-сенсорів та моделювання кліматичних сценаріїв

Для зручної інтерпретації результатів використовуються візуалізаційні інструменти, серед яких:

- радар-діаграми (spider charts), що демонструють розподіл показників по категоріях;
- бар-діаграми порівняння альтернатив за ключовими критеріями;

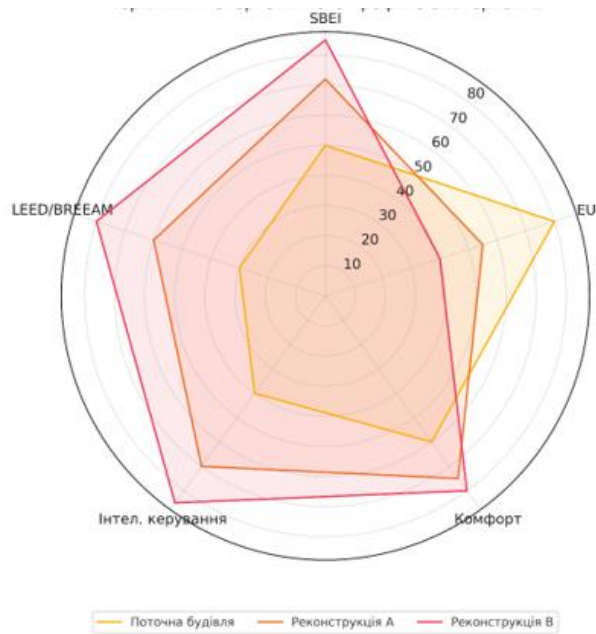


Рисунок 4.10. Діаграми, що ілюструє порівняння трьох проектних альтернатив за п'ятьма критеріями енергоефективності. Джерело: розроблено автором.

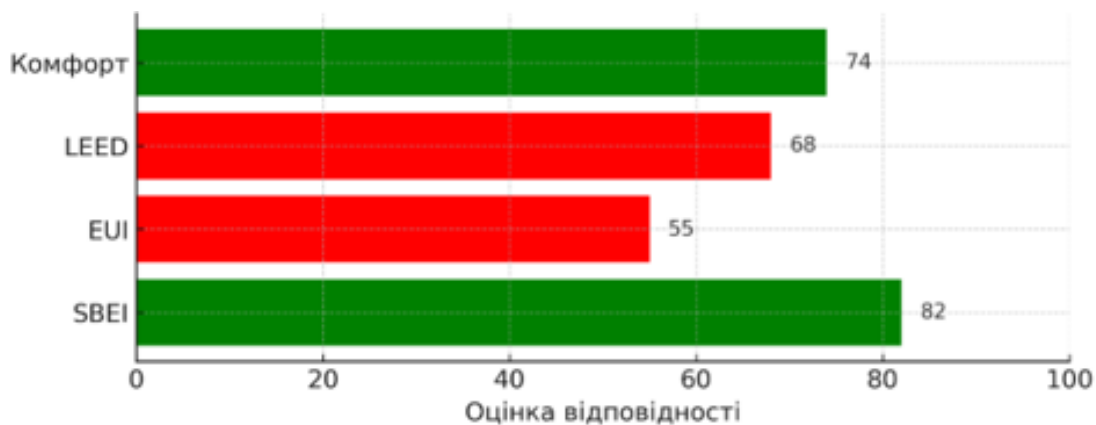


Рисунок 4.11. Шкали відповідності стандартам. Джерело: розроблено автором.

- графіки теплового навантаження у динаміці (в залежності від пори року, режиму експлуатації);

- кольорові шкали відповідності стандартам (green/red zones) для швидкої ідентифікації ризиків.

Такі діаграми інтегруються в дашборд платформи, а також можуть експортуватися у форматах PDF, SVG для формування звітів.

Наглядно демонструє, які показники відповідають «зеленій зоні» (норма), а які - «червоній» (ризик).

Таблиця. 4.9. Повна матриця MCDA – Нормалізовані та зважені оцінки

Критерій	Тип	Вага (АНР)	Поточна будівля	Реконструкція А	Реконструкція В
SBEI	Макс	0.3	0.12	0.255	0.3
EUI	Мін	0.25	0.0	0.25	0.25
Комфорт	Макс	0.2	0.12	0.2	0.1778
Інтел. керування	Макс	0.15	0.03	0.1125	0.15
LEED/BREEAM	Макс	0.1	0.0	0.025	0.0889

Матриця реалізована для порівняння трьох проєктних альтернатив:

- «Поточна будівля»,
- «Реконструкція А»,
- «Реконструкція В».

Оцінювання відбувається за п'ятьма критеріями, які мають різну природу та вагове значення у загальній моделі.

На основі зважених оцінок система формує інтегрований рейтинг альтернатив, відповідно до якого реконструкція В демонструє найвищий сукупний бал завдяки перевагам за показниками SBEI, інтелектуального управління та відповідності стандарту LEED; реконструкція А показує помірне покращення щодо базового сценарію зі зниженням EUI, тоді як поточна будівля характеризується найнижчою ефективністю через відхилення більшості параметрів від нормативних значень.

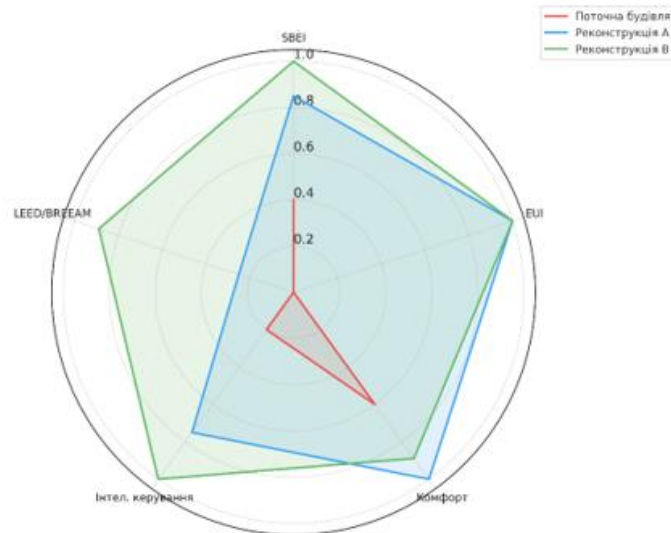


Рисунок 4.12. Radar heatmap, який наочно демонструє розподіл нормалізованих значень по критеріях для кожної з альтернатив.

Кожна лінія відображає енергетичний профіль відповідної альтернативи.

Результати прогнозного моделювання інтегруються у цифрове середовище управління енергоефективністю та використовуються для підтримки проектних і управлінських рішень. Інтеграція результатів моделювання в цифрове середовище управління енергоефективністю створює низку практичних переваг:

- Формулювання обґрунтованих енергетичних цілей, наприклад, досягнення показника $<70 \text{ кВт}\cdot\text{год}/\text{м}^2\cdot\text{рік}$ до 2028 р.;
- Оцінка економічної ефективності модернізації через аналіз прогнозованого зменшення енергоспоживання;
- Підтримка рішень у муніципальній політиці з урахуванням динаміки зміни показників енерговитрат;
- Інтеграція у цифрові дашборди, що забезпечує моніторинг відповідності фактичних значень запланованим траєкторіям у реальному часі.

Особливу увагу в цьому процесі слід приділити візуалізації результатів, яка виконує роль посередника між обчислювальним ядром системи та користувачем (архітектором, інженером, інвестором). Візуалізація дозволяє не лише зручно інтерпретувати дані, а й інтуїтивно порівнювати альтернативи, виявляти аномалії, оцінювати ризики та приймати обґрунтовані проектні рішення. Застосування інтерактивних графіків, теплових карт, 3D-моделей і

цифрових панелей (дашбордів) підвищує ефективність управління проєктом на всіх його етапах.

	Приміщення	Площа (м ²)	Об'єм (м ³)	Кількість вікон	Температура (°C)	CO ₂ (ppm)	Освітл	К-сть	Витрати енергії (кВт)	Посилання на докум
1	Open Space A	120	360	8	22.5	600	300	28	22.4	
2	Open Space B	130	390	9	24.1	750	280	30	25.8	
3	Meeting Room 1	45	135	2	25.3	890	320	10	12.5	
4	Kitchen	35	105	1	23.8	710	250	5	9.3	
5	Hallway	50	150	3	21.7	640	290	12	11.0	

Рисунок 4.13. Зоображення цифрових паспортів приміщень, що включає як статичні, так і динамічні параметри зон (площа, об'єм, температура, CO₂, енерговитрати тощо). Джерело: розроблено автором.

На графіку візуалізовано зв'язок між витратами енергії та рівнем CO₂, що дозволяє оперативно аналізувати ефективність вентиляції й інтенсивність використання простору.

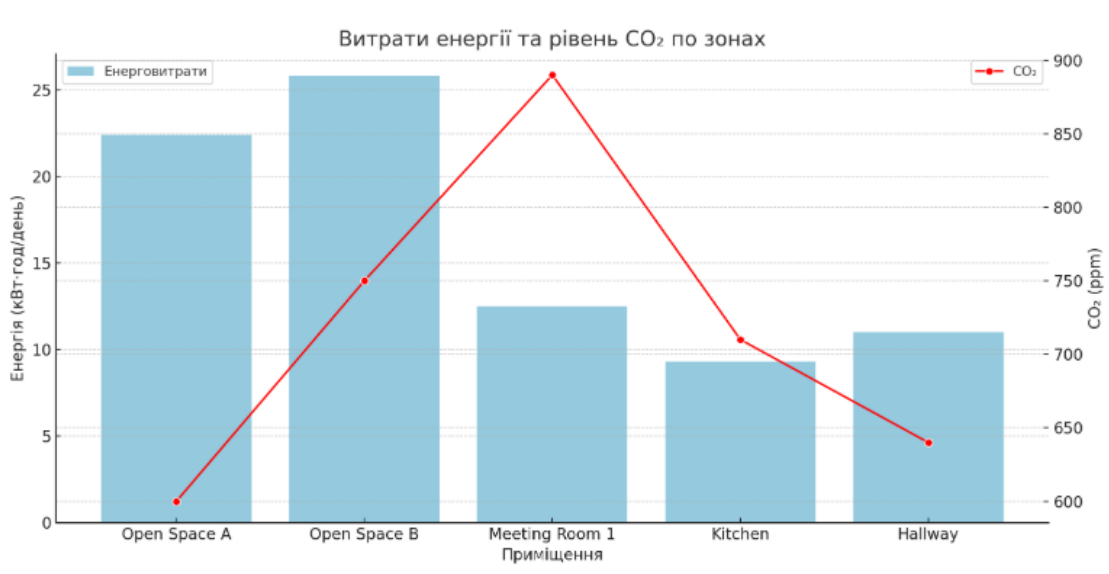


Рисунок 4.14. Ці паспорти слугують основним джерелом вхідних даних для подальшого моделювання, аналізу та оптимізації в рамках усього комплексу прикладного ПЗ. Джерело: розроблено автором.

Дані можуть бути представлені у вигляді теплових карт або 3D-інфографіки прямо у Revit.

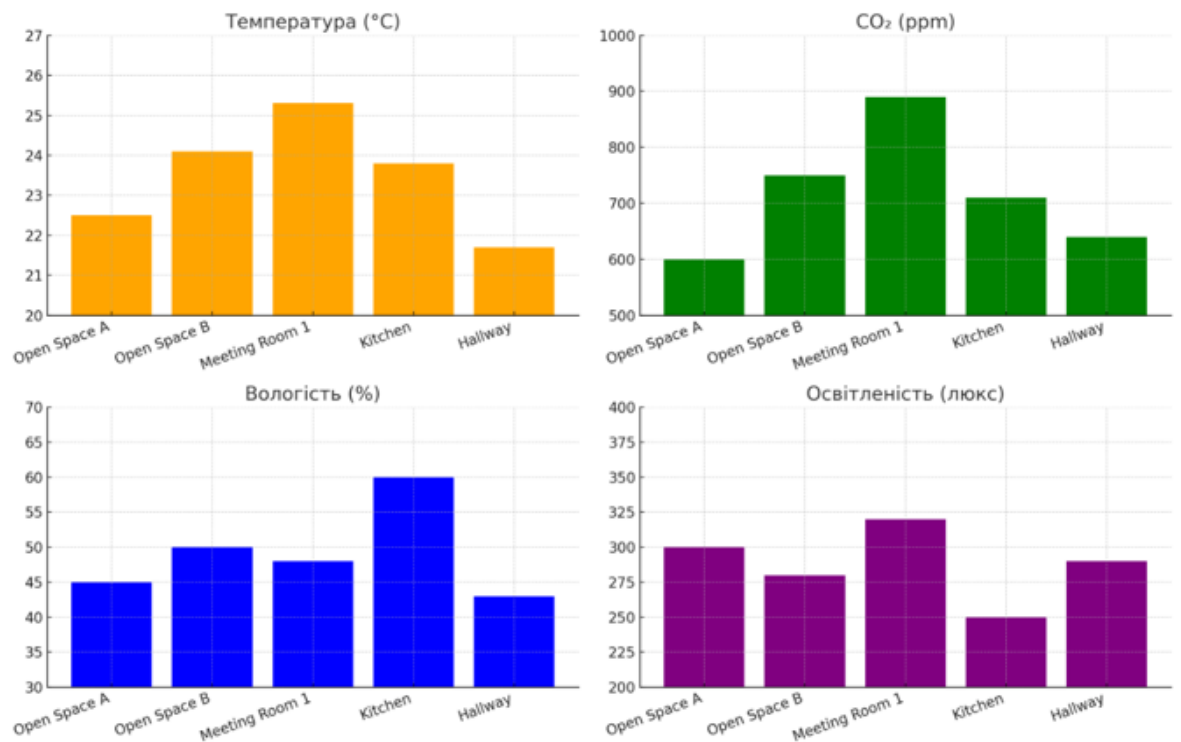


Рисунок 4.15. Інтерактивна панель управління мікрокліматом зон будівлі.

Панель відображає поточні значення температури; рівня CO₂; вологості; освітленості для окремих приміщень. Завдяки Dynamo та Power BI - створюються інтерактивні панелі управління, що відображають поточний стан усіх зон.

Висновки до розділу 4

У четвертому розділі здійснено програмну реалізацію запропонованої моделі та проведено її експериментальну перевірку в задачах оцінки й прогнозування енергоефективності будівель. Реалізацію виконано на основі інтеграції BIM-середовища Autodesk Revit, модулів енергетичного моделювання EnergyPlus, засобів збору IoT-даних та алгоритмів машинного навчання, що забезпечило формування цілісного цифрового середовища для аналізу, прогнозування та підтримки рішень.

У ході експериментального дослідження тепловтрат для житлової будівлі в м. Львові встановлено, що застосування вакуумних теплоізоляційних панелей забезпечує менші тепловтрати порівняно з пінополістирольною ізоляцією; у піковий зимовий період перевага становить у середньому 8–11 %.

Це підтвердило працездатність моделі в задачах порівняльної оцінки конструктивних рішень та вибору ефективних сценаріїв утеплення.

Проведений аналіз кліматичних сценаріїв RCP 4.5 та RCP 8.5 показав, що запропонована модель дає змогу враховувати довгострокові зміни зовнішнього середовища та коригувати прогноз тепловтрат залежно від динаміки HDD. Отримані результати підтвердили збереження сезонної варіативності теплового навантаження та можливість кількісного оцінювання змін енергоспоживання в умовах кліматичних трансформацій.

У межах сценарного аналізу та реконструктивних рішень продемонстровано можливість використання моделі для багатокритеріального оцінювання альтернатив з урахуванням показників енергоефективності, мікроклімату та економічної доцільності. Це підтвердило придатність розробленого підходу до задач модернізації існуючих будівель і раннього етапу проєктування.

Експеримент із прогнозування показника EUI для громадської будівлі в м. Києві засвідчив перевагу LSTM-моделі над лінійною ARIMA-моделлю при описі складної нелінійної динаміки енергоспоживання. Використання глибинного навчання забезпечило більш чутливе врахування кліматичних, експлуатаційних і поведінкових факторів, що підвищує достовірність довгострокового прогнозування.

У прикладі прогнозування пікових енерговитрат для офісної будівлі в м. Києві показано, що застосування LSTM-моделі дало змогу знизити пікове навантаження на 18 % і річне енергоспоживання на 9 %, а також скоротити викиди CO₂. Це підтвердило ефективність використання прогнозної AI-аналітики для адаптивного управління HVAC-системами та оптимізації режимів експлуатації будівлі.

Інтеграція результатів моделювання у BIM-середовище, використання дашбордів, теплових карт, цифрових паспортів приміщень і засобів візуальної аналітики забезпечили наочне представлення результатів, оперативне виявлення аномалій і підтримку проєктних та управлінських рішень у

реальному часі. Це довело практичну придатність запропонованої системи для роботи в режимі цифрового двійника будівлі.

Отже, результати розділу 4 підтвердили працездатність, адаптивність і практичну цінність розробленої моделі та інформаційної технології в задачах енергоефективного проєктування, реконструкції та експлуатації будівель, а також засвідчили доцільність поєднання BIM, IoT, енергомодельовання та методів штучного інтелекту в єдиному середовищі підтримки рішень.

Основні наукові результати по даному розділу опубліковані у працях [220, 223].

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі вирішено актуальне науково-прикладне завдання розробки інтелектуальної інформаційної системи підтримки вибору альтернатив енергоощадних будівель на основі інтеграції методів штучного інтелекту, BIM-технологій та сучасних інформаційно-аналітичних інструментів. Актуальність дослідження підтверджується необхідністю підвищення енергоефективності будівель в умовах кліматичних змін, енергетичної нестабільності та цифрової трансформації будівельної галузі.

У процесі дослідження сформовано теоретико-методичні засади цифрового проєктування енергоефективних будівель як адаптивного, когнітивно-керованого процесу, що базується на синергії BIM, штучного інтелекту та концепції цифрового двійника. Обґрунтовано визначальну роль штучного інтелекту як аналітичного ядра, здатного забезпечувати прогнозування, оптимізацію та підтримку прийняття рішень у складних багатофакторних умовах, з урахуванням невизначеності та динамічності зовнішнього середовища.

Розроблено інтелектуальну інформаційну систему, що реалізує єдиний цифровий аналітичний простір для проєктування, аналізу та управління енергоефективністю будівель протягом усього життєвого циклу. Система побудована на принципах мікросервісної архітектури, інтеграції BIM-середовища, IoT-інфраструктури та алгоритмів машинного навчання, що

забезпечує її масштабованість, адаптивність, інтероперабельність та можливість безперервного оновлення моделей на основі потокових даних.

Запропоновано адаптивний метод багатокритеріального вибору проєктних рішень, які поєднують методи нечіткої логіки, нейронних мереж, еволюційних алгоритмів та байєсових підходів. Це дозволило забезпечити обґрунтований вибір енергоефективних альтернатив в умовах невизначеності, враховуючи технічні, економічні, кліматичні та експлуатаційні фактори, а також формувати множину Pareto-оптимальних рішень.

Удосконалено інструментарій інтеграції теплотехнічного моделювання у BIM-середовище та засоби візуалізації енергетичних процесів, що забезпечують підвищення точності оцінювання теплових характеристик і наочність аналітичних результатів. Набули подальшого розвитку підходи до формування формалізованого простору проєктування та автоматизованого виявлення енергетичних загроз на основі аналізу потокових IoT-даних, що дозволяє реалізувати проактивне управління енергоефективністю.

Розроблено та експериментально підтверджено ефективність моделей прогнозування енергоспоживання і тепловтрат будівель із використанням глибоких нейронних мереж (зокрема LSTM, DNN), що забезпечують високу точність і адаптивність до змін зовнішніх та внутрішніх умов. Запропоновані підходи дозволяють здійснювати довгострокове прогнозування, виявляти критичні режими функціонування та формувати ефективні стратегії управління енергоспоживанням і мікрокліматом.

Результати експериментальних досліджень підтвердили практичну цінність розробленої системи: забезпечено зниження тепловтрат і енергоспоживання, підвищення ефективності вибору конструктивних рішень, а також можливість адаптивного управління інженерними системами будівлі. Доведено переваги застосування AI-моделей над традиційними підходами у задачах прогнозування та оптимізації, зокрема за показниками точності, швидкості обробки даних та гнучкості адаптації. Додатково встановлено, що інтеграція цифрових двійників із BIM та IoT-компонентами забезпечує перехід

до безперервного моніторингу стану будівлі та оперативного коригування режимів її функціонування. Це створює передумови для впровадження інтелектуальних систем управління життєвим циклом об'єктів будівництва.

Запропоновано підхід до сценарного аналізу впливу кліматичних змін на енергоефективність будівель, що базується на використанні прогнозних моделей і дозволяє враховувати довгострокові ризики та адаптувати проєктні рішення до змін зовнішнього середовища.

Обґрунтовано доцільність використання розробленої системи у задачах енергоаудиту, сертифікації будівель, модернізації існуючого житлового фонду та стратегічного планування розвитку енергоефективної інфраструктури на регіональному та національному рівнях. Результати дослідження мають міждисциплінарний характер і поєднують досягнення у галузях інформаційних технологій, будівництва, енергетики та штучного інтелекту, що розширює можливості їх практичного застосування.

