

Міністерство освіти і науки України
Київський національний університет будівництва і архітектури

Кваліфікаційна наукова праця
на правах рукопису

ТИСЛЕНКО ОЛЕКСАНДР БОРИСОВИЧ

УДК 004.8:004.942:69.059

ДИСЕРТАЦІЯ

**КОНЦЕПТУАЛЬНО-СТРУКТУРНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТА
РЕАЛІЗАЦІЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ МОНІТОРИНГУ
ТЕХНІЧНОЇ СТІЙКОСТІ БУДІВЕЛЬ**

126 – Інформаційні системи та технології

12 – Інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії.

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

_____ О.Б.Тисленко

Науковий керівник: 1.Терентьев 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

Київ – 2026

АНОТАЦІЯ

Тисленко О.Б. - **«Концептуально-структурне моделювання та реалізація інтелектуальних систем моніторингу технічної стійкості будівель».**- *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 розробленню та науковому обґрунтуванню концептуально-структурних засад, моделей і методів проєктування інтелектуальних інформаційних систем моніторингу технічної стійкості будівель з використанням сучасних цифрових технологій. У роботі сформовано структурно-функціональну архітектуру системи діагностування, розроблено аналітичні та прогнозні моделі оцінювання ризиків, а також реалізовано нейромережеві алгоритми у програмно-апаратному середовищі технічного контролю. Дослідження орієнтоване на підвищення надійності, безпеки та адаптивності будівельних об'єктів шляхом інтеграції методів штучного інтелекту, інтелектуального аналізу даних та інформаційних технологій в єдину платформу моніторингу.

Наукова новизна одержаних результатів. Наукова новизна дисертаційної роботи полягає у тому, що в роботі:

- розроблено CNN-LSTM-Risk модель прогнозування та класифікації технічного стану будівель, яка поєднує просторовий аналіз пошкоджень, часове прогнозування деградаційних процесів та ризик-аналітичне оцінювання в межах єдиної нейромережевої архітектури.

удосконалено:

- *концептуально-теоретичні засади побудови інтелектуальних систем моніторингу технічної стійкості будівель шляхом формування багаторівневої моделі інтеграції регуляторних, організаційних та інформаційно-технологічних компонентів у єдине цифрове середовище, включно з елементами самоналаштування та ризик-орієнтованої класифікації*

об'єктів. Суттєво поліпшено концепцію інтегрованої бази даних як ядра інформаційної інфраструктури моніторингу.

- *науково-методичні засади оцінювання технічного стану будівельних конструкцій шляхом інтеграції математичних, статистичних, чисельних та гібридних підходів у межах єдиних інформаційно-аналітичних контурів.* Розширено застосування скінченно-елементного аналізу та варіаційних методів для виявлення локальних дефектів і реконструкції стану за неповними даними. Запропоновано багаторівневі моделі структурної діагностики з урахуванням складної геометрії та умов експлуатації об'єктів. Підвищено достовірність оцінювання за рахунок адаптивних гібридних моделей прогнозування пошкоджень.

- *методико-алгоритмічні підходи до прогнозування технічного стану будівельних конструкцій шляхом розвитку сценарного та ризик-орієнтованого моделювання.* Розширено математичний апарат оцінювання залишкового ресурсу із застосуванням функцій деградації, вагових коефіцієнтів і ймовірнісних моделей. Обґрунтовано використання байєсівських процедур для адаптивного оновлення прогнозів у динамічному середовищі. Забезпечено підвищення точності прогнозування в умовах стохастичних збурень і невизначеності.

набули подальшого розвитку:

- *концептуально-теоретичні положення інтелектуалізації процесів моніторингу технічної стійкості будівель як складних інформаційних систем:* уточнено сутність технічного моніторингу як безперервного процесу обробки даних у цифровому середовищі.

- *методи побудови нейромережових моделей для задач прогновної діагностики технічного стану будівельних конструкцій.* Обґрунтовано інтеграцію CNN, RNN, LSTM, GRU та трансформерних архітектур як єдиного інструментарію аналізу просторово-часових даних. Розвинено підхід до моделювання нелінійних деградаційних процесів із використанням механізмів self-attention.

- метод контекстно-адаптивного оновлення параметрів CNN-LSTM-Risk моделі, що забезпечує коригування вагових коефіцієнтів нейромережі з урахуванням інтегрального профілю ризику та умов експлуатації об'єкта, підвищуючи точність прогнозування технічного стану будівель.

- прикладні підходи до реалізації інтелектуальних систем моніторингу технічної стійкості будівель у вигляді інтегрованих програмно-апаратних платформ. Розширено можливості нейромережевих систем за рахунок поєднання сенсорних потоків, цифрових двійників і експлуатаційних даних у єдиному інформаційному середовищі.