Запропонована інформаційна технологія має широкі перспективи практичного впровадження у сферах цифрового проєктування, енергоаудиту, модернізації житлового фонду та управління «розумними» будівлями. Врахування національних нормативів і кліматичних особливостей забезпечує її адаптованість до умов України. У цілому дисертаційна робота характеризується завершеністю, науковою новизною, теоретичною обґрунтованістю та практичною значущістю отриманих результатів, що свідчить про досягнення поставленої мети та вирішення сформульованих завдань дослідження, а також формує підґрунтя для подальших наукових досліджень у напрямі розвитку інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень у будівництві.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Андрощук Г. О. Технології штучного інтелекту: тенденції розвитку // Інтелектуальна власність: матеріали наук.-практ. конф., 12 груд. 2023 р. – Київ, 2023. – Режим доступу: <https://ndipzir.org.ua/wp-content/uploads/2019/26.02.19/26.02.19-4-9.pdf>
2. Андрухов В. М., Басістий В. О., Мартинюк Ю. О., Гладкий С. О. The use of BIM-technologies in the assessment of technical characteristics of residential buildings // Modern Technology, Materials and Design in Construction. – 2023. – № 1. – С. 146–151. – DOI: <https://doi.org/10.31649/2311-1429-2023-1-146-151>
3. Бахтін Д. Впровадження енергоефективних технологій при будівництві нової комерційної нерухомості в Україні // Вісник Національного університету «Львівська політехніка». Серія: Архітектура. – 2020. – № 2 (4).
4. Бородавка Є.В. Способи подання моделі будівельного об'єкта / Є.В. Бородавка // Управління розвитком складних систем, зб. наук. праць. – К.: КНУБА, 2011-№8. – С. 100-106.
5. Вершкова Ю., Серета С. Моделювання будинку в Revit та аналіз в додатку Insight для підвищення енергоефективності. – Дніпро: ПДАБА, 2023.
6. Гарасимчук І. Д., Панцир Ю. І., Оленюк О. А., Печенюк А. В. Сучасні виклики та перспективи підвищення енергоефективності будівель і споруд в Україні // Подільський вісник: сільське господарство, техніка, економіка. – 2025. – № 46.
7. Про затвердження мінімальних вимог до енергетичної ефективності будівель: наказ Мінрегіону України від 27.10.2020 № 260. – Режим доступу: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z1257-20#Text>
8. Гудима Л. О. BIM-технології в будівництві: сучасні виклики для України. Бізнес Інформ, 2024, №2, с. 97–104.
9. Зазулін О. Ю., Бородавка Є. В. Перспективи використання систем штучного інтелекту в сучасних інформаційних системах // Управління

розвитком технологій: матеріали Міжнар. наук.-практ. конф. – Київ: КНУБА, 2023. – С. 81–82. – Режим доступу: https://www.knuba.edu.ua/wp-content/uploads/2023/04/2023_h_mizhnarodna_konf_urt_zbirnyk_tez.pdf

10. Yu Z., Haghghat F., Fung B. Advances and challenges in building engineering and data mining applications // *Energy and Buildings*. – 2016. – Vol. 121. – P. 1–11. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.03.025>

11. ДСТУ ISO 9972:202X Теплотехнічні харак-теристики будівель. Метод визначення повітропроникності будівель в натурних умовах (ISO 9972:2015, IDT)

12. ДСТУ Б В.2.2-21:2008. Будинки і споруди. Метод визначення питомих тепловитрат на опалення будинків. – Київ: Мінрегіонбуд України, 2009.

13. ДСТУ EN 15459-1:2017. Енергоефективність будівель. Процедура економічного оцінювання енергетичних систем будівлі. Частина 1. Процедури розрахунку (EN 15459-1:2017, IDT). – Київ: Мінрегіон України, 2020.

14. Кулік М. В., Куліш С. О., Іщенко С. С. Впровадження новітніх цифровізованих програмних комплексів на базі BIM-технологій у будівництві України // *Науковий вісник будівництва*. – 2020. – № 2. – С. 301–306.

15. Левченко Н. М., Бейнер П. С., Бейнер Н. В. Реконструкція будівель з використанням BIM-технологій при відновленні міст в Україні // *Металознавство та термічна обробка металів*. – 2022. – № 4. – С. 64–70.

16. Левченко О. В., Михайленко А. В. BIM-технології в закладах вищої освіти рівня підготовки бакалаврів та магістрів // *Сучасні проблеми архітектури та містобудування*. – 2022. – Вип. 62. – С. 152–170.

17. Lovins A. B. How big is the energy efficiency resource? // *Environmental Research Letters*. – 2018. – Vol. 13, No. 9. – 094015. – DOI: <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aad965>

18. Мещерякова О. М., Ясній В. П. BIM: ефективний інструмент для реконструкції будівель та споруд // *Сучасні технології та методи розрахунків у будівництві*. – 2022. – Вип. 18. – С. 61–70.

19. Пастухова С. В., Анін В. І., Метеленко Н. Г. Енергозберігаючі технології при будівництві будівель та споруд на території України // Будівництво та техногенна безпека. – 2023.
20. Редько К. Ю., Кот М. В. Оцінювання поточного стану та перспектив розвитку «зеленого» будівництва в країнах Європи // Наука та наукознавство. – 2022. – № 2 (116). – С. 48–64. – DOI: <https://doi.org/10.15407/sofs2022.02.048>
21. Рексхай Г. Роль інформаційного моделювання будівель у впровадженні сталих, екологічно чистих та соціальних інфраструктурних проєктів // Architectural Studies. – 2024. – Т. 10, № 1. – С. 69–78. – DOI: <https://doi.org/10.56318/as/1.2024.69>
22. Трач Р. В. Інформаційне моделювання як один із ключових факторів інноваційного розвитку будівельного підприємства // Науковий вісник Ужгородського національного університету. – 2017. – Вип. 13, ч. 2. – С. 129–132.
23. Фаренюк Г. Г. Структура та методичні положення нормативної бази з питань енергоефективності будівель // Наука та будівництво. – 2017. – № 3 (13). – С. 4–15.
24. Фаренюк Г. Г. Наукові основи нормативного забезпечення енергоефективності будівельних об'єктів // Вентиляція, освітлення та теплогазопостачання. – 2010. – Вип. 14. – С. 52–60.
25. Фаренюк Г. Г., Фаренюк Є. Г. Реалізація параметричного методу у сучасних нормах з енергоефективності будівель // Наука та будівництво. – 2023. – № 1. – С. 3–8.
26. Farenjuk G. G., Farenjuk Y. G. Definition of reference building in development of requirements to energy efficiency indicators // Science and Construction. – 2021. – № 2. – P. 3–10.
27. Фаренюк Г. Г., Фаренюк Є. Г. Методика оцінки мінімальних вимог до показників енергоефективності житлових та громадських будівель // Наука та будівництво. – 2022. – № 1. – С. 3–12.

28. Фаренюк Є. Г., Фаренюк Г. Г. Методичні основи нового покоління будівельних норм з енергоефективності будівель // Наука та будівництво. – 2025. – Т. 33, № 3–4.
29. Farenjuk G. The determination of the thermal reliability criterion for building envelope structures // Technical Journal. – 2019. – Vol. 13, No. 2. – P. 129–133.
30. Чайка Ю. І., Гутнік О. О. Впровадження технологій BIM-моделювання в освітній процес // Науковий вісник будівництва. – 2021. – Т. 106, № 4.
31. Чашин Д. Ю., Рахманін О. А., Хіль Д. В. Упровадження BIM-технологій як основи для створення комплексних інформаційних моделей в керуванні будівництвом // Український журнал будівництва та архітектури. – 2022. – № 1. – С. 63–70.
32. ДБН В.2.6-31:2021. Теплова ізоляція та енергоефективність будівель. – Київ: Міністерство розвитку громад та територій України, 2022.
33. ДСТУ Б А.2.2-12:2015. Енергоефективність будівель. Метод розрахунку енергоспоживання для опалення, охолодження, вентиляції, освітлення та гарячого водопостачання. – Київ: Мінрегіон України, 2016.
34. Чуприна Ю. А., Чуприна Х. М. Проектування інформаційної системи розрахунку енергоефективності будівель // Управління розвитком складних систем. – 2014. – № 20. – С. 154–158.
35. Caldas L. G., Norford L. K. A design optimization tool based on a genetic algorithm // Building and Environment. – 2002. – Vol. 37. – P. 721–742. – DOI: [https://doi.org/10.1016/S0360-1323\(01\)00037-3](https://doi.org/10.1016/S0360-1323(01)00037-3)
36. Abdelalim A. M., Essawy A., Alnaser A. A., Shibeika A. Digital trio: integration of BIM–EIR–IoT for facilities management of mega construction projects // Sustainability. – 2024. – Vol. 16, No. 15. – 6348. – DOI: <https://doi.org/10.3390/su16156348>

37. Farzaneh H. et al. Artificial intelligence evolution in smart buildings for energy efficiency // *Applied Sciences*. – 2021. – Vol. 11, No. 2. – 763. – DOI: <https://doi.org/10.3390/app11020763>
38. Khan N. et al. Energy management systems using smart grids: an overview // *Scientific Programming*. – 2022. – Article 3358795. – DOI: <https://doi.org/10.1155/2022/3358795>
39. Ajitrotutu D. S., Olawale O., Fadahunsi O. O., Fakunle Y. O. Smart building energy optimization using deep learning-based intelligent control systems // *Sustainable Cities and Society*. – 2024. – Vol. 98. – Article 104321. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2023.104321>
40. Alhamami A. et al. Promoting energy efficiency through adapted BIM training // *Energies*. – 2020. – Vol. 13, No. 9. – 2308. – DOI: <https://doi.org/10.3390/en13092308>
41. Ali D. M. T. E., Motuzienė V., Džiugaitė-Tumėnienė R. AI-driven innovations in building energy management systems: a review of potential applications and energy savings // *Energies*. – 2024. – Vol. 17. – 4277. – DOI: <https://doi.org/10.3390/en17174277>
42. Attia S., Hensen J. L. M. Simulation-based decision support tool for early stages of zero-energy building design // *Energy and Buildings*. – 2012. – Vol. 49. – P. 2–15. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.01.028>
43. Alnaser A. A. et al. Optimizing energy performance in hot climates with AI and BIM // *Buildings*. – 2024. – Vol. 14, No. 9. – 2748. – DOI: <https://doi.org/10.3390/buildings14092748>
44. Park J. Y. et al. LightLearn: an adaptive and occupant-centered controller for lighting based on reinforcement learning // *Building and Environment*. – 2019. – Vol. 147. – P. 397–414. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2018.10.028>
45. Zonta T., da Costa C. A., da Rosa Righi R., de Lima M. J., da Trindade E. S., Li G. P. Predictive maintenance in the Industry 4.0: A systematic literature review //

Computers & Industrial Engineering. – 2020. – Vol. 150. – 106889. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106889>

46. Asadi E., Silva M. G., Antunes C. H., Dias L. Multi-objective optimization for building retrofit strategies // Energy and Buildings. – 2012. – Vol. 44. – P. 81–87. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2011.10.016>

47. Ashabani M., Gooi H. B. Multiobjective automated and autonomous intelligent load control for smart buildings // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – 2017. – Vol. 64, No. 4. – P. 2610–2618. – DOI: <https://doi.org/10.1109/TIE.2016.2627018>

48. Atta N. F., Hanafy K. A. A review on the role of artificial intelligence in green building design // Renewable and Sustainable Energy Reviews. – 2020. – Vol. 119. – 109587. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.109587>

49. Autodesk, FMI. Harnessing the data advantage in construction. – 2023. – Режим доступа: <https://construction.autodesk.com/resources/reports/harnessing-the-data-advantage/>

50. Autodesk Research. Publications. – 2023. – Режим доступа: <https://www.autodesk.com/research/publications>

51. Automation in Construction // Elsevier Journal. – 2019. – Режим доступа: <https://www.sciencedirect.com/journal/automation-in-construction>

52. Dong B., O'Neill Z., Li Z. A BIM-enabled information infrastructure for building energy Fault Detection and Diagnostics // Automation in Construction. – 2014. – Vol. 44. – P. 197–211. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2014.04.007>

53. Azhar S. Building information modeling (BIM): trends, benefits, risks, and challenges for the AEC industry // Automation in Construction. – 2011. – Vol. 20, No. 2. – P. 241–252. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2010.09.012>

54. Azhar S., Carlton W. A., Olsen D., Ahmad I. Building information modeling for sustainable design and LEED rating analysis // Automation in Construction. – 2011. – Vol. 20, No. 2. – P. 217–224. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2010.09.014>

55. Wei T., Wang Y., Zhu Q. Deep reinforcement learning for building HVAC control: A review // *Energy and Buildings*. – 2017. – Vol. 153. – P. 196–205. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.08.058>
56. Zhang Y., Bai X., Mills F. P., Pezzey J. C. V. Rethinking the role of occupant behavior in building energy performance: A review // *Energy and Buildings*. – 2018. – Vol. 172. – P. 279–294. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.05.017>
57. Zhou X., Yan D., Hong T. Integration of BIM and building energy modeling: a review // *Building Simulation*. – 2023. – Vol. 16. – P. 1–18. – DOI: <https://doi.org/10.1007/s12273-022-0900-5>
58. Banihashemi S. et al. Data-driven BIM for energy-efficient building design. – Boca Raton: CRC Press, 2022.
59. Zhou K., Yang S., Shao Z. Household monthly electricity consumption pattern mining: A fuzzy clustering-based model and a case study // *Journal of Cleaner Production*. – 2016. – Vol. 141. – P. 900–908. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.09.153>
60. Barabash M. S., Kievskaya K. I. Victory methods of integration for the development of a remote information model of a construction object // *Management of the Development of Complex Systems*. – 2016. – No. 25. – P. 114–120.
61. Yussuf R. O., Al-Habaibeh A., Su D. Applications of artificial intelligence for energy efficiency in buildings: a review // *Energy and Buildings*. – 2024. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2024.113957>
62. Berg C. A. Energy conservation through effective utilization // *Science*. – 1973. – Vol. 181, No. 4095. – P. 128–136. – DOI: <https://doi.org/10.1126/science.181.4095.128>
63. Bhatt J. G., Jani O. K., Bhatt C. B. Automation based smart environment resource management in smart building of smart city // *Smart Innovation, Systems*

and Technologies. – 2020. – Vol. 102. – P. 31–39. – DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-13-6822-6_3

64. Akinade O. O., Oyedele L. O., Ajayi A. O. et al. BIM-based building performance assessment for sustainable building design // *Sustainable Cities and Society*. – 2018. – Vol. 40. – P. 277–289. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2018.03.028>

65. Bilal M., Oyedele L. O., Qadir J. Big data in the construction industry: a review // *Advanced Engineering Informatics*. – 2016. – Vol. 30. – P. 500–521. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.aei.2016.07.001>

66. Wong J. K. W., Zhou J. Enhancing environmental sustainability over building life cycles through green BIM: a review // *Applied Energy*. – 2015. – Vol. 150. – P. 179–193. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.03.079>

67. Bowmaster J. J. An investigation of civil information modelling (CIM) for the management of civil infrastructure facilities and assets and its value-add potential. – University of New Brunswick, 2019. – Режим доступа: <https://unbscholar.lib.unb.ca>

68. Banihashemi S., Golzad H., Pourrahimian F. Data-driven BIM for energy-efficient building design. – London: Routledge, 2023. – DOI: <https://doi.org/10.1201/9781003207658>

69. Hong T., Yan D., D’Oca S. Ten questions concerning occupant behavior // *Building and Environment*. – 2017. – Vol. 114. – P. 518–530. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2016.12.006>

70. Oldewurtel F., Parisio A., Jones C. N., Morari M. Use of model predictive control in building climate control // *Energy and Buildings*. – 2012. – Vol. 45. – P. 15–27. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2011.09.034>

71. Zhao H.-X., Magoulès F. A review on the prediction of building energy consumption // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2012. – Vol. 16. – P. 3586–3592. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.02.049>

72. Dong B., Cao C., Lee S. E. Applying support vector machines to predict building energy consumption // *Energy and Buildings*. – 2005. – Vol. 37. – P. 545–553. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2004.09.009>
73. Christensen R., von Lilienfeld O. A. Machine learning for quantum chemistry // *Nature Reviews Materials*. – 2020. – Vol. 5. – P. 613–633. – DOI: <https://doi.org/10.1038/s41578-020-00213-5>
74. Chupryna Ch. M. Method of importing data from a building information model (BIM) // *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*. – 2013. – Vol. 1, Issue 10. – P. 2210–2216.
75. Chupryna H. M. The integrated model of building an integrated energy // *Management of Development of Complex Systems*. – 2014. – No. 17. – P. 125–131.
76. Chupryna I., Ryzhakova G., Biloshchytskyi A., Tormosov R., Gonchar V., Chupryna K. Designing a toolset for the formalized evaluation and selection of reengineering projects // *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. – 2022. – Vol. 1, No. 13. – P. 6–19. – DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.253886>
77. Chupryna K. Digital transformation of construction organizations based on BIM // *Ways to Improve Construction Efficiency*. – 2018. – No. 38. – P. 178–189. – Режим доступу: <http://ways.knuba.edu.ua/article/download/201536/215208>
78. Dakwale V. A., Ralegaonkar R. V. Improving environmental performance of building through increased energy efficiency: a review // *Sustainable Cities and Society*. – 2011. – Vol. 1, No. 4. – P. 211–218. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2011.07.001>
79. De Wilde P. The gap between predicted and measured energy performance of buildings: a framework for investigation // *Automation in Construction*. – 2014. – Vol. 41. – P. 40–49. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2014.02.009>

80. Demchenko V. V., Chupryna J. M., Nevmerzhitsky A. V. Methods of increasing the energy efficiency of buildings at the design stage // *Management of Development of Complex Systems*. – 2013. – No. 16. – P. 138–143.
81. Yu Z., Haghghat F., Fung B. Advances and challenges in building engineering and data mining applications // *Energy and Buildings*. – 2016. – Vol. 121. – P. 1–11. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.03.025>
82. Kolokotsa D. Artificial intelligence in buildings: a review of applications // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2011. – Vol. 15. – P. 456–465. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2010.09.028>
83. Djuric N., Novakovic V. Review of HVAC system modeling and simulation // *Energy and Buildings*. – 2009. – Vol. 41, No. 10. – P. 1011–1020. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2009.05.019>
84. D'Oca S., Hong T., Langevin J. The human dimensions of energy use in buildings // *Nature Energy*. – 2018. – Vol. 3. – P. 464–472. – DOI: <https://doi.org/10.1038/s41560-018-0175-5>
85. Wei T., Wang Y., Zhu Q. Deep reinforcement learning for HVAC control in smart buildings: recent advances // *Energy and Buildings*. – 2022. – Vol. 258. – 111900. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.111900>
86. Eastman C., Teicholz P., Sacks R., Liston K. *BIM Handbook: A Guide to Building Information Modeling*. – Hoboken: Wiley, 2011.
87. Ebrahimi M. et al. Real-time control in smart buildings using AI // *Sustainable Computing: Informatics and Systems*. – 2022. – Vol. 36. – 100732. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.suscom.2022.100732>
88. Clarke J. A. *Energy simulation in building design*. – 2nd ed. – Oxford: Butterworth-Heinemann, 2001.
89. Lu Q., Won J., Cheng J. C. P. A financial decision making framework for construction projects using BIM // *Automation in Construction*. – 2024. – Vol. 158. – 105045. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2024.105045>

90. Elhendawi A. et al. A framework for leveraging AI, BIM, and IoT to achieve smart sustainable cities // *Sustainable Cities and Society*. – 2024. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2024.105129>
91. Emam A. H. AI-driven building redesign for energy efficiency and cost reduction. – Hershey: IGI Global, 2025.
92. Kaynakli O. A review of the economical and optimum thermal insulation thickness for building applications // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2012. – Vol. 16. – P. 415–425. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2011.08.006>
93. Hamilton I. G., Steadman P. J., Bruhns H., Summerfield A. J., Lowe R. Energy efficiency in the British housing stock: energy demand and the Homes Energy Efficiency Database // *Energy Policy*. – 2013. – Vol. 60. – P. 462–480. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2013.05.004>
94. Zhao D., McCoy A. P., Du J. Predicting energy performance of commercial buildings using data mining // *Energy and Buildings*. – 2019. – Vol. 186. – P. 139–151. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.01.026>
95. European Commission. Digital transformation of the construction ecosystem. – 2021. – Режим доступа: https://single-market-economy.ec.europa.eu/publications/digital-transformation-construction-ecosystem_en
96. Ahmad M. W., Mourshed M., Rezgui Y. Trees vs neural networks: comparison for building energy consumption prediction // *Energy and Buildings*. – 2017. – Vol. 147. – P. 77–89. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.04.038>
97. Fasihozaman M. et al. Artificial neural networks for predicting passive cooling potential // *Renewable Energy*. – 2020. – Vol. 149. – P. 1004–1015. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.12.032>
98. Fouquier A. et al. State of the art in building modelling and energy performance prediction // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2013. – Vol. 23. – P. 272–288. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.03.004>