Основний зміст дисертаційної роботи. Дисертацію присвячено розробленню та науковому обґрунтуванню засад створення інтелектуальних систем моніторингу технічної стійкості будівель на основі цифрових технологій, методів штучного інтелекту та аналізу даних. У роботі сформовано цілісну архітектуру системи та розроблено аналітичні, прогнозні й нейромережеві моделі для оцінювання та прогнозування технічного стану будівельних конструкцій. Обґрунтовано методичний базис, що інтегрує математичні, статистичні та інформаційно-аналітичні підходи, а також гібридні методи структурної діагностики із застосуванням скінченно-елементного аналізу й адаптивних алгоритмів. Розроблено архітектуру нейронних мереж і алгоритми глибинного навчання для прогносної діагностики пошкоджень з урахуванням просторово-часових і динамічних параметрів стану конструкцій. Обґрунтовано інтеграцію нейромережевих моделей у цифрові системи моніторингу з функціями самонавчання та адаптації, що підвищує точність виявлення дефектів і прогнозування ризиків. Запропоновано концептуально-архітектурну модель інформаційної платформи діагностичного аналізу з модулями збору, оброблення та інтерпретації даних і нейронно-аналітичним сегментом. Розроблено методику інтеграції багаторівневого системного ядра у програмно-апаратне середовище моніторингу, що забезпечує взаємодію сенсорних пристроїв, хмарної обробки та аналітичних компонентів. Практична цінність результатів полягає у

створенні моделей і інструментів для модернізації систем технічного моніторингу, що забезпечують автоматизований контроль, діагностику та прогнозування стану будівель.

Провідні наукові інновації полягають у формуванні концептуально-методичних та інформаційно-аналітичних засад побудови інтелектуальних інформаційних систем моніторингу технічної стійкості будівель на основі інтеграції сенсорних мереж, аналітичних модулів, обчислювальних середовищ і засобів прийняття рішень у єдину цифрову архітектуру. Теоретично обґрунтовано моніторинг як безперервний процес обробки, інтерпретації та візуалізації даних у розподілених інформаційних системах. Розвинено підходи до інтеграції IoT, SCADA, BIM і Digital Twin у єдину платформу багаторівневої взаємодії даних у реальному часі. Узагальнено методи обробки гетерогенних даних із застосуванням штучного інтелекту та нейромережових моделей. Обґрунтовано інформаційну систему як адаптивне середовище з властивостями самонавчання та самоналаштування. Запропоновано архітектури розподілених систем з інтелектуальною взаємодією модулів аналізу, прогнозування та управління. Уточнено роль інформаційних технологій як основи реалізації цифрових двійників і прогнозної діагностики. Вперше розроблено CNN-LSTM-Risk модель прогнозування та класифікації технічного стану будівель, яка поєднує просторовий аналіз пошкоджень, часове прогнозування деградаційних процесів та ризик-аналітичне оцінювання в межах єдиної нейромережової архітектури. У сукупності це створює цілісну платформу розвитку інтелектуальних систем моніторингу складних технічних об'єктів.

За результатами дослідження розроблено і обґрунтовано такі положення.

1. Розроблено архітектуру глибинних нейронних мереж для прогнозної діагностики пошкоджень із урахуванням просторово-часових і динамічних параметрів стану конструкцій, а також алгоритми їх навчання на даних сенсорного моніторингу, що забезпечують високу точність виявлення

дефектів. Обґрунтовано інтеграцію нейромережових моделей у цифрові середовища моніторингу з можливістю самонавчання та адаптації до змін експлуатаційних умов.

2. Розроблено програмно-апаратну модель інтелектуального супроводу будівельних об'єктів, що об'єднує аналітичні, прогнозні та візуалізаційні модулі в єдину систему підтримки рішень. Запропоновано концептуально-архітектурну модель інформаційної платформи діагностичного аналізу з інтегрованими модулями збору, обробки та інтерпретації даних моніторингу.

3. Обґрунтовано науково-прикладний підхід у інтеграції багаторівневого системного ядра у програмно-апаратне середовище моніторингу з використанням сенсорних пристроїв, хмарної обробки та візуалізації даних. Проведена експериментальна апробація підтвердила ефективність запропонованої платформи у виявленні дефектів, оцінюванні ризиків і прогнозуванні залишкового ресурсу конструкцій.

У **першому розділі** дисертаційної роботи *«Система діагностики технічного стану будівельних об'єктів: концепції, вимоги та функціональні компоненти»* здійснено формування інтегрованого концептуального підходу до технічного моніторингу об'єктів із підвищеним ризиком як базового елемента інтелектуальних інформаційних систем. Вперше системно обґрунтовано поєднання регуляторних, організаційних та інформаційно-технологічних складових у багаторівневу модель моніторингу, що враховує динаміку змін технічного стану будівель. Запропоновано трактування технічного моніторингу як безперервного процесу збору, обробки та інтерпретації даних у цифрових платформах підтримки рішень. Розвинено класифікацію об'єктів підвищеного ризику на основі інтегральних показників, що поєднують технічні, функціональні та експлуатаційні характеристики. Обґрунтовано принципи побудови адаптивних організаційних структур моніторингу з можливістю інтеграції сенсорних систем і аналітичних модулів. Удосконалено понятійно-термінологічний

апарат шляхом формалізації категорій «критичний індикатор», «граничний стан» та «інституційна координація» в контексті інформаційних систем. Запропоновано концепцію інтегрованої бази моніторингу як ядра інформаційної інфраструктури, що забезпечує накопичення даних у режимі реального часу. Визначено роль механізмів зворотного зв'язку та прогнозної аналітики у підвищенні проактивності систем моніторингу. Обґрунтовано підхід до узгодження регуляторних вимог із цифровими технологіями на основі принципу операційної відповідності. Розроблено архітектурні засади інтеграції сенсорних і аналітичних компонентів у єдину цифрову платформу. У сукупності це формує науково-методичне підґрунтя для створення інтелектуальних систем моніторингу технічної стійкості будівель.