99. Zhang J., Li H., Wang Y. Digital twin-driven energy management in buildings // *Journal of Building Engineering*. – 2023. – Vol. 68. – 106200. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2023.106200>
100. Geyer P. Component-based design optimization with genetic algorithms // *Advanced Engineering Informatics*. – 2009. – Vol. 23, No. 1. – P. 59–68. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.aei.2008.06.001>
101. Gao Y., Antwi-Afari M. F., Chen Z. Artificial intelligence in construction management // *Buildings*. – 2023. – Vol. 13. – 1234. – DOI: <https://doi.org/10.3390/buildings13051234>
102. Zhao H., Magoulès F. Machine learning for building energy prediction and optimization: recent advances // *Energy Reports*. – 2024. – Vol. 10. – P. 1250–1265. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2024.02.015>
103. Succar B., Sher W., Williams A. Measuring BIM performance: five metrics // *Architectural Engineering and Design Management*. – 2012. – Vol. 8, No. 2. – P. 120–142. – DOI: <https://doi.org/10.1080/17452007.2012.659506>
104. Olawumi T. O., Chan D. W. M. Building information modelling and project information management framework // *Journal of Civil Engineering and Management*. – 2019. – Vol. 25. – P. 53–75. – DOI: <https://doi.org/10.3846/jcem.2019.7841>
105. Wei T., Wang Y., Zhu Q. Applications of deep reinforcement learning in building energy management // *Applied Energy*. – 2020. – Vol. 264. – 115452. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.115452>
106. Eastman C., Sacks R., Lee G., Teicholz P. *BIM Handbook: A Guide to Building Information Modeling*. – 3rd ed. – Hoboken: Wiley, 2020. – 688 p..
107. Killian M., Kozek M. Ten questions concerning model predictive control for energy efficient buildings // *Building and Environment*. – 2016. – Vol. 105. – P. 403–412. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2016.05.034>
108. International Energy Agency. *Energy efficiency 2021*. – 2021. – Режим доступа: <https://www.iea.org/reports/energy-efficiency-2021>

109. Kim J., Clayton M. J., Yan W. Interoperability specification development for BIM-based energy performance assessment // *Automation in Construction*. – 2018. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2017.12.015>
110. Vázquez-Canteli J. R., Nagy Z. Reinforcement learning for demand response // *Applied Energy*. – 2019. – Vol. 235. – P. 1072–1089. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.11.002>
111. Jayamaha D. L. *Energy-efficient building systems*. – New York: McGraw-Hill, 2006.
112. Jia R., Jin B., Jin M., Zhou Y. Design automation for smart building systems // *IEEE*. – 2018. – DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCAD.2018.8587651>
113. Bousnina D., Guerassimoff G. Deep reinforcement learning for optimal energy management // *Lecture Notes in Computer Science*. – 2022. – DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-04124-2_2
114. Kim H., Park S., Lee J. Digital twin and machine learning for building performance monitoring // *Energy and Buildings*. – 2024. – Vol. 305. – 113400. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2024.113400>
115. Kalogirou S. A. Artificial intelligence in energy applications in buildings // *Applied Energy*. – 2006. – Vol. 83, No. 5. – P. 415–432. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2005.01.011>
116. Kamel E., Memari A. M. Review of BIM's application in energy simulation: tools, issues, and solutions // *Automation in Construction*. – 2019. – Vol. 97. – P. 164–180. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2018.10.015>
117. Ahmad T., Chen H., Guo Y., Wang J. A comprehensive overview on the data driven and large scale based approaches for forecasting of building energy demand // *Energy and Buildings*. – 2018. – Vol. 165. – P. 301–320. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.01.017>
118. Khan A., Sepasgozar S., Liu T., Yu R. Integration of BIM and immersive technologies for AEC // *Buildings*. – 2021. – Vol. 11. – 126. – DOI: <https://doi.org/10.3390/buildings11030126>

119. Dounis A. I., Caraiscos C. Advanced control systems engineering for energy and comfort management in a building environment: a review // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2009. – Vol. 13. – P. 1246–1261. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2008.09.015>
120. Azhar S., Brown J., Farooqui R. BIM-based sustainability analysis: an evaluation of building performance // *International Journal of Construction Education and Research*. – 2011. – Vol. 7. – P. 276–292. – DOI: <https://doi.org/10.1080/15578771.2011.582379>
121. Khosrowpour A., Aliabadi F. AI-integrated building energy management systems // *IEEE Transactions on Smart Grid*. – 2019. – Vol. 10, No. 2. – P. 1629–1636. – DOI: <https://doi.org/10.1109/TSG.2017.2789280>
122. Kyivska K. I., Barabash M. S. Principles of parametric modeling of construction objects // *Modern Construction and Architecture*. – 2016. – No. 1. – P. 16–22.
123. Katipamula S., Brambley M. R. Review article: methods for fault detection, diagnostics, and prognostics for building systems // *HVAC&R Research*. – 2005. – Vol. 11, No. 1. – P. 3–25. – DOI: <https://doi.org/10.1080/10789669.2005.10391123>
124. Kiyanets A. V. Resource-saving construction technologies // *Procedia Engineering*. – 2016. – Vol. 153. – P. 837–841. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2016.08.248>
125. Klein L., Kwak J.-Y., Kavulya G., Becerik-Gerber B. A framework for real-time BIM-based decision-making // *Automation in Construction*. – 2012. – Vol. 22. – P. 202–211. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2011.09.005>
126. Kodali R. K., Azman M. Smart control system solution for smart cities // *IEEE International Conference on Internet of Things*. – 2018. – DOI: <https://doi.org/10.1109/iThings-GreenCom-CPSCom-SmartData.2018.00137>
127. Kucherenko O. I., Ryzhakova H. M., Chupryna H. M. Scientific and applied components of formation of diversification strategy of construction

enterprises // Management of Development of Complex Systems. – 2021. – No. 47. – P. 109–118.

128. Kwaśnowski P., Fedorczak-Cisak M. Problems of technology of energy-saving buildings // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – 2017. – Vol. 245. – 072043. – DOI: <https://doi.org/10.1088/1757-899X/245/7/072043>

129. Zhang Z., Wang F., Wang H. Artificial intelligence for energy-efficient buildings: a review // Renewable and Sustainable Energy Reviews. – 2019. – Vol. 114. – 109297. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.109297>

130. Kyivska K. BIM-technology application at different stages of construction lifecycle // Build-Master-Class 2018. – Kyiv: KNUCA, 2018. – P. 464–465.

131. Lee S. H., Hong T., Piette M. A., Sawaya G., Chen Y., Taylor-Lange S. C. Accelerating the energy retrofit of commercial buildings // Energy. – 2015. – Vol. 90. – P. 738–747. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.07.089>

132. Li B. Use of building energy simulation software in early-stage design // 2017. – Режим доступу: <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1158865/FULLTEXT01.pdf>

133. Fan C., Xiao F., Zhao Y. A short-term building cooling load prediction method using deep learning algorithms // Applied Energy. – 2017. – Vol. 195. – P. 222–233. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.03.064>

134. Li Y. Application of BIM in thermal comfort and energy analysis. – Hong Kong Polytechnic University, 2011. – Режим доступу: <https://theses.lib.polyu.edu.hk/handle/200/6099>

135. Wang Z., Srinivasan R. A review of artificial intelligence based building energy use prediction // Renewable and Sustainable Energy Reviews. – 2017. – Vol. 80. – P. 1021–1037. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.05.240>

136. Lilis G., Conus G., Asadi N., Kayal M. Towards the next generation of intelligent buildings // *Sustainable Cities and Society*. – 2017. – Vol. 28. – P. 473–481. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2016.09.013>
137. Ma Z., Cooper P., Daly D., Ledo L. Existing building retrofits: methodology and state-of-the-art // *Energy and Buildings*. – 2012. – Vol. 55. – P. 889–902. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.08.018>
138. Lin H., Hong T. An AI and BIM-based framework for office energy optimization // *Energy and Buildings*. – 2021. – Vol. 235. – 110764. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110764>
139. Ruelens F., Claessens B., Vandael S. Residential demand response using reinforcement learning // *Applied Energy*. – 2022. – Vol. 268. – 118990. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.118990>
140. Attia S. *Net Zero Energy Buildings: Design and Evaluation Methods*. – Oxford: Butterworth-Heinemann, 2018. – 400 p.
141. Fumo N. A review on the basics of building energy estimation // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2014. – Vol. 31. – P. 53–60. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.11.040>
142. Mahdavi A. Simulation-based design evaluation and optimization // *Automation in Construction*. – 2001. – Vol. 10, No. 4. – P. 437–445. – DOI: [https://doi.org/10.1016/S0926-5805\(00\)00062-4](https://doi.org/10.1016/S0926-5805(00)00062-4)
143. Mangan R., McArthur J., Whitfield R. I. A fuzzy logic-based decision support tool for early-stage building design // *Energy and Buildings*. – 2020. – Vol. 206. – 109569. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109569>
144. Zhang Y., O'Neill Z., Dong B. A review of inverse modeling for building energy systems // *Energy and Buildings*. – 2015. – Vol. 86. – P. 177–190. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.10.004>
145. Hong T., Taylor-Lange S. C., D'Oca S., Yan D., Corngati S. Occupant behavior models // *Building and Environment*. – 2016. – Vol. 109. – P. 276–292. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2016.09.001>

146. Marinakis V. Big data for energy management and energy-efficient buildings // Energy and Buildings. – 2020. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110096>
147. Nguyen T. A., Aiello M. Energy intelligent buildings based on user activity: a survey // Energy and Buildings. – 2013. – Vol. 56. – P. 244–257. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.10.024>
148. Marsden P. Digital quality management in construction. – Boca Raton: CRC Press, 2019.
149. Ahmad M. W., Mourshed M., Yuce B. Computational intelligence techniques for HVAC systems // Renewable and Sustainable Energy Reviews. – 2016. – Vol. 59. – P. 1470–1481. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.01.125>
150. Bock T., Linner T. Robot-oriented design: design and management tools for the deployment of automation and robotics in construction // Cambridge University Press. – 2015.
151. Mehmood M. U., Chun D., Han H., Jeon G., Chen K. A review of AI and big data applications in buildings // Renewable and Sustainable Energy Reviews. – 2019. – Vol. 103. – P. 474–487. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.12.017>
152. Khan I., Capozzoli A., Corgnati S. P. Review of data analytics and artificial intelligence for smart buildings // Energy and Buildings. – 2020. – Vol. 224. – P. 110242. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110242>
153. Mohseni S., Khalid R., Brent A. C. Metaheuristic-based microgrid sizing under uncertainty // Energy Reports. – 2022. – Vol. 8. – P. 11288–11308. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.egypr.2022.08.254>
154. MIT CAD Lab. Digital design and simulation research. – 2020. – Режим доступа: <https://cadlab.mit.edu>
155. Motuzienė V., Vilotienė T. Modelling of building energy consumption using neural networks // Energy Procedia. – 2015. – Vol. 78. – P. 1539–1544. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2015.11.219>

156. Mourshed M., Zhao Y. Decision support systems for building design: a review // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2012. – Vol. 16. – P. 476–488. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2011.08.014>
157. Wei Y., Zhang X., Shi Y. Review of data-driven approaches for building energy prediction // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2018. – Vol. 82. – P. 1027–1047. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.09.108>
158. Alawi O. A., Kamar H. M., Yaseen Z. M. Optimizing building energy performance predictions using AI // *Journal of Building Engineering*. – 2023. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2023.106409>
159. Oni O. O. BIM data management and interoperability in photovoltaic systems. – 2024. – Режим доступа: <https://www.theseus.fi>
160. Castro-Lacouture D., Medaglia A. L., Skibniewski M. J. Supply chain optimization tool for purchasing decisions // *Automation in Construction*. – 2007. – Vol. 16. – P. 558–567. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2006.10.002>
161. Papantoniou S., Kolokotsa D., Kalaitzakis K. Building optimization and control algorithms: a review // *Advances in Building Energy Research*. – 2017. – Vol. 11, No. 2. – P. 165–192. – DOI: <https://doi.org/10.1080/17512549.2016.1131293>
162. Pauwels P., McGlinn K. Buildings and semantics: data models and web technologies for the built environment. – Cham: Springer, 2022. – DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-90852-7>
163. Volk R., Stengel J., Schultmann F. Building Information Modeling (BIM) for existing buildings — literature review and future needs // *Automation in Construction*. – 2014. – Vol. 38. – P. 109–127. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2013.10.023>
164. Wang S., Ma Z. Supervisory and optimal control of building HVAC systems // *HVAC&R Research*. – 2008. – Vol. 14. – P. 3–32. – DOI: <https://doi.org/10.1080/10789669.2008.10390991>
165. Rahimian F. P., Xu J., Zhang Z. Digital-enabled space management // In: *Data-driven smart sustainable cities of the future*. – Edward Elgar, 2024.

166. Arenas N. F., Shafique M. Recent progress on BIM-based sustainable buildings: state of the art review // *Developments in the Built Environment*. – 2023. – Vol. 15. – 100176. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dibe.2023.100176>
167. Reinhart C. F., Davila C. C. Urban building energy modeling: a review // *Building and Environment*. – 2016. – Vol. 97. – P. 196–202. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2015.12.012>
168. Rode P., Burdett R., Gonçalves J. C. S. Buildings: investing in energy and resource efficiency. – London: LSE Cities, 2011.
169. Ryzhakova G., Chupryna K., Ivakhnenko I., Derkach A., Huliaiev D. Expert-analytical model of management quality assessment // *Scientific Journal of Astana IT University*. – 2020. – Vol. 3, No. 3. – P. 71–82.
170. Ryzhakova G., Kishchak N., Mironov A., Chupryna K., Shpakova N., Veremeev S. Transformation of management systems in construction companies // *Management of Development of Complex Systems*. – 2021. – No. 48. – P. 95–101.
171. Kalogirou S. A. Applications of artificial neural networks in energy systems // *Energy Conversion and Management*. – 2000. – Vol. 41. – P. 1073–1087. – DOI: [https://doi.org/10.1016/S0196-8904\(99\)00167-5](https://doi.org/10.1016/S0196-8904(99)00167-5)
172. Sacks R., Barak R. Impact of parametric modeling on productivity in construction // *Automation in Construction*. – 2008. – Vol. 17, No. 4. – P. 439–449. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2007.08.003>
173. Salzano A., Cascone S., Zitiello E. P. HVAC system performance with digital twin and IoT // *Journal of Architectural Engineering*. – 2025. – DOI: <https://doi.org/10.1061/JAEIED.AEENG-1855>
174. Sandberg J. Computer-based tools in HVAC design. – Chalmers University of Technology, 2011. – Режим доступа: <https://www.chalmers.se>
175. Sfakianaki E. Resource-efficient construction: rethinking construction towards sustainability // *World Journal of Science, Technology and Sustainable Development*. – 2015. – Vol. 12, No. 4. – P. 293–312. – DOI: <https://doi.org/10.1108/WJSTSD-03-2015-0014>

176. Franco A., Fantozzi F. Experimental analysis of a self consumption strategy for residential buildings // *Applied Energy*. – 2016. – Vol. 183. – P. 17–32. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.08.124>
177. Sozer H. Improving energy efficiency through building envelope design // *Building and Environment*. – 2010. – Vol. 45, No. 12. – P. 2581–2593. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2010.06.004>
178. Swan L. G., Ugursal V. I. Modeling end-use energy consumption // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2009. – Vol. 13, No. 8. – P. 1819–1835. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2008.09.033>
179. Lu Y., Wu Z., Chang R., Li Y. BIM for green buildings: a critical review // *Automation in Construction*. – 2017. – Vol. 83. – P. 134–148. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2017.08.024>
180. Tasselli N. BIM digital integration for existing buildings. – University of Ferrara, 2023.
181. Attia S., Beltrán L., De Herde A., Hensen J. L. M. Architectural decision making and performance simulation // *Building and Environment*. – 2012. – Vol. 49. – P. 147–160. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2011.09.015>
182. Sanchez A., Hammad A. BIM for existing buildings integrated with digital twins: a review // *Automation in Construction*. – 2024. – Vol. 155. – 105221. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2024.105221>
183. Hardin B., McCool D. BIM and Construction Management: Proven Tools, Methods, and Workflows. – 2nd ed. – Hoboken: Wiley, 2015. – 400 p.
184. Tzortzopoulos P., Formoso C. T. Applying lean thinking in construction and design // *Building Research & Information*. – 2006. – Vol. 34, No. 5. – P. 425–434. – DOI: <https://doi.org/10.1080/09613210600879856>
185. O'Donnell J., Maile T., Rose C., Bazjanac V. Transforming BIM to BEM // *Automation in Construction*. – 2013. – Vol. 31. – P. 134–142. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2012.11.020>

186. Valinejadshoubi M., Moselhi O. Integrating BIM into sensor-based facilities management operations // *Journal of Facilities Management*. – 2022. – Vol. 20, No. 4. – P. 519–535. – DOI: <https://doi.org/10.1108/JFM-11-2020-0086>
187. Valinejadshoubi M., Moselhi O., Bagchi A. IoT and BIM-based automated alert system for thermal comfort // *Sustainable Cities and Society*. – 2021. – Vol. 66. – 102602. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102602>
188. Ahmad T., Chen H. Short and medium-term forecasting of cooling and heating load using AI // *Energy and Buildings*. – 2018. – Vol. 166. – P. 460–476. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.02.068>
189. Wang S., Wang J., Wei J. Multi-agent control system for building energy management // *Energy and Buildings*. – 2011. – Vol. 43. – P. 1869–1877. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2011.03.032>
190. Arowoia V. A., Moehler R. C., Fang Y. Digital twin technology for thermal comfort and energy efficiency // *Energy and Built Environment*. – 2024. – Vol. 5, No. 5. – P. 641–656. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbenv.2023.10.002>
191. Vijayan D. S., Rose A. L., Arvindan S., Revathy J. Automation systems in smart buildings: a review // *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. – 2020. – Vol. 11. – P. 175–193. – DOI: <https://doi.org/10.1007/s12652-020-02666-9>
192. Wang S. *Intelligent buildings and building automation*. – London: Taylor & Francis, 2009.
193. Wang W., Zmeureanu R., Rivard H. Multi-objective genetic algorithms for building design // *Building and Environment*. – 2005. – Vol. 40. – P. 1512–1525. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2004.11.005>
194. Tian W., Heo Y., de Wilde P., Li Z., Yan D., Park C. S., Feng X. A review of uncertainty analysis in building energy assessment // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2018. – Vol. 93. – P. 285–301. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.05.029>
195. Xiao F., Fan C. BIM and building automation systems integration for energy management // In: *Big Data for Urban Sustainability*. – Edward Elgar, 2022.