У **другому розділі** дисертаційної роботи *«Аналітичні і прогностичні моделі у задачах виявлення ризиків та потенційних дефектів будівельних систем»* сформовано комплекс інновацій щодо інтегрованого застосування математичних, статистичних і цифрових методів оцінювання технічного стану конструкцій у межах спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології». Обґрунтовано поєднання аналітичних, чисельних, варіаційних і гібридних моделей у єдиному інформаційно-аналітичному середовищі для підвищення точності діагностики дефектів. Розроблено багаторівневі моделі структурної оцінки з урахуванням складної геометрії об'єктів, властивостей матеріалів і динаміки навантажень, а також удосконалено методи скінченно-елементного та варіаційного аналізу для роботи з неповними даними. Запропоновано багатофакторну модель оцінювання фізичного стану конструкцій на основі інтеграції експлуатаційних і моніторингових параметрів. Уточнено математичний апарат визначення залишкового ресурсу із застосуванням функцій деградації, вагових коефіцієнтів і ймовірнісних підходів, зокрема байєсівських процедур адаптивного прогнозування. Розвинено концепцію інтеграції моделей у цифрові системи моніторингу з використанням BIM-орієнтованих середовищ та інтерактивних інтерфейсів візуалізації стану. Удосконалено сценарно-орієнтований підхід до

прогнозування деградаційних процесів із урахуванням стохастичних факторів і часових затримок. У результаті науково-методологічну основу для створення інтелектуальних систем проактивного управління технічним станом будівельних конструкцій.

У **третьому розділі** дисертаційної роботи *«Інтелектуальні технології та нейромережеві структури в управлінні безпекою будівель»* сформовано комплекс наукових та прикладних інновацій щодо розвитку гібридних нейромережевих підходів для прогнозної діагностики технічного стану будівельних конструкцій. Обґрунтовано використання комбінованих архітектур CNN, RNN, LSTM, GRU та трансформерних моделей для аналізу просторово-часових даних, що забезпечує підвищення точності виявлення та прогнозування пошкоджень. Розвинено методи моделювання нелінійної динаміки деградаційних процесів із застосуванням механізмів self-attention та уніфікованих часових моделей. Удосконалено багатостратегіальне навчання нейронних мереж із поєднанням різних типів навчання та адаптивних алгоритмів оптимізації, що підвищує стійкість моделей до шумів і неповноти даних. Запропоновано інтеграцію сенсорних даних і чисельного моделювання в єдиному інформаційному середовищі для підвищення достовірності прогнозів. Обґрунтовано застосування автоенкодерів і гібридних нейромережевих архітектур як ефективних інструментів виявлення прихованих дефектів і аналізу багатовимірних сигналів. Розроблено концепцію багаторівневої інтеграції нейромереж у цифрові системи типу IoT–SCADA–Digital Twin, що забезпечує безперервний моніторинг і прогнозування стану об’єктів у реальному часі. Прикладна реалізація полягає у створенні інтегрованої програмно-апаратної системи інтелектуального супроводу, яка поєднує IoT-сенсори, SCADA, нейромережі та цифрові двійники в єдину платформу підтримки рішень. У результаті доведено ефективність нейромережевих технологій у підвищенні рівня безпеки, оперативності діагностики та проактивного управління будівельними об’єктами.

У четвертому розділі дисертаційної роботи *«Прикладна та експериментальна імплементація інформаційних платформ інтелектуальної діагностики»* сформовано комплекс науково-прикладних інновацій, спрямованих на реалізацію інтелектуальних систем моніторингу технічної стійкості будівель. Розроблено нейромережеву платформу прогнозування дефектів на основі інтеграції сенсорних потоків, історичних даних і експлуатаційних параметрів у єдине інформаційне середовище. Обґрунтовано застосування штучних нейронних мереж для моделювання нелінійних процесів деградації та багатофакторного прогнозування пошкоджень. Запропоновано алгоритми раннього попередження критичних станів і адаптивного оновлення моделей у процесі експлуатації. Розвинено підхід до формалізації нейромереж як універсального обчислювального ядра аналізу безпеки з інтеграцією різних архітектур і методів обробки даних. Удосконалено механізми інтелектуального навчання моделей із використанням градієнтної оптимізації та комбінування навчання з учителем і без учителя. Запропоновано інтеграцію цифрових двійників і самоорганізуючих карт для моделювання та кластеризації станів конструкцій. Розроблено методи розпізнавання образів технічного стану на основі поєднання статистичних, байєсівських і нейромережевих підходів. Реалізовано інтелектуальні процедури класифікації та оцінювання ризиків із урахуванням невизначеності та неповноти даних. У сукупності отримані результати формують ефективну цифрову платформу проактивного управління безпекою будівельних об'єктів.

Ключові слова: інтелектуальні системи моніторингу, технічна стійкість будівель, інформаційні системи та технології, нейромережеві моделі, глибинне навчання, штучний інтелект, сценарне прогнозування, мультифакторний аналіз ризиків, цифровий двійник, BIM-технології, IoT-сенсорні мережі, інтелектуальна підтримка прийняття рішень.

ABSTRACT

Tyslenko O.B. – “Conceptual and structural modeling and implementation of intelligent systems for monitoring the technical stability of buildings”. - *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 development and scientific substantiation of conceptual and structural principles, models and methods for designing intelligent information systems for monitoring the technical stability of buildings using modern digital technologies. The work forms the structural and functional architecture of the diagnostic system, develops analytical and predictive models for risk assessment, and implements neural network algorithms in the software and hardware environment of technical control. The research is focused on increasing the reliability, safety and adaptability of construction objects by integrating artificial intelligence methods, intelligent data analysis and information technologies into a single monitoring platform.

Scientific novelty of the results obtained. The scientific novelty of the dissertation work lies in the fact that the work:

for the first time:

- A CNN-LSTM-Risk model for predicting and classifying the technical condition of buildings has been developed, which combines spatial damage analysis, temporal prediction of degradation processes, and risk-analytical assessment within a single neural network architecture.

improved:

- *conceptual and theoretical principles for building intelligent systems for monitoring the technical stability of buildings* by forming a multi-level model of integrating regulatory, organizational and information technology components into a single digital environment, including elements of self-configuration and risk-

oriented classification of objects. The concept of an integrated database as the core of the monitoring information infrastructure was significantly improved.

- *scientific and methodological principles for assessing the technical condition of building structures* by integrating mathematical, statistical, numerical and hybrid approaches within single information and analytical circuits. The application of finite element analysis and variational methods for detecting local defects and reconstructing the state based on incomplete data was expanded. Multi-level models of structural diagnostics were proposed, taking into account the complex geometry and operating conditions of objects. The reliability of the assessment has been increased due to adaptive hybrid damage prediction models.

- *methodological and algorithmic approaches to predicting the technical condition of building structures through the development of scenario and risk-oriented modeling.* The mathematical apparatus for estimating the residual resource using degradation functions, weighting coefficients and probabilistic models has been expanded. The use of Bayesian procedures for adaptively updating forecasts in a dynamic environment has been substantiated. The accuracy of forecasting under conditions of stochastic disturbances and uncertainty has been increased.

have been further developed:

- *conceptual and theoretical provisions for the intellectualization of the processes of monitoring the technical stability of buildings* as complex information systems: the essence of technical monitoring as a continuous data processing process in a digital environment has been clarified.

- *methods for building neural network models for tasks of predictive diagnostics of the technical condition of building structures.* The integration of CNN, RNN, LSTM, GRU and transformer architectures as a single tool for analyzing spatio-temporal data has been substantiated. An approach to modeling nonlinear degradation processes using self-attention mechanisms has been developed.

- *a method of contextually adaptive updating of the parameters of the CNN-LSTM-Risk model, which provides adjustment of the weight coefficients of the neural network taking into account the integral risk profile and operating conditions of the object, increasing the accuracy of predicting the technical condition of buildings.*

- *applied approaches to the implementation of intelligent systems for monitoring the technical stability of buildings in the form of integrated software and hardware platforms.* The capabilities of neural network systems have been expanded by combining sensor streams, digital twins and operational data in a single information environment.

The main content of the dissertation work.

The dissertation is devoted to the development and scientific substantiation of the principles of creating intelligent systems for monitoring the technical stability of buildings based on digital technologies, artificial intelligence methods and data analysis. The work has formed a holistic architecture of the system and developed analytical, predictive and neural network models for assessing and predicting the technical condition of building structures. A methodological basis has been substantiated that integrates mathematical, statistical and information-analytical approaches, as well as hybrid methods of structural diagnostics using finite element analysis and adaptive algorithms. The architecture of neural networks and deep learning algorithms for predictive diagnostics of damage taking into account the spatiotemporal and dynamic parameters of the state of structures have been developed. The integration of neural network models into digital monitoring systems with self-learning and adaptation functions has been substantiated, which increases the accuracy of defect detection and risk prediction. A conceptual and architectural model of an information platform for diagnostic analysis with modules for data collection, processing and interpretation and a neural-analytical segment has been proposed. A methodology for integrating a multi-level system core into a software and hardware environment has been developed.

Leading scientific innovations consist in the formation of conceptual, methodological and information-analytical foundations for building intelligent information systems for monitoring the technical stability of buildings based on the integration of sensor networks, analytical modules, computing environments and decision-making tools into a single digital architecture. Monitoring is theoretically substantiated as a continuous process of processing, interpreting and visualizing data in distributed information systems. Approaches to integrating IoT, SCADA, BIM and Digital Twin into a single platform for multi-level data interaction in real time are developed. Methods for processing heterogeneous data using artificial intelligence and neural network models are generalized. The information system is substantiated as an adaptive environment with self-learning and self-adjusting properties. Distributed system architectures with intelligent interaction of analysis, forecasting and management modules are proposed. The role of information technologies as the basis for implementing digital twins and predictive diagnostics is clarified. In total, this creates a holistic platform for the development of intelligent monitoring systems for complex technical objects.

According to the results of the study, the following was developed and substantiated.

1. The architecture of deep neural networks for predictive diagnostics of damage was developed, taking into account the spatio-temporal and dynamic parameters of the state of structures, as well as algorithms for their training on sensor monitoring data, which ensure high accuracy of defect detection. The integration of neural network models into digital monitoring environments with the ability to self-learn and adapt to changes in operating conditions was substantiated.

2. A software and hardware model of intelligent support of construction objects was developed, which combines analytical, predictive and visualization modules into a single decision support system. A conceptual and architectural model of an information platform for diagnostic analysis with integrated modules for collecting, processing and interpreting monitoring data was proposed.

3. A scientifically-applied approach to integrating a multi-level system core into a software-hardware monitoring environment using sensor devices, cloud processing and data visualization is substantiated. Experimental testing confirmed the effectiveness of the proposed platform in detecting defects, assessing risks and predicting the residual life of structures.