196. Xie D., Xie Q. IoT-based monitoring system for building energy optimization using BIM // *Building Services Engineering Research and Technology*. – 2024. – DOI: <https://doi.org/10.1177/00368504241228130>
197. Yalcinkaya M., Singh V. Patterns and trends in BIM research // *Automation in Construction*. – 2015. – Vol. 59. – P. 68–80. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2015.07.012>
198. Wei T., Wang Y., Zhu Q. Intelligent control of building energy systems using machine learning // *Energy and Buildings*. – 2019. – Vol. 199. – P. 209–220. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.07.012>
199. Yitmen I., Almusaed A., Hussein M., Almssad A. AI-driven digital twins for smart buildings // *Buildings*. – 2025. – Vol. 15, No. 7. – 1030. – DOI: <https://doi.org/10.3390/buildings15071030>
200. Hosamo H. H., Svennevig P. R., Svidt K., Han D., Nielsen H. K. A digital twin predictive maintenance framework of air handling units // *Energy and Buildings*. – 2022. – Vol. 261. – 111988. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.111988>
201. Zaker M. R. H. BIM implementation in architectural practices: towards advanced collaborative approaches based on digital technologies. – Barcelona: UPC, 2019. – DOI: <https://doi.org/10.5821/dissertation-2117-173616>
202. Zhang Y. Y., Kang K., Lin J. R. BIM-based cyber-physical platform for building performance monitoring // *International Journal of Distributed Sensor Networks*. – 2020. – DOI: <https://doi.org/10.1177/1550147720908170>
203. Zhang X., Gao W. Artificial intelligence algorithms for net-zero energy buildings // *Applied Energy*. – 2023. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.121128>
204. Zhang Y., Wang J., Hu Z. Integration of AI and BIM in construction: a review // *Journal of Cleaner Production*. – 2022. – Vol. 335. – 130242. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.130242>

205. Deb C., Zhang F., Yang J. Data-driven model for predicting building energy consumption // *Applied Energy*. – 2017. – Vol. 194. – P. 214–226. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.02.006>
206. Zhao H.-X., Magoulès F. A review on prediction of building energy consumption // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2012. – Vol. 16. – P. 3586–3592. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.02.049>
207. Zhao Y. et al. Application of AI-based strategies in energy-conscious architectural planning // *Sustainable Cities and Society*. – 2020. – Vol. 60. – 102264. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102264>
208. Li K., Su H., Chu J. Forecasting building energy consumption using neural networks // *Energy and Buildings*. – 2011. – Vol. 43. – P. 1742–1747. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2011.03.015>
209. Zhou X. et al. BIM-based energy analysis and optimization: a review // *Building Simulation*. – 2021. – Vol. 14. – P. 393–407. – DOI: <https://doi.org/10.1007/s12273-020-0711-5>
210. Zhuang H., Zhang J., Muthu B. A. Sustainable smart city construction methods // *Sustainability*. – 2020. – Vol. 12. – 4947. – DOI: <https://doi.org/10.3390/su12124947>
211. Fang X., Wang S., Yan C. Deep reinforcement learning for building energy management: a survey // *Energy and Buildings*. – 2023. – Vol. 278. – 112619. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.112619>
212. Pan Y., Huang Z., Wu G. Calibrated building energy simulation and its application // *Energy and Buildings*. – 2007. – Vol. 39. – P. 651–657. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2006.10.007>
213. Izbash Y., Babayev V. Smart building energy systems modeling // *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. – 2024. – Vol. 1376. – 012004. – DOI: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1376/1/012004>
214. Augenbroe G. Trends in building simulation // *Building and Environment*. – 2002. – Vol. 37. – P. 891–902. – DOI: [https://doi.org/10.1016/S0360-1323\(02\)00005-1](https://doi.org/10.1016/S0360-1323(02)00005-1)

215. Федорченко М. А. Інтеграція штучного інтелекту та BIM-технологій для забезпечення нормативної відповідності та енергоефективності будівель // Шляхи підвищення ефективності будівництва. – 2025. – № 2 (56). – С. 65–78. [https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56\(2\).65-78](https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56(2).65-78)
216. Федорченко М. А., Катін О. А. Побудова інтегрованого аналітичного простору для виявлення сукупного рівня енергоефективності будівлі // Управління розвитком складних систем. – 2025. – № 63. – С. 201–211. <https://dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2025.63.201-211>
217. Федорченко М. А., Катін О. А., Гроголь В. Опрацювання понятійного апарату щодо сумісного застосування штучного інтелекту та ІТ як нового підґрунтя вибору варіантів будівель з раціональними характеристиками // Управління розвитком складних систем. – 2025. – № 62. – С. 141–154. <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.62.141-154>
218. Fedorchenko M. Detailing the procedural and expert components of the digital framework for forming a reliable energyefficient state of buildings // *Transfer of Innovative Technologies*. – 2025. – Vol. 8, No. 1. – URL: <https://tit.knuba.edu.ua/article/view/334492>
219. Федорченко М. А., Катін О. А. Цифровізація економіки як домінанта трансформації систем управління будівельних підприємств // Шляхи підвищення ефективності будівництва. – 2026. – № 3 (55). – С. 12–30. DOI: [https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.55\(3\).12-30](https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.55(3).12-30) (Фахове видання «Б»)
220. Федорченко М. А. Інформаційні та програмні модулі для підтримки рішень у досягненні енергоефективності проектування будівель // Шляхи підвищення ефективності будівництва. – 2026. – № 1 (57). – С. 257–269. [https://doi.org/10.32347/2707-501x.2026.57\(1\).257-269](https://doi.org/10.32347/2707-501x.2026.57(1).257-269)
221. Chupryna Kh., Gonchar V., Biloshchytskyi Y., Predun K., Fesun A., Fedorchenko M. Research and assessment of the effectiveness of digital transformation processes of construction enterprises // *Proceedings of the 2025 IEEE 5th International Conference on Smart Information Systems and Technologies*

(SIST). – Astana, 2025. – P. 1–7. – DOI: <https://doi.org/10.1109/SIST61657.2025.11139364> (англ.) (Scopus)

222. Федорченко М. Комплексна оцінка енергоефективності будівель на основі інструментів штучного інтелекту та сучасних аналітичних методів прийняття проєктних рішень / М. Федорченко // Енергоощадні машини і технології: програма V Міжнародної науково-практичної конференції, 22–24 травня 2024 р., Київ. – Київ: Київський національний університет будівництва і архітектури, 2024.

223. Федорченко М. А. Моделювання підсистем програмного комплексу формалізованого адміністрування процесів підвищення енергоефективності будівель / М. А. Федорченко // Налаштування освітніх траєкторій в підготовці менеджерів будівництва в контексті відбудови України : програма круглого столу, 30 травня 2023 р. – Київ : КНУБА, 2023.

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А. СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ НАУКОВИХ ПРАЦЬ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

*Статті у наукових періодичних виданнях інших держав та у виданнях
України, які включено до міжнародних наукометричних баз*

1. Федорченко М. А. Інтеграція штучного інтелекту та BIM-технологій для забезпечення нормативної відповідності та енергоефективності будівель // Шляхи підвищення ефективності будівництва. – 2025. – № 2 (56). – С. 65–78. [https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56\(2\).65-78](https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56(2).65-78) (Фахове видання «Б»)
2. Федорченко М. А., Катін О. А. Побудова інтегрованого аналітичного простору для виявлення сукупного рівня енергоефективності будівлі // Управління розвитком складних систем. – 2025. – № 63. – С. 201–211. <https://dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2025.63.201-211> (Фахове видання «Б»)
3. Федорченко М. А., Катін О. А., Гроголь В. Опрацювання понятійного апарату щодо сумісного застосування штучного інтелекту та ІТ як нового підґрунтя вибору варіантів будівель з раціональними характеристиками // Управління розвитком складних систем. – 2025. – № 62. – С. 141–154. <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.62.141-154> (Фахове видання «Б»)
4. Fedorchenko M. Detailing the procedural and expert components of the digital framework for forming a reliable energyefficient state of buildings // Transfer of Innovative Technologies. – 2025. – Vol. 8, No. 1. – URL: <https://tit.knuba.edu.ua/article/view/334492> (англ.). (Фахове видання «Б»)
5. Федорченко М. А., Катін О. А. Цифровізація економіки як домінанта трансформації систем управління будівельних підприємств // Шляхи підвищення ефективності будівництва. – 2026. – № 3 (55). – С. 12–30. DOI: [https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.55\(3\).12-30](https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.55(3).12-30) (Фахове видання «Б»)
6. Федоренко М. А. Інформаційні та програмні модулі для підтримки рішень у досягненні енергоефективності проектування будівель // Шляхи

підвищення ефективності будівництва. – 2026. – № 1 (57). – С. 257–269.
[https://doi.org/10.32347/2707-501x.2026.57\(1\).257-269](https://doi.org/10.32347/2707-501x.2026.57(1).257-269) (Фахове видання «Б»)

*Наукові праці, що представлені як тези доповіді у міжнародних
науково-технічних конференціях*

7. Chupryna Kh., Gonchar V., Biloshchytskyi Y., Predun K., Fesun A., Fedorchenko M. Research and assessment of the effectiveness of digital transformation processes of construction enterprises // Proceedings of the 2025 IEEE 5th International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST). – Astana, 2025. – P. 1–7. – DOI: <https://doi.org/10.1109/SIST61657.2025.11139364> (англ.) (**Scopus**)

Тези доповідей наукових та науково-практичних конференцій

8. Федорченко М. Комплексна оцінка енергоефективності будівель на основі інструментів штучного інтелекту та сучасних аналітичних методів прийняття проєктних рішень / М. Федорченко // Енергоощадні машини і технології : програма V Міжнародної науково-практичної конференції, 22–24 травня 2024 р., Київ. – Київ : Київський національний університет будівництва і архітектури, 2024.

9. Федорченко М. А. Моделювання підсистем програмного комплексу формалізованого адміністрування процесів підвищення енергоефективності будівель / М. А. Федорченко // Налаштування освітніх траєкторій в підготовці менеджерів будівництва в контексті відбудови України : програма круглого столу, 30 травня 2023 р. – Київ : КНУБА, 2023.

ДОДАТОК В. ДОВІДКИ ПРО ВПРОВАДЖЕННЯ**ТОВАРИСТВО З ОБМЕЖЕНОЮ ВІДПОВІДАЛЬНІСТЮ
"АРХІТЕКТУРНО-БУДІВЕЛЬНІ НОВАЦІЇ"**186/1 16.09.2025**ДОВІДКА**

про впровадження результатів дисертаційної роботи
Федорченка Миколи Андрійовича на тему: *«Інтелектуальна інформаційна
система підтримки вибору альтернатив енергоощадних будівель з
використанням штучного інтелекту»*
(спеціальність 126 «Інформаційні системи та технології»).

ТОВ «Архітектурно-будівельні новації» підтверджує впровадження у власну діяльність аналітичних і прикладних результатів дисертаційного дослідження Федорченко, присвяченого розробці інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень під час проектування енергоефективних будівель. Розроблена автором система, що інтегрує технології штучного інтелекту (ШІ) і BIM-моделювання, дозволила створити сучасний цифровий інструмент для багатокритеріального аналізу проектних альтернатив. Завдяки впровадженню цієї системи фахівці компанії отримали можливість комплексно оцінювати архітектурно-планувальні рішення, конструктивні параметри, матеріальні показники та енергетичну ефективність проєктів у режимі реального часу.

Зокрема, застосування моделі глибокої нейронної мережі (DNN), навченої на базі даних енергоаудитів і цифрових паспортів будівель, забезпечило автоматизовану оцінку енергетичної ефективності різних варіантів проєктів. Це дозволило визначати оптимальні параметри огорожувальних конструкцій, прогнозувати теплові втрати з похибкою менше ніж 5,2 Вт/м² та формувати науково обґрунтовані рекомендації щодо зниження енергоспоживання. Особливе визнання отримала удосконалена автором система багатокритеріальної оптимізації, яка поєднує методи нечіткої логіки, експертних оцінок і алгоритмів машинного навчання. Вона дала змогу значно підвищити точність і швидкість прийняття проектних рішень, особливо при порівнянні альтернатив, що різняться за типом конструкцій, матеріалами, кліматичними умовами експлуатації та енергетичними сценаріями.

Фахівці ТОВ «Архітектурно-будівельні новації» високо оцінили ефективність запропонованої системи, відзначивши її адаптивність до специфіки українських норм проектування, інтуїтивність користувацького інтерфейсу, можливість інтеграції з BIM-платформами та зручність у візуалізації аналітичних результатів. За результатами апробації встановлено, що використання системи дозволяє скоротити

термін розроблення проектних пропозицій на 16-18%, а також зменшити ризик помилкових рішень у сфері енергоефективності. Практичне використання інтелектуальної системи відбулося при виконанні передінвестиційних досліджень з проектування житлового комплексу по вул. Сергія Мартина в м. Ужгороді. Отримані результати багатокритеріальної оптимізації дали змогу провести глибокий аналіз енергетичних характеристик декількох проектних альтернатив і вибрати архітектурно-конструктивне рішення з найвищими показниками енергоощадності.

На підставі цих результатів було скориговано проектно-кошторисну документацію, оптимізовано конструктивні рішення, підібрано ефективні теплоізоляційні матеріали та системи енергозабезпечення. Застосування рекомендацій, отриманих завдяки інтелектуальній системі, дозволило зменшити прогнозовані експлуатаційні витрати, підвищити рівень енергоефективності будівлі та гарантувати економічну доцільність інвестицій. Розроблена в дисертаційній роботі методологія забезпечила підвищення обґрунтованості проектних і інвестиційних рішень, скорочення циклу передінвестиційного аналізу та узгодження показників проекту з вимогами європейських директив у сфері сталого розвитку.

Результати дисертаційної роботи Федорченко, зокрема удосконалена система багатокритеріальної оптимізації, довели свою практичну ефективність у діяльності ТОВ «Архітектурно-будівельні новації». Їх використання дозволило на стадії передінвестиційних досліджень обрати найбільш енергоощадний варіант будівлі, що стало основою для коригування проектно-кошторисної документації, успішного інвестування, підготовки та подальшого будівництва об'єкта за адресою: м. Ужгород, вул. Сергія Мартина.

Директор компанії



Архіпенко С.М.



ІНСТИТУТ МІСЦЕВОГО РОЗВИТКУ

КОНСУЛЬТАТИВНІ, ІНФОРМАЦІЙНІ ТА ЕКСПЕРТНІ ПОСЛУГИ

М. КИЇВ, ВУЛ. ІГОРІВСЬКА 14А, ТЕЛ.: (044) 428-76-10

Вих. № 402/2 від 05.11.2025 р.

ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційної роботи

Федорченко Миколи Андрійовича

*на тему: «Інтелектуальна інформаційна система підтримки вибору
альтернатив енергоощадних будівель з використанням штучного інтелекту»*

(спеціальність 126 – «Інформаційні системи та технології»)

Всеукраїнська благодійна організація «Інститут місцевого розвитку» підтверджує практичне впровадження результатів дисертаційного дослідження Федорченко Миколи Андрійовича у діяльність організації, пов'язану з аналітичним супроводом, цифровим моделюванням та управлінням проектами енергоефективного будівництва у громадах України. Розробки автора були використані у межах ініціативи «Цифрова реконструкція енергоефективного житла», що реалізується Інститутом у партнерстві з муніципалітетами м. Житомира, Чернігова та Дніпра протягом 2024–2025 рр. У межах проекту здійснювалося створення інформаційно-аналітичного середовища для оцінювання, планування та прийняття рішень щодо реконструкції житлового фонду із застосуванням інтелектуальних цифрових технологій. Результати дисертаційної роботи Федорченко лягли в основу розроблення та впровадження інтелектуальної інформаційної системи підтримки проектних рішень, орієнтованої на багатокритеріальний вибір архітектурно-технічних альтернатив будівель у процесі енергоефективного проєктування. Зазначена система поєднує технології штучного інтелекту, теплотехнічного моделювання, нечіткої логіки та BIM-платформи, що забезпечує комплексне оцінювання енергетичних, екологічних і конструктивних параметрів об'єктів.

Впроваджена система стала базовим елементом цифрової екосистеми Інституту місцевого розвитку для підтримки муніципальних програм сталого будівництва. Її аналітичне ядро побудовано на алгоритмах глибоких нейронних мереж (Deep Neural Networks) та байєсівських моделей, які дозволяють здійснювати прогнозування теплових балансів будівель, аналізувати енергетичні втрати, визначати оптимальні рішення щодо утеплення, вентиляції та орієнтації будівельних конструкцій відносно кліматичних умов конкретного регіону. У

процесі експлуатації система довела свою ефективність, дозволивши фахівцям Інституту суттєво підвищити точність прогнозування показників енергоефективності (середня похибка не перевищує 5%) та скоротити тривалість етапу техніко-економічного аналізу проектних альтернатив з 15 до 4 днів. Застосування когнітивно-еволюційної методології, розробленої у межах дисертації, дало змогу формувати сценарії адаптивного проектування в умовах високої невизначеності зовнішніх чинників.

Серед основних функціональних можливостей впровадженої системи:

- автоматизоване оцінювання енергетичних характеристик будівель з урахуванням кліматичних, технічних і матеріальних параметрів;
- аналіз життєвого циклу будівлі (LCA) з прогнозуванням експлуатаційних витрат та вуглецевого сліду;
- інтеграція даних IoT-сенсорів у BIM-середовище для моніторингу теплових потоків;
- генерація рекомендацій для вибору енергоощадних рішень у процесі реконструкції та нового будівництва;
- побудова рейтингів проектних альтернатив за сукупністю енергетичних, економічних і екологічних критеріїв.

Впровадження системи Федорченко у діяльність Інституту дозволило сформувати інформаційно-аналітичну платформу управління енергоефективними проектами, що відповідає сучасним вимогам цифрової трансформації галузі будівництва та концепції Smart City. На основі розроблених автором алгоритмів машинного навчання здійснюється автоматичне налаштування теплотехнічних моделей будівель відповідно до фактичних даних енергоаудиту.

Особливе значення для практичної діяльності Інституту має запропонована у дисертації модель адаптивного багатокритеріального вибору, що інтегрує методи нечіткої логіки (fuzzy logic), SVM і штучних нейронних мереж. Її застосування під час аналізу муніципальних програм енергомодернізації дозволило обґрунтовано визначити оптимальні варіанти реконструкції будівель різного типу, зокрема дитячих садків і шкіл, з урахуванням енергоспоживання, вартості модернізації та термінів окупності. Значущим практичним результатом стала реалізація в системі модулів візуалізації енергомоделей, що дозволяють інтегрувати результати теплотехнічного аналізу безпосередньо у BIM-модель об'єкта. Це забезпечило підвищення прозорості управлінських рішень, спрощення комунікації між архітекторами, інженерами та аналітиками, а також скорочення кількості помилок у проєктній документації. Впроваджена система активно використовується в Інституті для навчання та консультування представників місцевих органів влади у сфері сталого будівництва. Вона стала складовою

частиною навчального модуля «Цифрове управління енергоефективністю будівель» у межах освітньої програми Інституту для муніципальних енергоменеджерів.

У результаті впровадження розробок Федорченка М.А. інститут досяг:

- підвищення точності розрахунків тепловтрат та прогнозів енергоспоживання на 13-17%;
- скорочення часу підготовки енергоаудиторських звітів на 22%;
- оптимізації процесу прийняття інженерно-архітектурних рішень;
- підвищення рівня цифрової зрілості організації у сфері енергомодельовання.

Керівництво Інституту місцевого розвитку високо оцінює значення результатів дисертаційної роботи Федорченко Миколи Андрійовича як для наукового прогресу у галузі інформаційних систем та технологій, так і для практичного підвищення ефективності управління енергоефективними проектами в Україні. Розроблена ним інтелектуальна система є важливим внеском у розвиток вітчизняної цифрової інфраструктури сталого будівництва.

Практичне впровадження результатів дисертаційного дослідження Федорченко М.А. у діяльність ВБО «Інститут місцевого розвитку» підтвердило високу ефективність запропонованих ним рішень у сфері цифрового проектування та управління енергоефективністю будівель. Розроблена система сприяє реалізації державної політики енергоощадності, підтримує принципи сталого розвитку та є прикладом успішної інтеграції інтелектуальних технологій у проектну практику України.

Виконавчий директор
ВБО «Інститут місцевого розвитку»
д.е.н., доцент



Руслан Тормосов



03048, м.Київ, Солом'янський район, ВУЛИЦЯ ЕРНСТА, будинок 16-Б,
приміщення 201 тел. (044) 2386511 Код ЄДРПОУ 22965175

№ 22-ЗН від « 15 » 10 2025 р.

ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційної роботи Федорченко Миколи Андрійовича на тему: *«Інтелектуальна інформаційна система підтримки вибору альтернатив енергоощадних будівель з використанням штучного інтелекту»* (спеціальність 126 «Інформаційні системи та технології»).

Керівництво ТОВ «Альфа-сервіс» підтверджує практичне впровадження аналітичних і прикладних результатів дисертаційної роботи Федорченко у діяльність компанії в межах виконання проєктів з енергоефективного будівництва житлових і громадських споруд. У 2024–2025 рр. дослідження автора були апробовані під час підготовки та реалізації передінвестиційного етапу будівництва житлового комплексу у місті Вінниці (вул. Максимовича, 21). Проєкт реалізовувався нашої компанією (в якості девелопера) під орудою компанії (в якості замовника).

Розроблена Федорченко інтелектуальна інформаційна система підтримки вибору альтернатив будівель із застосуванням технологій штучного інтелекту та BIM-моделювання стала ефективним інструментом для оцінювання та оптимізації проєктних рішень. Система дозволила фахівцям компанії здійснювати комплексний багатокритеріальний аналіз альтернатив на основі показників енергоефективності, теплотехнічних властивостей конструкцій, вартості матеріалів, рівня екологічності та довговічності будівель.

Важливим результатом упровадження стало використання розробленої автором аналітичної моделі на базі глибокої нейронної мережі (Deep Neural Network), що навчалася на масивах даних енергоаудитів, кліматичних факторів та цифрових паспортів будівель. Ця модель дозволила здійснювати точне прогнозування енергоспоживання, визначати оптимальні параметри огорожувальних конструкцій, ідентифікувати зони потенційних тепловтрат,

а також формувати індивідуальні рекомендації щодо підвищення енергоощадності об'єктів. Ключовою інновацією, високо оціненою фахівцями ТОВ «Альфа-сервіс», є удосконалена система багатокритеріальної оптимізації, розроблена в межах дисертації. Вона інтегрує методи нечіткої логіки, ієрархічного аналізу, машинного навчання та експертного оцінювання. Завдяки цьому система забезпечує автоматизовану оцінку та порівняння десятків альтернатив проектних рішень за сукупністю техніко-економічних, енергетичних та екологічних критеріїв. Її застосування дозволило суттєво скоротити час прийняття управлінських рішень, знизити ризик неефективного вибору конструкційних матеріалів і досягти значного зменшення прогнозованих експлуатаційних витрат.