In the first section of the dissertation “*System for diagnosing the technical condition of construction objects: concepts, requirements and functional components*”, an integrated conceptual approach to technical monitoring of objects with increased risk as a basic element of intelligent information systems is formed. For the first time, the combination of regulatory, organizational and information technology components into a multi-level monitoring model that takes into account the dynamics of changes in the technical condition of buildings is systematically substantiated. The interpretation of technical monitoring as a continuous process of collecting, processing and interpreting data in digital decision support platforms is proposed. A classification of high-risk objects has been developed based on integral indicators that combine technical, functional and operational characteristics. The principles of building adaptive organizational monitoring structures with the possibility of integrating sensor systems and analytical modules have been substantiated. The conceptual and terminological apparatus has been improved by formalizing the categories of “critical indicator”, “limit state” and “institutional coordination” in the context of information systems. The concept of an integrated monitoring base as the core of the information infrastructure that ensures the accumulation of data in real time has been proposed. The role of feedback mechanisms and predictive analytics in increasing the proactivity of monitoring systems has been determined. An approach to harmonizing regulatory requirements with digital technologies based on the principle of operational compliance has been substantiated. Architectural principles for integrating sensor and analytical components into a single digital platform have been developed. Taken together, this forms a scientific and methodological basis for creating intelligent systems for monitoring the technical stability of buildings.

In the **second section** of the dissertation work “*Analytical and predictive models in the tasks of identifying risks and potential defects of building systems*”, a set of innovations has been formed regarding the integrated application of mathematical, statistical and digital methods for assessing the technical condition of structures within the scope of specialty 126 “Information Systems and Technologies”. The combination of analytical, numerical, variational and hybrid models in a single information and analytical environment has been substantiated to increase the accuracy of defect diagnostics. Multilevel structural assessment models have been developed taking into account the complex geometry of objects, material properties and load dynamics, and finite element and variational analysis methods have been improved for working with incomplete data. A multifactor model for assessing the physical condition of structures has been proposed based on the integration of operational and monitoring parameters. The mathematical apparatus for determining the residual resource has been refined using degradation functions, weighting coefficients and probabilistic approaches, in particular Bayesian adaptive forecasting procedures. The concept of integrating models into digital monitoring systems using BIM-oriented environments and interactive state visualization interfaces has been developed. The scenario-oriented approach to predicting degradation processes has been improved, taking into account stochastic factors and time delays. As a result, a scientific and methodological basis for creating intelligent systems for proactive management of the technical condition of building structures has been formed.

In the **third section** of the dissertation work “*Intelligent technologies and neural network structures in building safety management*”, a set of scientific and applied innovations has been formed regarding the development of hybrid neural network approaches for predictive diagnostics of the technical condition of building structures. The use of combined CNN, RNN, LSTM, GRU architectures and transformer models for analyzing spatiotemporal data has been substantiated, which ensures increased accuracy of damage detection and prediction. Methods for modeling nonlinear dynamics of degradation processes using self-attention

mechanisms and unified temporal models have been developed. Multi-strategy training of neural networks has been improved by combining different types of training and adaptive optimization algorithms, which increases the resistance of models to noise and incomplete data. The integration of sensor data and numerical modeling in a single information environment has been proposed to increase the reliability of forecasts. The use of autoencoders and hybrid neural network architectures as effective tools for detecting hidden defects and analyzing multidimensional signals has been substantiated. The concept of multi-level integration of neural networks into digital systems of the IoT–SCADA–Digital Twin type has been developed, which provides continuous monitoring and forecasting of the state of objects in real time. The applied implementation consists in creating an integrated software and hardware system of intelligent support that combines IoT sensors, SCADA, neural networks and digital twins into a single decision support platform. As a result, the effectiveness of neural network technologies in increasing the level of safety, diagnostic efficiency and proactive management of construction objects has been proven.

In the fourth section of the dissertation work “Applied and experimental implementation of information platforms for intelligent diagnostics”, a complex of scientific and applied innovations aimed at the implementation of intelligent systems for monitoring the technical stability of buildings has been formed. A neural network platform for predicting defects based on the integration of sensor flows, historical data and operational parameters into a single information environment has been developed. The use of artificial neural networks for modeling nonlinear degradation processes and multifactorial damage prediction has been substantiated. Algorithms for early warning of critical states and adaptive updating of models during operation have been proposed. An approach to formalizing neural networks as a universal computational core for safety analysis with the integration of various architectures and data processing methods has been developed. Mechanisms for intelligent model learning using gradient optimization and combining supervised and unsupervised learning have been improved. The

integration of digital twins and self-organizing maps for modeling and clustering of structural states has been proposed. Methods for recognizing patterns of technical condition have been developed based on a combination of statistical, Bayesian and neural network approaches. Intelligent procedures for classifying and assessing risks have been implemented, taking into account uncertainty and incompleteness of data. Taken together, the results obtained form an effective digital platform for proactive safety management of construction sites.

Keywords: intelligent monitoring systems, technical stability of buildings, information systems and technologies, neural network models, deep learning, artificial intelligence, scenario forecasting, multifactor risk analysis, digital twin, BIM technologies, IoT sensor networks, intelligent decision support.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Статті у наукових фахових виданнях, які індексуються в міжнародних наукометричних базах:

1. Терентьев О.О., Горбатьук Є.В., **Тисленко О.Б.**, Зубрій І.М. Підвищення ефективності інформаційної системи комплексної безпеки захисту будівель. Modern engineering and innovative technologies. Issue №29. Part 1. October 2023. P. 102-111. <https://doi.org/10.30890/2567-5273.2023-29-01-022>.
2. Терентьев О.О., Горбатьук Є.В., **Тисленко О.Б.**, Зубрій І.М. (2024). Методика розробки підвищення ефективності інформаційної системи безпечної експлуатації будівель. Modern engineering and innovative technologies. Issue №31. Part 1. February 2024. P. 62-71. <https://doi.org/10.30890/2567-5273.2024-31-00-014>.
3. Архітектура інформаційної системи діагностики технічного стану фундаментів будівель / Терентьев О.О., Горбатьук Є.В., **Тисленко О.Б.**, Зубрій І.М., Макаручук О.В. SWorldJournal. Issue No24 Part 1 March 2024. P. 135-143. <https://doi.org/10.30888/2663-5712.2024-24-00-073>.
4. Терентьев О.О., Горбатьук Є.В., **Тисленко О.Б.**, Зубрій І.М. Інтегровані моделі прогнозування надійності прийняття рішень системи діагностики технічного стану будівель. SWorldJournal. September 2024. Issue 27. Part 1. P. 98-106. DOI: 10.30888/2663-5712.2024-27-00-018
5. Terentyev O.O., Gorbatyuk Ie.V., **Tyslenko O.B.**, Bykov S.V. Methods of damage of the information system of building technical condition diagnostics. Modern engineering and innovative technologies. Issue №35. Part 2. October 2024. P. 35-44. <https://doi.org/10.30890/2567-5273.2024-35-00-049>.
6. Terentyev O.O., Gorbatyuk Ie.V., **Tyslenko O.B.**, Bykov S.V. Program and technical complex of implementation of the information system of diagnostics of the technical condition of buildings. SWorldJournal. Issue No30. Part 1. March 2025. P. 82-96. <https://doi.org/10.30888/2663-5712.2025-30-01-004>.
7. Terentyev O.O., Gorbatyuk Ie.V., **Tyslenko O.B.**, Bykov S.V. Creation of information methods in the diagnosis of industrial buildings. Modern

engineering and innovative technologies. Issue №38. Part 1. April 2025. P. 146-151. <https://doi.org/10.30890/2567-5273.2025-38-01-030>.

8. **Tyslenko O.**, Bykov S., & Katin O. (2025). System of organization and functioning of mechanisms for ensuring the operational safety of buildings. *Ways to Improve Construction Efficiency*, 2(56), P. 91–104. [https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56\(2\).91-104](https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56(2).91-104)

9. **Тисленко О. Б.**, & Биков С. В. (2025). Аналітичні та діагностичні блоки контролю в цифровому середовищі оцінки структурної надійності. *Управління розвитком складних систем*, (64), P. 259–266. <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.64.259-266>

Матеріали апробації дослідження на науково-практичних конференціях:

10. Modeling of reliability of foundation structures / Gorbatyuk Ie., Terentyev O., **Tyslenko O.**, Zubrij I. Importance of Soft Skills for Life and Scientific Success: Proceedings of the 3rd International Scientific and Practical Internet Conference, FOP Marenichenko V.V., Dnipro, Ukraine, March 7-8, 2024, P. 7-8.

11. Горбатюк Є.В., **Тисленко О.Б.**, Зубрій І.М. Методологічні і критеріальні основи дослідження функціонування інженерних комплексів при створенні цільових об'єктів будіндустрії. International scientific conference "Organization of scientific research in modern conditions '2024" No 23 on March 21, 2024. Seattle, Washington, USA., P. 46-51. <https://doi.org/10.30888/2709-2267.2024-23-00-017>.

12. Терентьев О.О., Горбатюк Є.В., **Тисленко О.Б.**, Зубрій І.М. Building an information model of determining the location of mobile objects. Promising scientific researches of Eurasian scholars '2024. Proceedings of International scientific conference (September 21, 2024). Seattle, Washington, USA. № 26. P. 41–44. <https://doi.org/10.30888/2709-2267.2024-26-00-008>

13. Terentyev O.O., Gorbatyuk Ie.V., **Tyslenko O.B.**, Bykov S. V.. Methods of diagnosing deformations of building structures. International scientific conference "Technique and technology of the future '2024" No 35 on October 20, 2024. Karlsruhe, Germany. P. 36-40. <https://doi.org/10.30890/2709->

1783.2024-35-00-027.

URL:

<https://www.proconference.org/index.php/gec/issue/view/gec35-00>.

14. Терентьев О.О., Горбатьюк Є.В., **Тисленко О.Б.**, Биков В.С. Интегрированная модель оценки надёжности решений для диагностики строительных. Proceedings of the 6th International scientific and practical conference “Scientific achievements of contemporary society”. Cognum Publishing House. London, United Kingdom. 2025. P. 280-286. URL: <https://sci-conf.com.ua/vi-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-scientific-achievements-of-contemporary-society-10-12-01-2025-london-velikobritaniya-arhiv/>.

15. Терентьев О.О., Горбатьюк Є.В., **Тисленко О.Б.**, Биков В.С. Информационная технология управления жизненным циклом строительных конструкций и споруд. Modernization of today’s science: experience and trends: collection of scientific papers «SCIENTIA» with Proceedings of the VII International Scientific and Theoretical Conference, January 24, 2025. Singapore, Republic of Singapore: International Center of Scientific Research. P. 192-195. <https://doi.org/10.36074/scientia-24.01.2025>.

16. Терентьев О.О., Горбатьюк Є.В., **Тисленко О.Б.**, Биков В.С. Моделирование угроз безопасности та вразливості у віртуальній мережевій системі. Proceedings of the 5th International scientific and practical conference “Science in the modern world: innovations and challenges”. Perfect Publishing. Toronto, Canada. 2025. P. 169-173. URL: <https://sci-conf.com.ua/v-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-science-in-the-modern-world-innovations-and-challenges-23-25-01-2025-toronto-kanada-arhiv/>.

17. Terentyev O.O., Gorbatyuk Ie.V., **Tyslenko O.B.**, Bykov V.S. Creating a model of mobile location. International scientific conference “Organization of scientific research in modern conditions &2024” No 30 on March 21, 2025. Seattle, Washington, USA. P. 25-28. <https://doi.org/10.30888/2709-2267.2025-30-00-003>.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	23
РОЗДІЛ 1. СИСТЕМА ДІАГНОСТИКИ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ БУДІВЕЛЬНИХ ОБ'ЄКТІВ: КОНЦЕПЦІЇ, ВИМОГИ ТА ФУНКЦІОНАЛЬНІ КОМПОНЕНТИ.....	34
1.1. Регуляторні та організаційні засади технічного моніторингу об'єктів із підвищеним ризиком.....	34
1.2. Структурно-функціональна архітектура системи забезпечення експлуатаційної безпеки будівель.....	42
1.3. Інформаційні та аналітичні модулі контролю в середовищі діагностики конструктивної стійкості.....	52
Висновки до 1-го розділу.....	59
РОЗДІЛ 2. АНАЛІТИЧНІ І ПРОГНОСТИЧНІ МОДЕЛІ У ЗАДАЧАХ ВИЯВЛЕННЯ РИЗИКІВ ТА ПОТЕНЦІЙНИХ ДЕФЕКТІВ БУДІВЕЛЬНИХ СИСТЕМ.....	61
2.1. Застосування математичних і статистичних методів оцінки стану будівельних конструкцій.....	61
2.2. Сценарний підхід до прогнозування критичних змін і залишкового ресурсу конструкцій.....	74
2.3. Побудова мультифакторних моделей аналізу ризиків у системах експлуатаційної надійності.....	88
Висновки до 2-го розділу.....	111
РОЗДІЛ 3. ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ СТРУКТУРИ В УПРАВЛІННІ БЕЗПЕКОЮ БУДІВЕЛЬ.....	115
3.1. Архітектура та навчання нейронних мереж для прогнозової діагностики пошкоджень.....	115
3.2. Інтеграція нейромережевих алгоритмів у цифрові системи моніторингу технічного стану.....	137
3.3. Експериментальна реалізація програмно-апаратної моделі інтелектуального супроводу об'єктів.....	149
Висновки до 3-го розділу.....	162

РОЗДІЛ 4. РОЗРОБЛЕННЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА РЕАЛІЗАЦІЯ CNN-LSTM-Risk МОДЕЛІ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ БУДІВЕЛЬ.....	165
4.1. Теоретичне обґрунтування задачі прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій на основі апарату штучних нейронних мереж.....	165
4.2. CNN-LSTM-Risk архітектура кількісного аналізу комплексної безпеки будівель.....	178
4.3. Методи та алгоритми навчання CNN-LSTM-Risk моделі.....	190
4.4. Метод розпізнавання та класифікації технічного стану будівель на основі CNN-LSTM-Risk моделі.....	199
Висновки до 4-го розділу.....	210
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ.....	212
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	215
ДОДАТКИ.....	246

ВСТУП

Актуальність теми. Актуальність теми дисертаційної роботи зумовлена стрімким розвитком цифрових технологій, штучного інтелекту та інтелектуалізованих інформаційних систем, що формують нові вимоги до моніторингу технічного стану будівельних об'єктів у межах спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології». У сучасних умовах ускладнення інженерних систем та зростання ризиків їх деградації постає необхідність забезпечення підвищеної надійності, безпеки та ефективності експлуатації конструкцій протягом усього життєвого циклу. Це обумовлює перехід до інтелектуалізованих підходів моніторингу, що базуються на обробці великих масивів даних, методах штучного інтелекту, прогнозній аналітиці та цифровому моделюванні стану об'єктів. Інтеграція BIM-технологій, нейромережових алгоритмів і сучасних інформаційних систем формує нову цифрову парадигму оцінювання та управління технічним станом будівель, що потребує вдосконалення методологічних підходів і створення нових моделей інтелектуального аналізу. В освітньому та науково-прикладному контексті це дослідження сприяє оновленню змісту підготовки фахівців, орієнтованих на цифрову трансформацію будівельної галузі та впровадження інтелектуальних інформаційних технологій. Таким чином, робота відповідає сучасним викликам цифровізації будівництва та спрямована на розвиток інтелектуальних систем моніторингу як ключового інструменту забезпечення безпечної та ефективної експлуатації будівельних об'єктів у рамках сучасних інформаційних технологій.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційне дослідження за темою «Концептуально-структурне моделювання та реалізація інтелектуальних систем моніторингу технічної стійкості будівель» виконано відповідно до пріоритетних напрямів науково-дослідної діяльності Київського національного університету будівництва і архітектури (КНУБА) у сфері цифровізації будівництва, розвитку інформаційних систем та інтелектуальних технологій моніторингу складних

інженерних об'єктів. Тематика роботи кореспондує із положеннями державної політики цифрової трансформації та стратегіями впровадження інтелектуальних інформаційних систем у будівельній галузі, а також узгоджується з науковими пріоритетами спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології».