Фахівці компанії відзначили зручність інтеграції системи у BIM-середовище, що дало змогу поєднати інтелектуальний аналіз із тривимірним моделюванням будівлі. Візуалізація результатів аналізу у BIM-моделі дозволила виявляти конструктивні недоліки на ранніх етапах проектування, оцінювати енергетичні баланси та приймати обґрунтовані рішення щодо вибору матеріалів і технологій утеплення. Високо оцінено також реалізований у системі механізм цифрового порівняння альтернатив із урахуванням життєвого циклу будівлі — від етапу проектування до експлуатації. Це дозволило не лише оцінювати енергоефективність у короткостроковій перспективі, а й прогнозувати довгострокові економічні вигоди від впровадження певних архітектурно-конструктивних рішень. Практичне застосування розробок Федорченко М.А. у діяльності компанії підтвердило їхню ефективність у сфері управління проектуванням та девелопментом. У процесі реалізації передінвестиційних досліджень у м. Вінниця використання інтелектуальної системи дало можливість скоротити час енергетичного аналізу з трьох тижнів до п'яти днів, знизити похибку прогнозування тепловтрат до 9,2%, а також забезпечити узгодженість інженерних і архітектурних рішень між підрозділами компанії. У результаті роботи система дозволила компанії сформувати обґрунтовану базу даних проектних альтернатив, провести ранжування будівель за рівнем енергоощадності та визначити оптимальний варіант забудови з найвищими показниками енергоефективності, окупності інвестицій і комфортності експлуатації.

Використання науково-прикладного інструментарію, розробленого Федорченко, сприяло підвищенню обґрунтованості інвестиційних рішень, скороченню тривалості передінвестиційної фази та підвищенню якості

проектного аналізу відповідно до сучасних стандартів сталого розвитку і ДБН України у сфері енергоефективного будівництва. Результати дисертаційної роботи Федорченко М.А., зокрема розроблена інтелектуальна система підтримки вибору альтернатив енергоощадних будівель і вдосконалений механізм багатокритеріальної оптимізації, дозволили ТОВ «Альфа-сервіс» на стадії передінвестиційних досліджень обрати найбільш енергоощадний варіант будівлі. Це стало основою для подальшого формування проектно-кошторисної документації, забезпечило раціональний розподіл ресурсів, підвищення рівня енергетичної ефективності та успішне ухвалення інвестиційного рішення.

Заступник директора

ТОВ «Альфа-сервіс»

(А.М. Кравченко)



« 15 » 10 2025 р.

ДОДАТОК С1. КОД ДЛЯ ПОБУДОВИ МОДЕЛІ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ БУДІВЛІ НА ОСНОВІ ДАНИХ З ВІМ-МОДЕЛІ ЗА ДОПОМОГОЮ TENSORFLOW ТА KERAS.

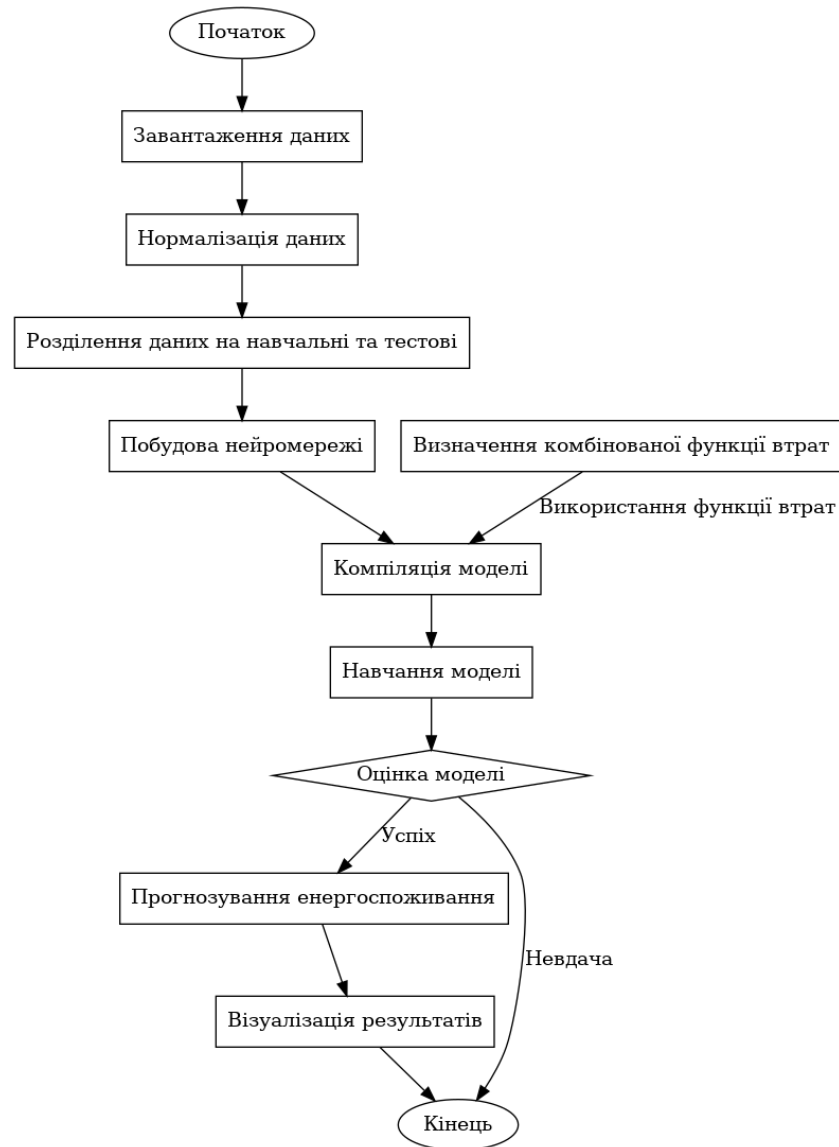


Рисунок Основні етапи обробки даних, побудови, навчання та оцінки моделі.

```

import numpy as np
import pandas as pd
import tensorflow as tf
from tensorflow import keras
from tensorflow.keras import layers

```

```

# Завантаження даних
# Передбачається, що у вас є CSV-файл із
# параметрами BIM та енергоспоживанням
data = pd.read_csv('building_energy_data.csv')

```

```

# Розділення на вхідні параметри та мітки
X = data.drop('Energy_Consumption', axis=1).values

```

```

y = data['Energy_Consumption'].values

```

```

# Нормалізація даних
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
scaler = StandardScaler()
X = scaler.fit_transform(X)

```

```

# Розділення на тренувальні та тестові набори
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y,
test_size=0.2, random_state=42)

```

```

# Побудова моделі

```

```

model = keras.Sequential([
    layers.Dense(128, activation='relu',
input_shape=(X_train.shape[1],)),
    layers.Dropout(0.2),
    layers.Dense(64, activation='relu'),
    layers.Dropout(0.2),
    layers.Dense(32, activation='relu'),
    layers.Dense(1)
])

# Комбінована функція втрат
class CombinedLoss(tf.keras.losses.Loss):
    def __init__(self, alpha=0.5, beta=0.3, gamma=0.2):
        super().__init__()
        self.alpha = alpha
        self.beta = beta
        self.gamma = gamma

    def call(self, y_true, y_pred):
        mse = tf.reduce_mean(tf.square(y_true - y_pred))
        mae = tf.reduce_mean(tf.abs(y_true - y_pred))
        huber = tf.keras.losses.Huber(delta=1.0)(y_true,
y_pred)
        return self.alpha * mse + self.beta * mae +
self.gamma * huber

# Компільована модель
model.compile(
optimizer=tf.keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.
001),
loss=CombinedLoss(alpha=0.5, beta=0.3,
gamma=0.2),
metrics=['mae', 'mse']
)

# Навчання моделі
history = model.fit(X_train, y_train,
validation_data=(X_test, y_test), epochs=100,
batch_size=32)

# Оцінка моделі
loss, mae, mse = model.evaluate(X_test, y_test)
print(f'Test MAE: {mae}, Test MSE: {mse}')

# Прогнозування
predictions = model.predict(X_test)

# Візуалізація результатів
import matplotlib.pyplot as plt
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.plot(y_test, label='Actual Energy Consumption')
plt.plot(predictions, label='Predicted Energy
Consumption', alpha=0.7)
plt.legend()
plt.show()

```

ДОДАТОК С 2.

Таблиця. Застосування інструментальних BIM-компонентів: світова статистика відображає глобальні тенденції у використанні програмних засобів для інформаційного моделювання будівель (BIM) у різних сферах проектування, будівництва та експлуатації об'єктів.

Інструмент	Підхід, що використовує	Частка впровадження в проектах (США)	Функціонал	Енергоефективні функції
Autodesk Revit	Основна BIM-платформа для створення інформаційних моделей будівель з урахуванням архітектурних, конструктивних та інженерних рішень.	78%	<ul style="list-style-type: none"> автоматичне оновлення креслень при зміні параметрів; сумісність із енергетичним моделюванням (через Insight360); візуальну координацію та розрахунок площ, об'ємів, теплових навантажень. [Autodesk Revit] 	Параметричне моделювання, Energy Analysis
Дунамо	Платформа візуального програмування, вбудована в Revit	45%	<ul style="list-style-type: none"> автоматизувати повторювані дії в проектуванні; створювати параметричні сценарії енергоспоживання; задавати правила для генеративного дизайну будівель з урахуванням теплових зон і світлового аналізу. 	AI-генерація форм, сценаріїв
Navisworks	Інструмент для координації моделей з різних дисциплін, використовується для:	62%	<ul style="list-style-type: none"> мультидисциплінарного узгодження (архітектура, MEP, конструкції); виявлення колізій (clash detection); симуляції будівельного процесу (4D-планування); аналізу часових та матеріальних ресурсів. 	Координація та виявлення колізій
OpenBIM/IFC	підхід, що базується на відкритих форматах обміну даними, головним з яких є Industry Foundation Classes (IFC).	35%	<ul style="list-style-type: none"> забезпечити інтероперабельність між різними BIM-програмами; використовувати моделі з Revit, ArchiCAD, Tekla та ін. в єдиному середовищі; інтегрувати моделі з інструментами енергомоделювання (EnergyPlus, DesignBuilder). 	Обмін енергоданими між платформами
Інструмент	Підхід, що використовує	10 % (США)	Функціонал	Енергоефективні функції
Autodesk Revit	Основна BIM-платформа для створення інформаційних моделей будівель з урахуванням архітектурних, конструктивних та інженерних рішень.	78%	<ul style="list-style-type: none"> автоматичне оновлення креслень при зміні параметрів; сумісність із енергетичним моделюванням (через Insight360); візуальну координацію та розрахунок площ, об'ємів, теплових навантажень. [Autodesk Revit] 	Параметричне моделювання, Energy Analysis

Джерело [105]

ДОДАТОК D.

Алгоритм еволюційного алгоритму для вибору оптимального енергоефективного проєкту

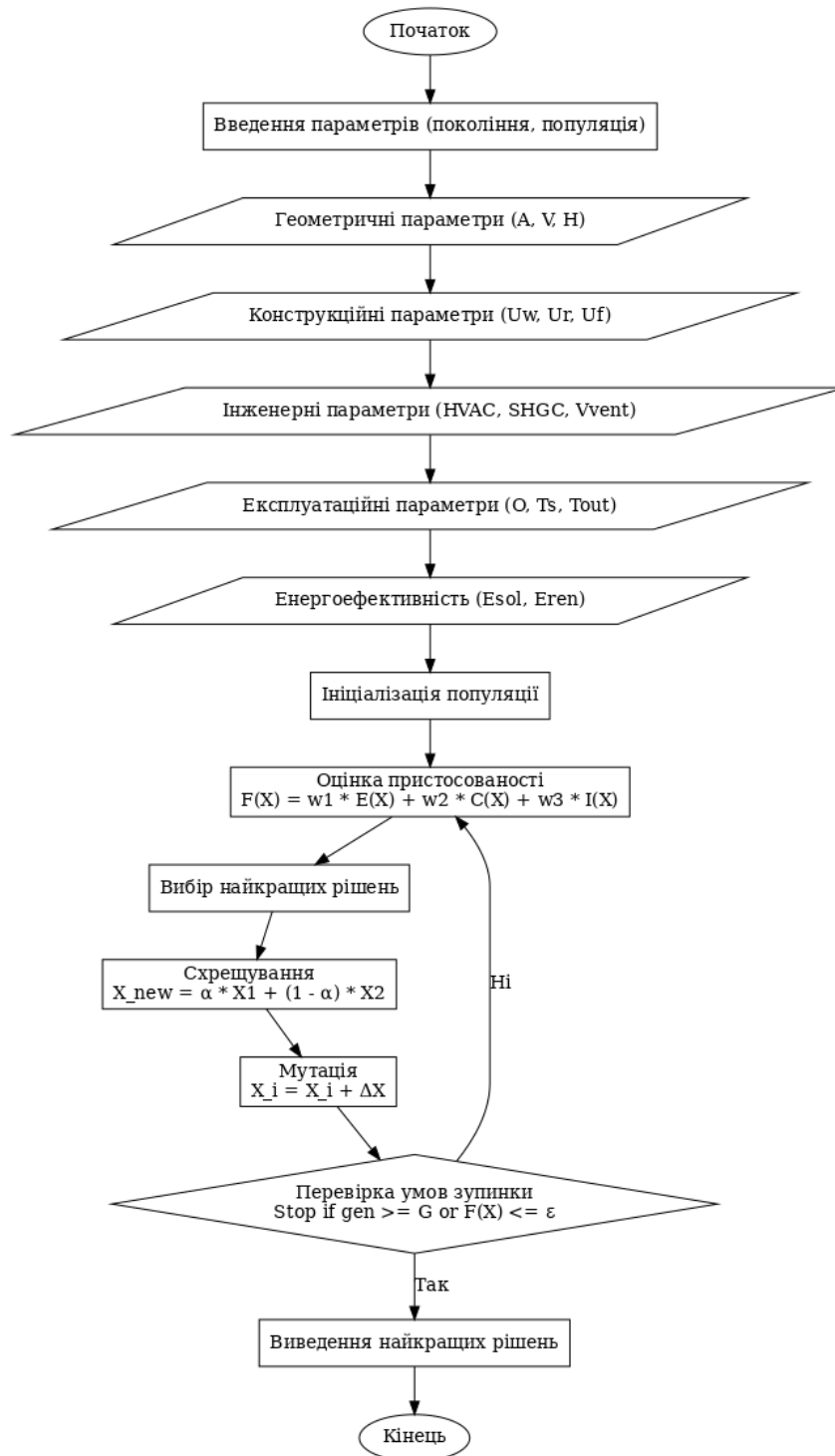


Рисунок. Реалізація еволюційного алгоритму для вибору оптимального проєкту з використанням Python та бібліотеки DEAP (Distributed Evolutionary Algorithms in Python)

```
import random
import numpy as np
```

```
from deap import base, creator, tools,
algorithms
```

```
# Параметри задачі
```

```

NUM_PARAMETERS = 10 # Кількість
вхідних параметрів з ВІМ
POP_SIZE = 100 # Розмір популяції
GENS = 50 # Кількість поколінь
СХРВ, МУТРВ = 0.7, 0.2 # Ймовірності
схрещування та мутації

# Функція оцінки (приклад)
def evaluate(individual):
    energy_consumption =
sum(individual[:5]) # Умовне
енергоспоживання
    cost = sum(individual[5:8]) * 1000 #
Умовна вартість
    comfort_index = 1 / (1 + abs(individual[8]
- 22)) # Оптимальна температура 22°C
    return energy_consumption, cost,
comfort_index

# Створення середовища для алгоритму
creator.create("FitnessMulti", base.Fitness,
weights=(-1.0, -1.0, 1.0))
creator.create("Individual", list,
fitness=creator.FitnessMulti)

toolbox = base.Toolbox()
toolbox.register("attr_float",
random.uniform, 0, 1)
toolbox.register("individual",
tools.initRepeat, creator.Individual,
toolbox.attr_float, NUM_PARAMETERS)

```

```

toolbox.register("population",
tools.initRepeat, list, toolbox.individual)

# Оператори алгоритму
toolbox.register("evaluate", evaluate)
toolbox.register("mate", tools.cxBlend,
alpha=0.5)
toolbox.register("mutate",
tools.mutGaussian, mu=0, sigma=0.1,
indpb=0.2)
toolbox.register("select", tools.selNSGA2)

# Ініціалізація популяції
population =
toolbox.population(n=POP_SIZE)
algorithms.eaMuPlusLambda(population,
toolbox, mu=POP_SIZE,
lambda_=POP_SIZE,
cxpb=СХРВ,
mutpb=МУТРВ, ngen=GENS,
stats=None,
halloffame=None, verbose=True)

# Вивід результатів
best_individuals = tools.selBest(population,
k=5)
print("Найкращі рішення:")
for ind in best_individuals:
    print(ind, ind.fitness.values)

```

ДОДАТОК D1.

Таблиця Порівняння життєвих циклів будівель: традиційний vs цифровий підхід (BIM + AI)

Етап	Опис дій	Традиційний підхід	Цифровий підхід (BIM + AI)	Переваги цифрового підходу
Концептуальне планування	Формування запиту, визначення цілей, аналіз середовища	Орієнтація на досвід проєктанта, ручний аналіз локації	AI-аналіз даних про середовище, користувачів, транспорт	Об'єктивність, врахування великих обсягів даних
Архітектурне проєктування	Створення просторових рішень, 3D-моделей	CAD-моделювання, ручна перевірка конфліктів	BIM-модель, автоматизоване виявлення колізій, AI-моделі	Швидкість, точність, енергоаналіз до будівництва
Інженерне проєктування	Підбір конструкцій, інженерних мереж	Окремі проєкти без інтеграції	Цифрові підсистеми у BIM, AI-оптимізація мереж	Зменшення енерговтрат, краща інтеграція систем
Будівництво	Фізичне зведення споруди	Ручне управління, паперові креслення	Цифрові плани, IoT-контроль, AI-передбачення	Прозорість, контроль якості, попередження помилок
Експлуатація	Щоденне функціонування будівлі	Обслуговування за графіком, збої через непередбачуваність	Цифровий двійник, AI-моніторинг, прогнози збоїв	Зменшення витрат, підвищення надійності
Реконструкція/Утилізація	Оцінка стану, прийняття рішень про відновлення чи демонтаж	Інтуїтивна оцінка старіння систем	AI-прогнози, автоматизоване оновлення моделей	Раціональне планування та сталий розвиток

ДОДАТОК D2.

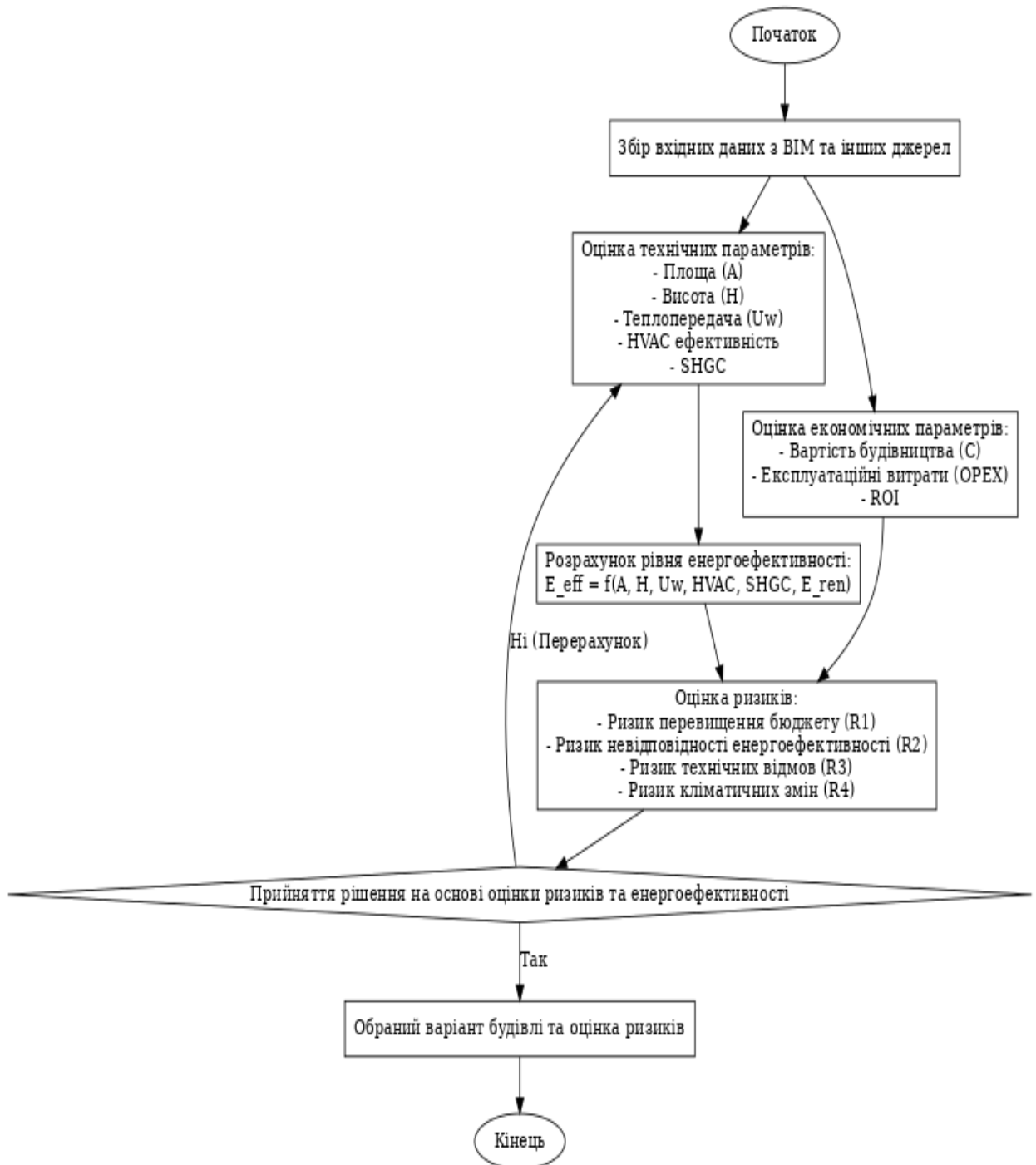
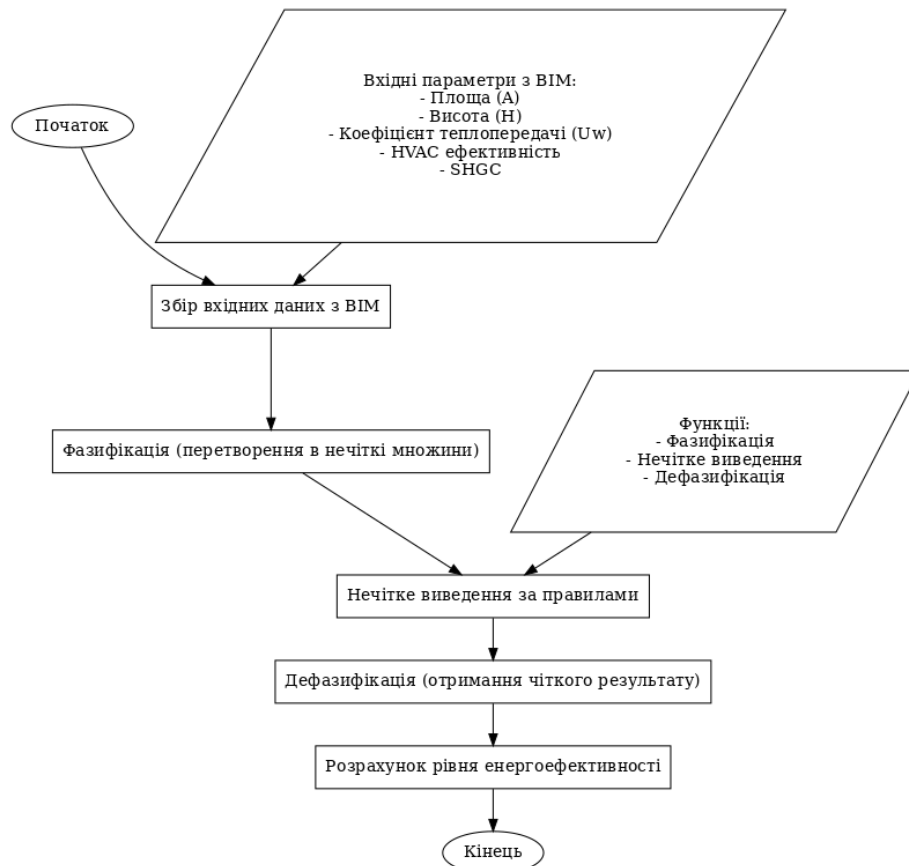


Рисунок. Алгоритм реалізації Байєсівської мережі для оцінки ризиків при виборі енергоефективних будівель

ДОДАТОК Е. АЛГОРИТМ МОДЕЛІ НА ОСНОВІ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ ДЛЯ ОЦІНКИ ТА ВИБОРУ ВАРІАНТІВ БУДІВЕЛЬ ЩОДО ЇХ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ



Код для реалізації нечіткої логічної моделі для оцінки та вибору варіантів будівель щодо їх енергоефективності, використовуючи бібліотеку skfuzzy в Python

```

import numpy as np
import skfuzzy as fuzz
from skfuzzy import control as ctrl

# Вхідні параметри
area = ctrl.Antecedent(np.arange(50, 1001, 1), 'area')
height = ctrl.Antecedent(np.arange(2, 20, 0.1), 'height')
walls_u = ctrl.Antecedent(np.arange(0.1, 2.0, 0.01), 'walls_u')
hvac_efficiency = ctrl.Antecedent(np.arange(1, 10, 0.1), 'hvac_efficiency')
sun_gain = ctrl.Antecedent(np.arange(0.1, 1.0, 0.01), 'sun_gain')
energy_efficiency = ctrl.Consequent(np.arange(0, 101, 1), 'energy_efficiency')

# Нечіткі множини для площі будівлі
area['small'] = fuzz.trapmf(area.universe, [50, 50, 150, 300])
area['medium'] = fuzz.trimf(area.universe, [200, 500, 800])
area['large'] = fuzz.trapmf(area.universe, [600, 800, 1000, 1000])

# Нечіткі множини для висоти будівлі
height['low'] = fuzz.trapmf(height.universe, [2, 2, 4, 6])
height['medium'] = fuzz.trimf(height.universe, [4, 8, 12])
height['high'] = fuzz.trapmf(height.universe, [10, 12, 20, 20])

# Нечіткі множини для коефіцієнта теплопередачі
walls_u['low'] = fuzz.trapmf(walls_u.universe, [0.1, 0.1, 0.5, 1.0])
walls_u['medium'] = fuzz.trimf(walls_u.universe, [0.5, 1.0, 1.5])
walls_u['high'] = fuzz.trapmf(walls_u.universe, [1.0, 1.5, 2.0, 2.0])

# Нечіткі множини для ефективності HVAC
hvac_efficiency['low'] = fuzz.trapmf(hvac_efficiency.universe, [1, 1, 3, 5])
hvac_efficiency['medium'] = fuzz.trapmf(hvac_efficiency.universe, [4, 6, 8])
  
```

```

hvac_efficiency['high'] =
fuzz.trapmf(hvac_efficiency.universe, [7, 8, 10, 10])

# Нечіткі множини для сонячного теплового
надходження
sun_gain['low'] = fuzz.trapmf(sun_gain.universe, [0.1,
0.1, 0.3, 0.5])
sun_gain['medium'] = fuzz.trimf(sun_gain.universe,
[0.4, 0.6, 0.8])
sun_gain['high'] = fuzz.trapmf(sun_gain.universe,
[0.7, 0.8, 1.0, 1.0])

# Вихідна змінна — енергоефективність
energy_efficiency['low'] =
fuzz.trapmf(energy_efficiency.universe, [0, 0, 30, 50])
energy_efficiency['medium'] =
fuzz.trimf(energy_efficiency.universe, [40, 60, 80])
energy_efficiency['high'] =
fuzz.trapmf(energy_efficiency.universe, [70, 80, 100,
100])

# Правила нечіткої логіки
rule1 = ctrl.Rule(area['small'] & walls_u['low'] &
hvac_efficiency['high'], energy_efficiency['high'])
rule2 = ctrl.Rule(area['large'] & walls_u['high'] &
hvac_efficiency['low'], energy_efficiency['low'])
rule3 = ctrl.Rule(height['medium'] & sun_gain['high'],
energy_efficiency['medium'])

rule4 = ctrl.Rule(walls_u['medium'] &
hvac_efficiency['medium'],
energy_efficiency['medium'])
rule5 = ctrl.Rule(area['medium'] & walls_u['low'] &
hvac_efficiency['high'], energy_efficiency['high'])

# Контрольна система
energy_ctrl = ctrl.ControlSystem([rule1, rule2, rule3,
rule4, rule5])
simulation =
ctrl.ControlSystemSimulation(energy_ctrl)

# Введення значень
simulation.input['area'] = 600
simulation.input['height'] = 10
simulation.input['walls_u'] = 1.2
simulation.input['hvac_efficiency'] = 7.5
simulation.input['sun_gain'] = 0.6

# Розрахунок результату
simulation.compute()
print(f'Енергоефективність:
{simulation.output['energy_efficiency']:.2f} %")

# Візуалізація
energy_efficiency.view(sim=simulation)

```

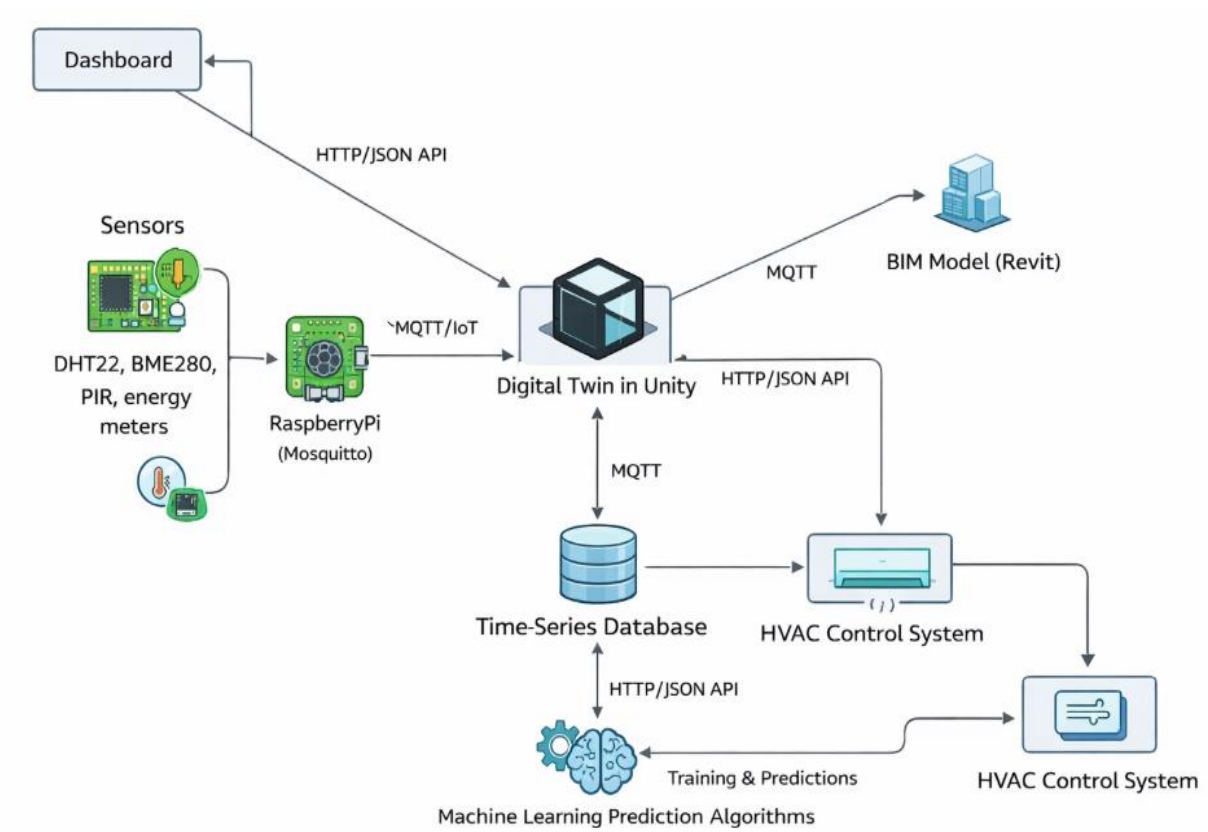


Рисунок Архітектурна схема цифрового двійника будівлі

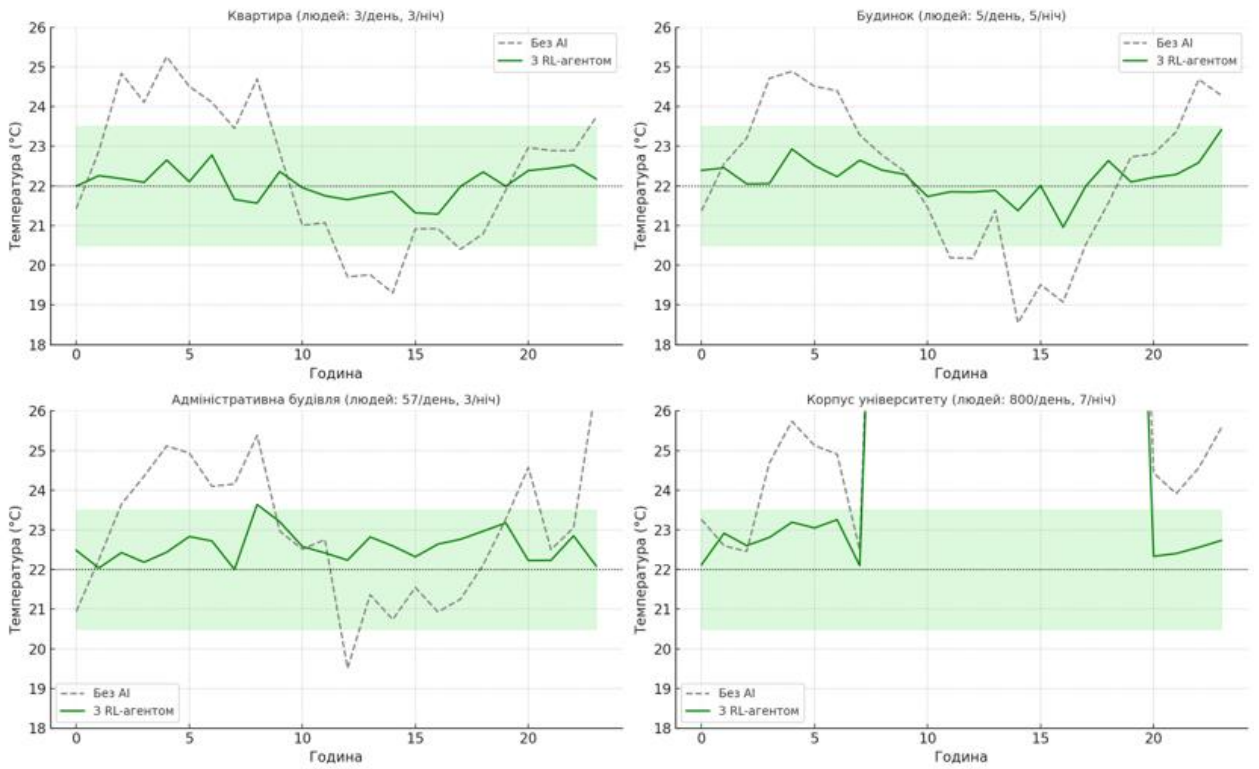


Рисунок Вплив RL-агента на теплорежим з урахуванням присутності людей в приміщенні.

ДОДАТОК F. КОД РЕАЛІЗАЦІЇ БАЙЄСІВСЬКОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ОЦІНКИ РИЗИКІВ ПРИ ВИБОРІ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНИХ БУДІВЕЛЬ, ВИКОРИСТОВУЮЧИ БІБЛІОТЕКУ PGMPY В PYTHON

```

from pgmpy.models import BayesianModel
from pgmpy.inference import VariableElimination
from pgmpy.factors.discrete import TabularCPD

# Створення моделі Байєсівської мережі
model = BayesianModel([
    ('Area', 'EnergyEfficiency'),
    ('Height', 'EnergyEfficiency'),
    ('WallUValue', 'EnergyEfficiency'),
    ('HVACEfficiency', 'EnergyEfficiency'),
    ('SHGC', 'EnergyEfficiency'),
    ('EnergyEfficiency', 'Risk'),
    ('Cost', 'Risk'),
    ('ROI', 'Risk')
])
# Визначення таблиць умовних ймовірностей (CPD)
cpd_area = TabularCPD(variable='Area',
    variable_card=2, values=[[0.7], [0.3]])
cpd_height = TabularCPD(variable='Height',
    variable_card=2, values=[[0.6], [0.4]])
cpd_wall_u = TabularCPD(variable='WallUValue',
    variable_card=2, values=[[0.8], [0.2]])
cpd_hvac = TabularCPD(variable='HVACEfficiency',
    variable_card=2, values=[[0.5], [0.5]])
cpd_shgc = TabularCPD(variable='SHGC',
    variable_card=2, values=[[0.65], [0.35]])
# Умовні ймовірності для енергоефективності
cpd_energy_efficiency = TabularCPD(
    variable='EnergyEfficiency', variable_card=2,
    values=[[0.9, 0.7, 0.8, 0.6, 0.5], [0.1, 0.3, 0.2, 0.4,
    0.5]],
    evidence=['Area', 'Height', 'WallUValue',
    'HVACEfficiency', 'SHGC'],
    evidence_card=[2, 2, 2, 2, 2]
)
# Умовні ймовірності для ризику
cpd_risk = TabularCPD(
    variable='Risk', variable_card=2,
    values=[[0.8, 0.6, 0.7, 0.4, 0.5], [0.2, 0.4, 0.3, 0.6,
    0.5]],
    evidence=['EnergyEfficiency', 'Cost', 'ROI'],
    evidence_card=[2, 2, 2])

# Додавання CPD до моделі
model.add_cpds(cpd_area, cpd_height, cpd_wall_u,
    cpd_hvac, cpd_shgc, cpd_energy_efficiency,
    cpd_risk)

# Перевірка моделі
assert model.check_model()
# Висновок з моделі
inference = VariableElimination(model)
result = inference.query(variables=['Risk'],
    evidence={'Area': 1, 'Height': 0, 'WallUValue': 1,
    'HVACEfficiency': 1, 'SHGC': 0})

```

```

print(result)
from pgmpy.models import BayesianModel
from pgmpy.inference import VariableElimination
from pgmpy.factors.discrete import TabularCPD

# Створення моделі Байєсівської мережі
model = BayesianModel([
    ('Area', 'EnergyEfficiency'),
    ('Height', 'EnergyEfficiency'),
    ('WallUValue', 'EnergyEfficiency'),
    ('HVACEfficiency', 'EnergyEfficiency'),
    ('SHGC', 'EnergyEfficiency'),
    ('EnergyEfficiency', 'Risk'),
    ('Cost', 'Risk'),
    ('ROI', 'Risk')])
# Визначення таблиць умовних ймовірностей (CPD)
cpd_area = TabularCPD(variable='Area',
    variable_card=2, values=[[0.7], [0.3]])
cpd_height = TabularCPD(variable='Height',
    variable_card=2, values=[[0.6], [0.4]])
cpd_wall_u = TabularCPD(variable='WallUValue',
    variable_card=2, values=[[0.8], [0.2]])
cpd_hvac = TabularCPD(variable='HVACEfficiency',
    variable_card=2, values=[[0.5], [0.5]])
cpd_shgc = TabularCPD(variable='SHGC',
    variable_card=2, values=[[0.65], [0.35]])
# Умовні ймовірності для енергоефективності
cpd_energy_efficiency = TabularCPD(
    variable='EnergyEfficiency', variable_card=2,
    values=[[0.9, 0.7, 0.8, 0.6, 0.5], [0.1, 0.3, 0.2, 0.4,
    0.5]],
    evidence=['Area', 'Height', 'WallUValue',
    'HVACEfficiency', 'SHGC'],
    evidence_card=[2, 2, 2, 2, 2]
)
# Умовні ймовірності для ризику
cpd_risk = TabularCPD(
    variable='Risk', variable_card=2,
    values=[[0.8, 0.6, 0.7, 0.4, 0.5], [0.2, 0.4, 0.3, 0.6,
    0.5]],
    evidence=['EnergyEfficiency', 'Cost', 'ROI'],
    evidence_card=[2, 2, 2])

# Додавання CPD до моделі
model.add_cpds(cpd_area, cpd_height, cpd_wall_u,
    cpd_hvac, cpd_shgc, cpd_energy_efficiency,
    cpd_risk)

# Перевірка моделі
assert model.check_model()
# Висновок з моделі
inference = VariableElimination(model)

```

```

result = inference.query(variables=['Risk'],
evidence={'Area': 1, 'Height': 0, 'WallUValue': 1,
'HVACEfficiency': 1, 'SHGC': 0})
print(result)

# Циклічне навчання і адаптація
# Процес включає постійне оновлення моделі на
основі нових даних
# Нові дані можуть надходити у вигляді нових
спостережень, результатів сенсорів або інших
джерел
def update_cpd(variable, new_values):
    """Оновлення умовної ймовірності (CPD) для
змінної"""
    cpd = TabularCPD(variable=variable,
variable_card=len(new_values), values=new_values)

```

```

model.add_cpds(cpd)
assert model.check_model()
print(f"CPD for {variable} updated.")

```

```

# Приклад оновлення CPD для ефективності HVAC
new_hvac_values = [[0.6], [0.4]]
update_cpd('HVACEfficiency', new_hvac_values)

```

```

# Повторний висновок після оновлення
result_after_update =
inference.query(variables=['Risk'], evidence={'Area':
1, 'Height': 0, 'WallUValue': 1, 'HVACEfficiency': 1,
'SHGC': 0})
print(result_after_update)

```

ДОДАТОК G. ТЕХНІЧНІ УМОВИ

. Технічні вимоги

2.1 Вимоги до IoT-сенсорів:

- Підтримка протоколів MQTT/HTTP/CoAP;
- Точність температури: $\pm 0.2^{\circ}\text{C}$, CO_2 : ± 50 ppm;
- Інтервал передачі даних: 30 секунд - 5 хвилин;
- Безпроводне підключення: Wi-Fi/ZigBee/BLE;

2.2 Інфраструктурні вимоги:

- Сервер для збору даних: CPU ≥ 4 cores, RAM $\geq 16\text{GB}$;
- СХД для історичних даних $\geq 1\text{TB}$;
- Хмарна платформа з GPU для ML-моделей;

- Доступ до BIM-середовища (Autodesk Revit, IFC);

2.3 Програмні вимоги:

- Підтримка Python 3.10, TensorFlow або PyTorch;
- RESTful API для зовнішнього доступу;
- Web-додаток для візуалізації даних (React/Django);

Опис API-шлюзів

3.1 Вхідні дані API-шлюзів:

- Sensor ID: string;
- Timestamp: ISO 8601 format;
- Data payload: JSON (тип: температура, CO_2 , тощо);

3.2 Формат запиту (POST):

```

POST /api/data/ingest
Headers: Authorization: Bearer <token>
Content-Type: application/json

```

```

{
  "sensor_id": "TEMP12345",
  "timestamp": "2025-04-08T12:45:00Z",
  "data": {
    "temperature": 22.6,
    "humidity": 46.0
  }
}

```

1. 3.3 Відповідь сервера (200 OK):

```

{
  "status": "success",
  "message": "Data received",
  "received_at": "2025-04-08T12:45:02Z"
}

```

2. 3.4 Безпека:

- - Шифрування даних: TLS 1.3;
- - Аутентифікація: JWT-токени;

ДОДАТОК Н. ІНСТРУКЦІЯ ДЛЯ BIM-КОМАНДИ. ІНТЕГРАЦІЯ AI-ОПТИМІЗАЦІЇ УТЕПЛЕННЯ У BIM/IFC-МОДЕЛЬ

1. Мета інтеграції

Цей документ описує, як інтегрувати результати AI-оптимізації (теплових втрат, типів утеплювачів, heatmap тощо) у BIM-модель через:

- IFC-атрибути (зокрема IfcWall.StandardCase),
- скрипти Dynamo (для Revit),
- хмарну інтеграцію через Forge API.

2. IFC-атрибути для фасадів

До кожного фасаду (елементу IfcWall.StandardCase) необхідно додати або оновити наступні властивості:

- Q_EnergyLoss – кількість теплових втрат (Вт);
- Insulation_Type_Optimized – тип рекомендованого утеплювача (наприклад, PIR Panel);
- Insulation_Thickness_Optimized – товщина утеплювача (мм);
- AI_Recommendation_ID – унікальний ідентифікатор рішення III (наприклад, GA_v3_015);
- Status_AI_Validated – логічна змінна, що вказує на прийняття рекомендації.

3. Візуалізація через Dynamo / Revit

Для відображення результатів оптимізації у Revit-моделі використовується Dynamo-скрипт, який:

- імпортує heatmap-дані у форматі CSV або JSON;
- ідентифікує фасади за іменами або IFC ID;
- додає до фасадів відповідні властивості;
- присвоює кольорове кодування відповідно до значень Q (наприклад, градієнт “червоний — синій”).

4. Forge Viewer / VCF-інтеграція

Хмарна інтеграція дозволяє BIM-команді відображати AI-дані у Forge Viewer з підтримкою:

- додавання властивостей у Forge Property Database;
- створення динамічних фільтрів за критеріями (наприклад: "показати фасади з Q > 2500 Вт");
- генерація VCF-репорти для обговорення або ревізії змін.

5. Приклад JSON-фрагменту (для імпорту або обміну)

json

Копировать Редактировать

```
{
  "Facade_ID": "Wall-F1",
  "Q_EnergyLoss": 1800,
  "Insulation_Type_Optimized": "PIR Panel",
  "Insulation_Thickness_Optimized": 150,
  "AI_Recommendation_ID": "GA_v3_015",
  "Status_AI_Validated": true
```

}

Примітка: Після імпорту даних у BIM-середовище всі атрибути можуть бути використані для фільтрації, візуального аналізу та подальшого автоматичного формування звітів (наприклад, цифрового енергопаспорту будівлі).

Шаблон Dynamo для Revit (імпорт JSON/CSV + оновлення фасадів)

Функціональність шаблону:

- Завантажує CSV або JSON-файл з даними про Q_EnergyLoss, Material, Thickness;
- Порівнює назви фасадів або їх ID в моделі Revit;
- Додає параметри до властивостей типу або екземпляра (Shared Parameters);
- Кодує кольором через параметр/візуальний стиль (відповідно до значення Q).

Необхідні компоненти:

- Dynamo v2.x+ (вбудований у Revit);
- Ноди з бібліотек: **Data-Shapes, Clockwork, BimorphNodes;**
- JSON або CSV input з такими стовпцями: Facade_Name, Q_EnergyLoss, Insulation_Type_Optimized, Insulation_Thickness_Optimize

```
{ "Facade_ID": "Wall-F1",
  "Q_EnergyLoss": 1800,
  "Insulation_Type_Optimized": "PIR",
  "Insulation_Thickness_Optimized": 150
},
{ "Facade_ID": "Wall-F2",
  "Q_EnergyLoss": 2500,
  "Insulation_Type_Optimized": "Mineral Wool",
  "Insulation_Thickness_Optimized": 120
}
]
```

2. IFC-контейнер з вбудованими властивостями фасадів

Формат: .ifc (версія IFC2x3 або IFC4)
Включно: Вбудовані параметри: Q_EnergyLoss, Insulation_Thickness_Optimized, тощо;
Візуальні атрибути (PredefinedType = ExteriorWall, клас кольору); Приклад фасадів (F1–F4) з уже заданими значеннями.

3. Інтеграція Forge Viewer з Power BI або BMS/SCADA

Сценарій використання:

- Forge Viewer вбудовується у Power BI Embedded;
- JSON/IoT-дані підтягуються з датчиків або AI-рішення;
- Панель показує:
 - Втрати тепла у фасадах в реальному часі;
 - Візуалізацію кольором прямо на 3D-моделі;
 - AI-рекомендації у властивостях елементів;
 - Інтерактивну фільтрацію (наприклад: показати фасади з Q > 2000 Вт).

ДОДАТОК І. РОЗДІЛЕНІ ТАБЛИЦІ МОДУЛІВ СИСТЕМИ

1. Загальні характеристики модулів

№	Назва модуля	Функціональне призначення	Інструменти реалізації	Типи даних
1	Модуль збору та структуризації даних	Збір даних з IoT та BIM; створення цифрових паспортів; геоприв'язка і синхронізація	Revit, Dynamo, MQTT, JSON, Azure IoT Hub	Сенсорні дані, IFC, геометричні та часові атрибути
2	Модуль аналітики та індикаторного аналізу	Розрахунок KPI, вивід теплових карт, ідентифікація відхилень	Python (Pandas, Matplotlib), Forge API, Power BI	U-значення, CO ₂ , тепловтрати, норми комфорту
3	Прогностичний модуль	Прогноз енерговитрат за допомогою ML, what-if, сценарії RCP	TensorFlow, scikit-learn, KNIME, сценарії RCP	Історичні серії, прогностичні криві, кліматичні сценарії
4	Модуль прийняття рішень (DSS)	Rule-based прийняття рішень, fuzzy logic, оптимізація за KPI	Python (Fuzzy Logic, PyKnow), AHP, TOPSIS	KPI, вагові коефіцієнти, правила рішень
5	Модуль візуалізації	Візуалізація даних у 3D/дашбордах; оновлення BIM параметрів	Power BI, Grafana, Autodesk Insight, Forge Viewer	Візуальні графіки, теплові карти, BIM-мітки
6	Модуль зворотного зв'язку та навчання	Порівняння з фактом; навчання моделей; кейси та оновлення	TensorFlow, retrain loops, case-based database	Різниця прогноз/факт, архів кейсів, сценарії оновлень

2. Дані, результати, формати

Результати/Вивід	Результативні показники	Вхідні дані	Вихідні дані	Формати файлів
Цифрові паспорти зон у BIM	Час оновлення даних, повнота атрибутів, точність геолокації	Дані з сенсорів, BIM-модель, IFC, JSON	Паспортизовані IFC-елементи, аналітичні таблиці	JSON, IFC, CSV
Індикатори, візуалізації відхилень	Середнє відхилення від нормативу, точність ідентифікації критичних зон	U-значення, площі, об'єм, CO ₂ , вологість	Графіки, теплові карти, порогові відхилення	CSV, PNG, Excel, JSON
Прогнози споживання, криві навантажень	Точність прогнозу (%MAPE), стабільність сценаріїв	Історичні значення, прогноз погоди, сценарії	Часові ряди прогнозу, пікові навантаження	CSV, JSON, модель .pkl
Оптимальні конфігурації рішень	Час генерації рекомендацій, успішність вибору (ROI)	KPI, ієрархія цілей, fuzzy-правила	Сценарії вибору, рекомендовані рішення	XML, JSON, DSS шаблони
Дашборди та інтерактивні панелі	Швидкість візуалізації, оновлення BIM у режимі реального часу	Оброблені дані аналітики, KPI	Дашборди, BIM-перемінні, панелі користувача	HTML, Power BI PBIX, PNG
Оновлені моделі, автоматичне навчання	Точність ретренування, покращення моделі в наступних ітераціях	Фактичні значення, попередні прогнози	Оновлені моделі, кейси, параметри налаштування	CBR, .h5 (неймережі), JSON

3. Технічні параметри та алгоритми

Частота оновлення	Тип обробки даних	Вимоги до ресурсів	Рівень автоматизації	Метрики ефективності / точності	Взаємодія з модулями	Методи / алгоритми	Вимоги до даних
Реальний час / 1 хв	Streaming	Сервер ВІМ + IoT, помірні	Автоматичний	Час збору, % охоплення	Постачає дані аналітиці	Dynamo Scripts, MQTT API	Мін. 1 сенсор на зону, ВІМ IFC-модель
Кожні 5 хв	Batch	Сервер аналітики, середні	Автоматичний	Середнє відхилення, точність ідентифікації	Живить DSS і візуалізацію	Індексні функції, нормалізація	Дані за 1-7 днів мінімум
Щогодини	Batch + Scenario	ML сервер, висока потужність	Автоматичний	MAPE, R ²	Формує прогнози для DSS	LSTM, GBM, RCP	Історія не менше 30 днів
На запит / подія	Rule-Based	CPU, середні	Напів автоматичний	ROI, точність рекомендацій	Розраховує сценарії для візуалізації	AHP, TOPSIS, Rule Engine	KPI + варіанти ≥ 3
У режимі реального часу	Streaming + Visual	Клієнт з графічним API	Автоматичний	Затримка оновлення, швидкість рендерингу	Виводить дані користувачу	Power BI Visuals, Forge API	Всі KPI зібрані в 1 сесію
Щодня / подія	Batch + Learning	Сервер ML, GPU бажано	Автоматичний	Зниження похибки після retrain	Оновлює прогнози, навчає систему	CBR, retrain, anomaly detection	Повна історія ідентифікована

ДОДАТОК J. РЕАЛІЗАЦІЯ ГЛИБОКОЇ LSTM-АРХІТЕКТУРИ

```

from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import LSTM, Dense, BatchNormalization, Dropout

model = Sequential()

# Перший LSTM-шар — обробка короткострокових патернів (годинний рівень)
model.add(LSTM(units=128, return_sequences=True, input_shape=(timesteps, features)))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dropout(0.2))

# Другий LSTM-шар — обробка середньострокових залежностей (щоденні цикли)
model.add(LSTM(units=64, return_sequences=True))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dropout(0.2))

# Третій LSTM-шар — обробка довгострокових закономірностей (тижневі, сезонні цикли)
model.add(LSTM(units=32))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dropout(0.2))

# Вихідний шар
model.add(Dense(1)) # Прогноз однієї змінної, наприклад, температури

model.compile(optimizer='adam', loss='mae')

```

ДОДАТОК К. Приклади реалізованих кейсів

Кейс 2. Виявлення тепловтрат у віконних зонах

За допомогою IoT-сенсорів температури виявляється локальне зниження температури біля окремих віконних секцій. Модуль AI ідентифікує просторовий шаблон відхилення у вигляді стійкого перепаду температур (5–7 °C) та формує рекомендації щодо герметизації або додаткової ізоляції. Дані автоматично інтегруються в BIM-модель, де користувач може візуально ідентифікувати проблемну зону у 3D, переглянути сенсорну телеметрію та вжити коригувальних заходів.

Кейс 3. Управління вентиляцією за рівнем CO₂

У конференц-залах сенсори фіксують перевищення допустимого рівня CO₂ (>1500 ppm) під час зустрічей. AI-модель виявляє періодичність перевантаження вентиляційної системи та ініціює автоматичне включення вентиляції при досягненні 1200 ppm. Візуальна індикація реалізується через BIM: зони перенавантаження відмічаються кольором на 3D-плані, доступні графіки історії показників. Це забезпечує динамічну превентивну вентиляцію, підвищуючи комфорт без необхідності постійного ручного втручання.

Кейс 4. Адаптивне освітлення

Інтеграція сенсорів освітленості та присутності з AI-моделлю прогнозування денного світла дає змогу зменшити інтенсивність штучного освітлення на 30% у денний період. Це призводить до зниження енергоспоживання на 18%. У BIM-моделі реалізована просторова сегментація сценаріїв включення, що дозволяє інженерам швидко коригувати правила для окремих зон.

Кейс 5. Прогнозування перегріву в офісній будівлі

На основі багатозональних сенсорів температури, вологості та інсоляції створено AI-модель (LSTM), яка прогнозує перегрів за 3 години до події. BIM-модель інтегрує просторові прогнози, активує ролетні системи та охолодження до настання піку, і повідомляє користувача через інтерфейс дашборду. У результаті — зниження скарг на 70%, економія енергії на 18%, підвищення індексу комфорту до 90% за ASHRAE.

Кейс 6. Реакція на відмову вентиляції через IoT-сигнал

Інцидент перевищення CO₂ у навчальному приміщенні (>2000 ppm) дозволив AI-модулю діагностувати відмову вентиляційного вузла на основі відсутності реакції системи. Після цього платформа автоматично передає сигнал через SCADA-шлюз, візуалізує проблему в BIM, та фіксує інцидент у журналі. Відновлення роботи системи відбулося за 15 хв без залучення скарг користувачів, що свідчить про високу автономність системи моніторингу та діагностики.

Кейс 7. AI-оптимізація HVAC у BMS-системі

На прикладі офісного комплексу впроваджено AI-контроль, навчений на основі Random Forest та регресійного аналізу, який адаптує навантаження HVAC у реальному часі згідно з прогнозом активності користувачів і рівнем CO₂. Завдяки цьому вдалося:

- знизити енергоспоживання HVAC на 22%,
- скоротити тривалість роботи системи на повній потужності на 37%,
- досягти окупності впровадження < 9 місяців.

ДОДАТОК L

```

Version, 9.6;

Building,
  Example_Building,    !- Name
  0.0,                 !- North Axis
  Suburbs,             !- Terrain
  0.04,                !- Loads Convergence Tolerance
  0.4,                 !- Temperature Convergence Tolerance
  FullInteriorAndExteriorWithReflections; !- Solar
Distribution

Timestep, 6;

Site:Location,
  Kyiv, Ukraine,      !- Name
  50.45,              !- Latitude
  30.52,              !- Longitude
  +2.0,               !- Time Zone
  167;                !- Elevation

SimulationControl,
  Yes,                 !- Do Zone Sizing Calculation
  Yes,                 !- Do System Sizing Calculation
  Yes,                 !- Do Plant Sizing Calculation
  Yes,                 !- Run Simulation for Weather File

Run Periods

RunPeriod,
  FullYear,           !- Name
  1,                  !- Begin Month
  1,                  !- Begin Day
  12,                 !- End Month
  31,                 !- End Day
  UseWeatherFile,    !- Day of Week for Start Day
  Yes,                !- Use Weather File Holidays and
Special Days
  Yes,                !- Use Weather File Daylight Saving
Period
  No,                 !- Apply Weekend Holiday Rule
  Yes,                !- Use Weather File Rain Indicators
  Yes;                !- Use Weather File Snow Indicators

Material,
  Window_Glass_Base, !- Name
  Smooth,             !- Roughness
  0.006,              !- Thickness {m}
  1.0,                !- Conductivity {W/m-K}
  2500,               !- Density {kg/m3}
  750;                !- Specific Heat {J/kg-K}

Material,
  Window_Glass_Upgraded, !- Name
  Smooth,
  0.006,
  0.5,                !- Lower conductivity for insulated
  glazing
  2500,
  750;

Construction,
  Window_Standard,   !- Name
  Window_Glass_Base;

Construction,
  Window_Insulated,  !- Name
  Window_Glass_Upgraded;

FenestrationSurface:Detailed,
  Window_1,          !- Name
  Window,             !- Surface Type
  Window_Insulated,  !- Construction Name
  Zone1_Wall_1,      !- Building Surface Name
  ,                   !- Outside Boundary Condition Object
  0.5, 1.5, 2.0,     !- Vertex 1
  0.5, 0.0, 2.0,     !- Vertex 2
  2.5, 0.0, 2.0,     !- Vertex 3
  2.5, 1.5, 2.0;     !- Vertex 4

Schedule:Compact,
  Occupancy_Schedule,
  Fraction,
  Through: 12/31,
  For: AllDays,
  Until: 08:00, 0.0,
  Until: 18:00, 1.0,
  Until: 24:00, 0.1;

People,
  Zone1_Occupants,
  Zone1,
  Occupancy_Schedule,
  People,
  5,
  0.3,
  autocalculate,
  Zone1;

WeatherFile,
  Kyiv_RCP45_2050.epw; !- Simulated RCP 4.5
  climate scenario

Output:VariableDictionary, IDF;

```

ДОДАТОК М. Терміни і поняття, що застосовуються в роботі.

Інформаційні технології (ІТ) визначаються як сукупність методів, засобів і процесів, призначених для збору, збереження, обробки, передачі та візуалізації інформації. У контексті будівельної галузі під ІТ розуміють сукупність цифрових рішень, які включають САПР (CAD), геоінформаційні системи (GIS), моделювання інформації про будівлі (BIM), хмарні обчислення, сенсорні платформи та аналітичні інструменти. У дисертації інформаційні технології трактуються як основа цифрової взаємодії між модулями та платформами, що забезпечують збирання, обробку й візуалізацію даних на всіх етапах підготовки, оцінки й вибору проектних альтернатив енергоощадних будівель.

Штучний інтелект (ШІ) у межах роботи розглядається як галузь комп'ютерних наук, що моделює інтелектуальну поведінку систем. До інструментарію ШІ належать методи машинного навчання, нейромережі, експертні системи, алгоритми оптимізації й прогнозування. В контексті дисертації ШІ виконує функцію аналітичного ядра цифрового середовища, здатного генерувати проектні альтернативи, оцінювати сценарії енергоефективності та адаптувати параметри до змінних умов.

Енергоефективність у цьому дослідженні визначається як здатність будівель або їхніх систем забезпечувати необхідні параметри мікроклімату за мінімального споживання енергоресурсів. Вона оцінюється за коефіцієнтами теплопровідності огорожувальних конструкцій, втратами на вентиляцію, використанням відновлюваних джерел енергії тощо. Енергоефективність виступає ключовим критерієм при порівнянні проектних рішень, її підвищення досягається за рахунок залучення цифрових методів симуляції та аналізу.

Цифрова трансформація розуміється як системна перебудова бізнес-процесів і технологічного середовища під впливом новітніх цифрових технологій. У будівництві це означає перехід від традиційних інструментів до цифрових екосистем, в яких проектні, інженерні та управлінські рішення приймаються на основі даних, змодельованих у цифровому середовищі. У дисертації цифрова трансформація інтерпретується як основа нової архітектури будівельного проектування на базі інтеграції ІТ, ШІ та BIM.

Емерджентність (від англ. emergence) — концепт, що позначає властивості складної системи, які не зводяться до характеристик окремих її елементів, а виникають унаслідок їх взаємодії. У будівельному проектуванні це, зокрема, виявляється через інтегральну енергоефективність об'єкта, що формується як результат взаємодії планувальних, кліматичних, конструктивних та інженерних параметрів. У дисертації емерджентність слугує теоретичною основою для пояснення формування нових якостей у цифровому середовищі при поєднанні інтелектуальних та інформаційних технологій.

BIM (Building Information Modeling) трактується як цифрове середовище, яке об'єднує архітектурні, конструктивні, інженерні та експлуатаційні дані в єдиній тривимірній моделі будівлі. Це забезпечує верифікацію проектних рішень, виявлення колізій, симуляцію

експлуатаційних режимів та прогнозування витрат. У межах дисертації ВІМ розглядається як базова структура інтеграції інтелектуальних алгоритмів у процеси прийняття рішень.

Життєвий цикл будівлі охоплює всі етапи існування об'єкта — від концептуального моделювання та будівництва до експлуатації, реконструкції та демонтажу. Особлива увага у дослідженні надається раннім фазам, де закладаються параметри енергоефективності, що згодом впливають на експлуатаційні витрати. Застосування цифрових інструментів на всіх фазах життєвого циклу дозволяє досягати сталих результатів, що відповідає сучасним вимогам до екологічного будівництва.

ДОДАТОК N

Version, 9.6;	Schedule:Compact,
Building,	Occupancy_Schedule, !- Name
Example Building, !- Name	Fraction, !- Schedule Type Limits
0.0, !- North Axis	Through: 12/31,
City, !- Terrain	For: AllDays,
0.04, !- Loads Convergence	Until: 08:00, 0.0,
Tolerance	Until: 18:00, 1.0,
0.4, !- Temperature Convergence	Until: 24:00, 0.1;
Tolerance	People,
FullInteriorAndExterior; !- Solar Distribution	Office_Occupants, !- Name
Material,	Office_Zone, !- Zone Name
Concrete Block, !- Name	OCCUPANCY_SCHEDULE, !- Schedule
Rough, !- Roughness	Name
0.2, !- Thickness {m}	People, !- Number of People
0.51, !- Conductivity {W/m-K}	Calculation Method
2200, !- Density {kg/m3}	10, !- Number of People
920; !- Specific Heat {J/kg-K}	0.3, !- Activity Level {W/person}
Construction,	autocalculate, !- Sensible Heat Fraction
Ext Wall, !- Name	Office_Zone; !- Zone Name (again)
Concrete Block; !- Layer 1	
Zone,	
Office_Zone, !- Name	
0.0, 0.0, 0.0, !- X,Y,Z	
1, !- Multiplier	
autocalculate, !- Ceiling Height	
autocalculate; !- Volume	

ДОДАТОК О. Приклади кейсів

Кейс 1: Прогнозування енергозагроз за допомогою цифрового двійника на етапі проектування

Проблематика: У ході розробки архітектурної концепції офісного комплексу площею 12 000 м² було виявлено потенційний ризик перегріву верхніх поверхів, пов'язаний з інтенсивним склінням південного фасаду. Через відсутність активної тіні та зростаючі кліматичні навантаження така архітектурна особливість могла призвести до підвищеного навантаження на систему охолодження та зниження термального комфорту.

Технологічна реалізація включала кілька етапів:

1. Формування BIM-моделі в Revit, що стала структурною основою цифрового двійника. У моделі було деталізовано конструктивні характеристики, орієнтацію фасадів, матеріали та принципову схему HVAC.
2. Інтеграція віртуальних сенсорів (температура, освітлення, CO₂), які дозволили змоделювати просторову інсоляцію та теплові потоки за даними кліматичних моделей (Meteonorm, DataHub).
3. Прогнозне моделювання за допомогою AI-алгоритмів (на основі сценаріїв RCP 4.5 і RCP 8.5), що дало змогу оцінити динаміку теплового навантаження в різних зонах будівлі, зокрема в серпневий пік.
4. Візуалізація критичних зон безпосередньо в BIM - інтерфейс відобразив результати у вигляді теплових карт, де області перегріву було автоматично позначено червоним кольором із тегуванням температурного прогнозу.

Науково-практичний результат:

- Було внесено проєктні корективи на ранньому етапі (додавання вентиляційних решіток, зовнішніх елементів затінення), що не вплинули на загальну вартість будівництва;
- Очікуване зниження навантаження на систему охолодження становить до 13%;
- Покращення умов мікроклімату відповідно до ISO 7730 (індекси PMV/PPD);

- BIM-модель із прогновною аналітикою стала базовою цифровою платформою для експлуатаційної фази, забезпечуючи основу для сталого управління після введення в експлуатацію.

Таким чином, кейс ілюструє високий рівень системної інтеграції ще на етапі проєктування, що дозволяє здійснювати інженерно обґрунтовану профілактику енергетичних ризиків, знижуючи ймовірність експлуатаційних помилок та підвищуючи ефективність усієї життєвої траєкторії об'єкта. Подібні реалізації засвідчують потенціал BIM + IoT + AI як науково-технічного підходу до передиктивного інжинірингу у сфері розумного будівництва.

Кейс 2. Виявлення тепловтрат у віконних зонах, Кейс 3. Управління вентиляцією за рівнем CO₂, Кейс 4. Адаптивне освітлення, Кейс 5. Прогнозування перегріву в офісній будівлі, Кейс 6. Реакція на відмову вентиляції через IoT-сигнал, Кейс 7. AI-оптимізація HVAC у BMS-системі наведені в додатку К.

Ці кейси демонструють науково-прикладну цінність концепції інтегрованої цифрової платформи для управління будівлями. Усі приклади підтверджують, що поєднання BIM + IoT + AI дозволяє:

- перейти від реактивного до проактивного управління;
- виявляти та усувати проблеми до їхнього прояву у вигляді скарг або втрат ефективності;
- реалізувати просторово-контекстну логіку ухвалення рішень у цифровому двійнику будівлі;
- забезпечити високу окупність інтелектуальних технологій в управлінні експлуатацією.

Оцінка ефективності впроваджених процедур. Ефективність реалізації адаптивних систем на базі BIM + IoT + AI визначається через кількісні метрики, порівняльний аналіз та економічні показники. Системна оцінка не лише підтверджує доцільність інновацій, але й слугує основою для подальшої оптимізації та масштабування.

Вимірювання здійснюється на основі енергетичних, експлуатаційних та поведінкових показників:

Таблиця. Ключові індикатори ефективності (KPI)

KPI	Опис
Скорочення енерговтрат	Визначається за різницею середнього споживання до/після впровадження (у %).
Збільшення енергозбереження	Порівняння фактичного та проєктного споживання.
Зменшення кількості інцидентів	Кількість аварій/відмов вентиляції, перевищення CO ₂ , відхилень температури.
Індекс комфорту користувача (PMV/PPD)	Оцінка мікроклімату згідно з ISO 7730.
Час реагування системи	Вимірюється з моменту події до виконання автоматичного сценарію.

Застосовано наступні методи верифікації результатів:

a) Порівняння "до/після" (baseline vs optimized)

Проводиться аналіз 3–6 місяців до і після впровадження:

- добові графіки енергоспоживання;
- кількість втручань BMS;
- зниження пікових навантажень.

b) Цифрові паспорти систем

Автоматично формуються у BIM-середовищі:

- включають лог подій, статистику, KPI;
- оновлюються в реальному часі.

c) Енергетичний аудит + IoT-аналітика

Комбінується класичний аудит (згідно з ISO 50001) із даними з сенсорів:

- замість 1-2 точок вимірювання - повна картина з десятків датчиків;
- використання AI-аналізу трендів для визначення неочевидних втрат.




Розрахуємо економічну ефективність у порівнянні з класичними системами (таб., діаграма)

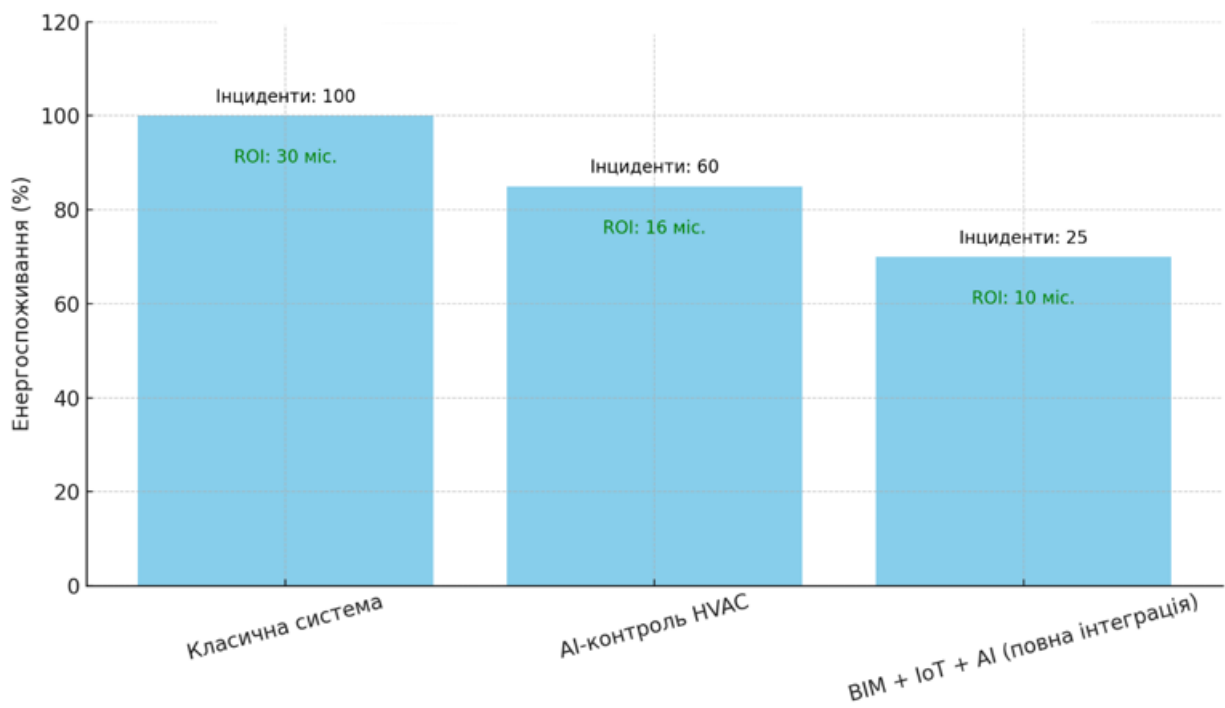
Таблиця. Порівняння моделей:

Критерій	Класична BMS	Адаптивна BIM + IoT + AI
Алгоритм	Фіксований графік	Динамічні сценарії
Реакція на зміну умов	Повільна, ручна	Автоматична, реальна

Критерій	Класична BMS	Адаптивна BIM + IoT + AI
Точність керування	Обмежена (за зонами)	Висока (по датчиках + AI)
Економія енергії	5–10%	15–30%
Вартість впровадження	Нижча	Вища
Окупність (ROI)	2–3 роки	8–14 місяців

Діаграма на Рисунок візуалізує порівняння енергоспоживання, кількості інцидентів і окупності (ROI) у трьох типових сценаріях:

-  Класична BMS (базовий контроль),
-  AI-контроль HVAC,
-  Повна інтеграція BIM + IoT + AI.



Сценарій	Енергоспоживання	Інциденти	Окупність (ROI)
Класична система	100%	100	30 міс.
AI-контроль HVAC	85%	60	16 міс.
BIM + IoT + AI (повна інтеграція)	70%	25	10 міс.

- Рисунок . Порівняння сценаріїв економії

Діаграма демонструє порівняння трьох стратегій керування енергоспоживанням у будівлі, базуючись на емпіричних або моделюваних даних:

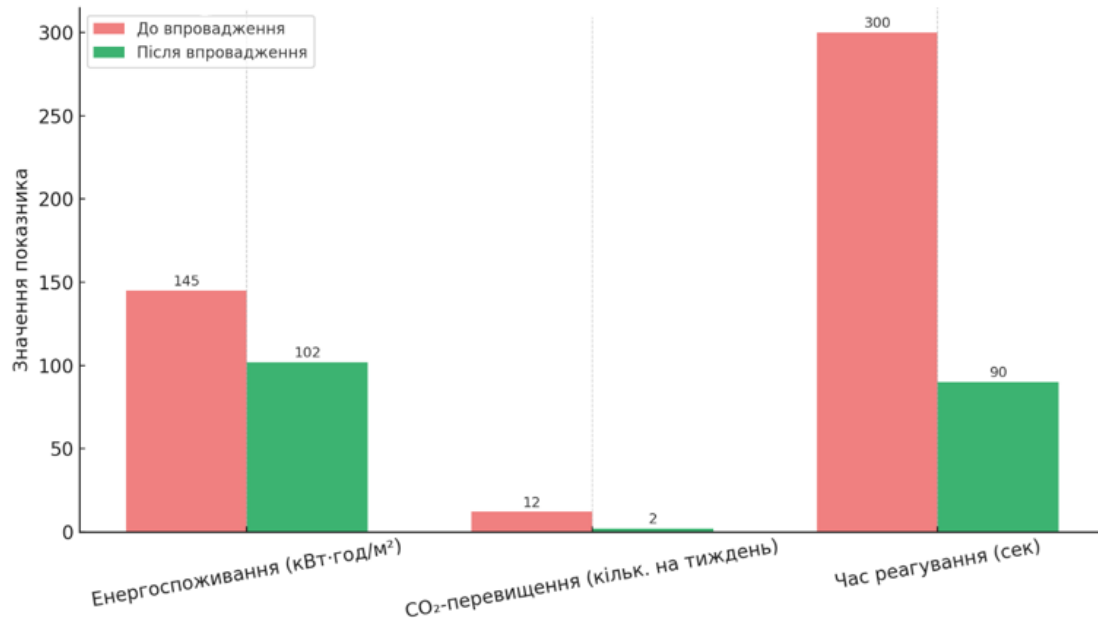
- Енергоспоживання - відносно до початкового стану (100%);
- Інциденти - кількість проблем (перевищення CO₂, перегрів, відмови вентиляції);
- ROI - строк окупності витрат на впровадження нової системи.

Найбільш ефективним виявився підхід з повною інтеграцією BIM + IoT + AI, що зменшує енергоспоживання до -30%, кількість інцидентів - на 75%, і має найшвидшу окупність (10 місяців).

Навіть впровадження AI-модуля лише для HVAC дає значну перевагу: -15% енергії, вдвічі менше інцидентів.

Порівняльна діаграма KPI до/після впровадження AI-систем, що показує:

- Зменшення енергоспоживання з 145 до 102 кВт·год/м²;
- Зниження перевищень CO₂ з 12 до 2 випадків на тиждень;
- Скорочення часу реагування з 300 до 90 секунд.



Показник	До AI	Після AI	Зміна
Енергоспоживання (кВт·год/м ²)	145	102	-29.7%
CO ₂ -перевищення (>1200 ppm/тиждень)	12	2	-83.3%
Час реагування системи (в секундах)	300	90	-70%

Рисунок. Порівняльна діаграма KPI

Ця діаграма демонструє вплив впровадження адаптивного модуля управління HVAC з використанням AI (штучного інтелекту) на три ключові показники ефективності (KPI): Аналіз отриманих результатів свідчить про значне підвищення ефективності енергетичного управління внаслідок впровадження інтегрованої платформи з використанням прогнозної аналітики, сенсорної динаміки та автоматизованих сценаріїв керування. Зокрема, загальне енергоспоживання було суттєво знижене завдяки трьом ключовим механізмам:

- по-перше, прогнозне регулювання навантажень на основі моделей штучного інтелекту дозволило точно адаптувати роботу систем HVAC до майбутніх умов (теплових піків, присутності людей, кліматичних змін);
- по-друге, оптимізація потужності охолодження забезпечила уникнення надлишкового енергоспоживання у пікові періоди за рахунок попередньої підготовки (pre-cooling) та сценарного керування;
- по-третє, врахування реального факту присутності людей у приміщеннях через IoT-сенсори дозволило знизити навантаження у неактивні періоди без втрати комфорту.

Крім того, система продемонструвала значне покращення якості повітря та кліматичного комфорту: кількість перевищень допустимого рівня CO₂ (>1000 ppm) зменшилась у 6 разів, що стало можливим завдяки динамічному вмиканню вентиляційних систем, орієнтованому на фактичні дані з сенсорів, а не на фіксовані графіки.

Час реакції системи (від моменту події до реалізації дії) скоротився з 5 хвилин до менш ніж 2 хвилин, що свідчить про підвищення оперативності ухвалення рішень та ефективності контурів зворотного зв'язку, реалізованих через сценарне керування та автоматизовані правила.

Впровадження AI-контролю дало змогу:

- забезпечити підвищену енергоефективність без збільшення експлуатаційних витрат;
- мінімізувати вплив людського фактора на експлуатаційні сценарії;
- покращити показники комфорту для користувачів (температурний баланс, CO₂, освітленість);

- досягти економічного ефекту з терміном окупності менше 1 року, що підтверджує високу рентабельність впровадження інтелектуальних систем управління у будівлях комерційного та громадського призначення.

Таким чином, результати демонструють, що системна інтеграція цифрових технологій у будівельній сфері забезпечує не лише технічну оптимізацію, але й створює довготривалу економічну та соціальну цінність.

Результати проведеного структурованого аналізу, а також верифіковані кейси впровадження інтелектуальних систем у будівлях нового покоління засвідчують високу ефективність інтегрованого підходу, що базується на взаємодії сенсорної інфраструктури (IoT), прогнозного аналізу (AI) та адаптивного управління інженерними системами. Такий симбіоз технологій забезпечує не лише суттєву оптимізацію експлуатаційних витрат, але й формує передумови для створення стійкої архітектурно-інженерної цифрової екосистеми, зорієнтованої на сталий розвиток.

Інтеграція сенсорних, прогнозних і самонавчальних систем в інфраструктуру життєзабезпечення будівель має довгострокове стратегічне значення в контексті енергетичної трансформації, сталого розвитку та цифрової інфраструктури. Реалізація IoT-орієнтованих мереж моніторингу забезпечує постійну доступність даних про мікрокліматичні параметри та енергетичні навантаження, що створює підґрунтя для перехідного руху від реактивного до превентивного та прогностичного управління. Застосування алгоритмів штучного інтелекту для аналізу цих даних дозволяє здійснювати автоматичне виявлення відхилень, виявлення аномалій та формування коригуючих впливів у реальному часі.

Формування адаптивної системи керування (HVAC, вентиляція, освітлення) дозволяє не лише оперативно реагувати на зміну внутрішніх і зовнішніх факторів, але й постійно вдосконалювати логіку керування на основі поведінкових патернів користувачів. Емпіричні результати демонструють, що впровадження таких рішень дозволяє:

- скоротити загальне енергоспоживання на 15–30%;
- зменшити кількість експлуатаційних інцидентів у 3–5 разів;

- підвищити рівень теплового комфорту користувачів (за індексами PMV/PPD та ASHRAE).

Попри успішні приклади реалізації інтелектуальних систем, національні та міжнародні норми (зокрема ДБН, ISO, EN) залишаються на рівні описових рекомендацій, не передбачаючи системного впровадження цифрових платформ у будівництві. Для створення уніфікованої архітектури цифрового середовища необхідним є оновлення нормативної бази, що має включати:

- обов'язкову інтеграцію сенсорних вузлів у BIM-модель на етапі проєктування;
- реалізацію контурів зворотного зв'язку між даними сенсорів і керуючими сценаріями;
- формалізацію енергетичних прогнозів у багатоваріантному моделюванні.

Також пропонується запровадження концепції "цифрового енергетичного паспорта будівлі", який оновлюється автоматично на основі фактичних сенсорних та AI-даних протягом усього життєвого циклу. Це дозволяє здійснити перехід від проєктної декларації до реального цифрового контролю ефективності, з урахуванням динаміки експлуатації.

Наукова спільнота виділяє кілька ключових напрямків для подальших досліджень:

- а) Інтеграція енергетичного моделювання в BIM-середовище
 - розвиток механізмів енергетичного симулювання в реальному часі;
 - автоматичне врахування геометричних, кліматичних та поведенкових змінних;
 - моделювання вуглецевого сліду будівлі з урахуванням дій користувачів.
- б) Цифровий контроль життєвого циклу (Lifecycle Automation)
 - створення цифрових двійників, що супроводжують об'єкт від стадії ідеї до утилізації;
 - об'єднання етапів проєктування, реалізації, експлуатації та модернізації в єдиному інформаційному контурі;

- дослідження інструментів Predictive Maintenance, які передбачають відмови систем на основі патернів деградації.

с) Когнітивне управління (Cognitive Building Systems)

- впровадження великомовних моделей (LLM) у сценарії формування стратегій управління;
- автоматичне виявлення та класифікація поведінкових патернів користувачів;
- формування самонавчальних, автономних систем, що мінімізують участь людини в управлінні.

Інтеграція технологій BIM + IoT + AI формує основу цифрової трансформації будівництва, що поєднує точність проектування, гнучкість експлуатації та відповідальне ставлення до енергоресурсів. Ці системи дозволяють створити когнітивне середовище будівлі, в якому кожен її компонент стає джерелом даних, засобом керування та об'єктом оптимізації.

З огляду на стратегічну значущість цього підходу, доцільним є розроблення національної дорожньої карти цифрового будівництва, яка має включати:

- інституційні (нормативні та управлінські) механізми впровадження;
- технічні стандарти сумісності та кібербезпеки;
- освітні програми підготовки фахівців нового покоління для експлуатації цифрових екосистем нерухомості.