Роботу виконано на кафедрі інформаційних технологій проєктування та прикладної математики КНУБА в межах «Інформаційна технологія оцінки технічного стану об'єктів будівництва в умовах невизначеності із застосуванням методики кластеризації» (державний реєстраційний номер 0124U004532). У межах зазначеної тематики здобувачем сформовано концептуально-теоретичні засади інтелектуальних систем моніторингу, що забезпечують системне подання процесів оцінювання технічного стану як безперервного інформаційного процесу в цифровому середовищі. Розвинено понятійно-методологічний апарат, який забезпечує уніфікацію термінології та інтеграцію експертних і алгоритмічних підходів у єдину систему прийняття рішень. У межах виконання вищезазначеної теми застосовано обґрунтовані формалізаційно-аналітичні та нейромережеві моделі прогнозної діагностики з використанням гібридних архітектур штучного інтелекту для обробки просторово-часових даних і виявлення прихованих дефектів. Застосовано прикладні компоненти інтелектуальної системи моніторингу, що забезпечують інтеграцію сенсорних даних, цифрових моделей і аналітичних алгоритмів у єдине інформаційне середовище. Отримані результати інтегровані в науково-дослідну діяльність КНУБА та створюють підґрунтя для розвитку інтелектуальних інформаційних технологій моніторингу технічного стану будівельних об'єктів.

Мета і завдання дослідження. Мета роботи полягає у розробці та науковому обґрунтуванні концептуально-структурних засад і методів створення інтелектуальних систем моніторингу технічної стійкості будівель на основі цифрових технологій. Передбачено формування архітектури системи, розроблення аналітичних і прогнозних моделей та впровадження

нейромережових алгоритмів у середовище технічного контролю. Результати дослідження спрямовані на підвищення надійності, безпеки й адаптивності будівель через інтеграцію методів штучного інтелекту та аналізу даних. Досягнення мети роботи забезпечено постановкою та виконанням таких завдань дослідження:

1. Розробити та науково обґрунтувати концепцію інтелектуальної інформаційної системи моніторингу технічної стійкості будівель на основі принципів розподіленої обробки даних, адаптивної аналітики та інтеграції цифрових інформаційних технологій у середовище підтримки прийняття рішень.

2. Сформулювати структурно-функціональну архітектуру системи моніторингу з інтеграцією сенсорного, комунікаційного, аналітичного та управлінського рівнів, а також формалізувати структуру інформаційних потоків, механізми взаємодії компонентів і моделі обробки даних у межах цифрового середовища моніторингу.

3. Розробити комплекс математичних, аналітичних та ймовірнісно-статистичних моделей оцінювання технічного стану будівельних конструкцій на основі обробки потоків моніторингових даних, параметрів деградаційних процесів і ризик-орієнтованих критеріїв оцінювання.

4. Розробити методи та алгоритми прогнозування технічних ризиків, дефектів і критичних станів будівельних конструкцій із використанням сценарного моделювання, мультифакторного аналізу, ймовірнісних підходів та технологій машинного навчання.

5. Розробити нейромережеві моделі та алгоритми глибинного навчання для інтелектуальної діагностики й прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій із використанням просторово-часових сенсорних даних, мультимодальних інформаційних потоків і механізмів адаптивного навчання.

6. Розробити методи інтеграції аналітичних, нейромережових і інформаційно-аналітичних модулів у єдине цифрове середовище моніторингу

на основі технологій IoT, BIM та Digital Twin, забезпечивши адаптивність, масштабованість і самонавчання системи.

7. Провести експериментальну перевірку розроблених моделей, алгоритмів і програмно-аналітичних компонентів системи моніторингу, а також оцінити ефективність запропонованих рішень за критеріями точності діагностики, достовірності прогнозування та оперативності обробки даних.

Об'єктом дослідження є процеси формування, функціонування та розвитку інтелектуальних інформаційних систем моніторингу технічного стану та стійкості будівельних об'єктів у цифровому середовищі управління. *Предметом дослідження* обрано методи, моделі, алгоритми та інформаційно-технологічні засоби концептуально-структурного моделювання, аналізу, прогнозування й інтелектуальної підтримки прийняття рішень у системах технічного моніторингу будівель.

Обґрунтованість і достовірність результатів дисертаційного дослідження забезпечуються цілісністю та внутрішньою узгодженістю наукової гіпотези, яка ґрунтується на інтеграції концептуально-структурного моделювання, методів штучного інтелекту та аналітики даних і відповідає сучасним теоретико-методологічним засадам спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології». Надійність отриманих положень підтверджується використанням комплексу взаємопов'язаних математичних, статистичних, ймовірнісних і інформаційно-аналітичних методів, зокрема скінченно-елементного аналізу, байєсівських процедур, сценарного моделювання та методів машинного навчання, що забезпечують адекватність і точність оцінювання технічного стану будівель. Достовірність висновків підтверджується узгодженістю теоретичних результатів із даними моделювання та їх практичною апробацією у складі програмно-апаратних рішень інтелектуального моніторингу. Використання BIM-технологій, концепції цифрових двійників і методів ризик-орієнтованого аналізу забезпечує відтворюваність, перевірюваність і практичну релевантність отриманих результатів. Сукупність зазначених чинників свідчить про

високий рівень обґрунтованості та достовірності наукових положень і висновків дисертації.

Методи дослідження. У дисертаційній роботі використано комплекс взаємопов'язаних методів, що формують цілісне методологічне підґрунтя оцінювання технічного стану будівельних об'єктів у межах спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології». Застосовано математичні, статистичні та інформаційно-аналітичні методи для побудови моделей структурної діагностики та прогнозування деградаційних процесів. Використано методи скінченно-елементного аналізу та варіаційні підходи для виявлення локальних дефектів і реконструкції стану конструкцій за неповними даними. Розвинено ймовірнісні та байєсівські методи для оцінювання ризиків відмов і адаптивного оновлення прогнозів. Застосовано методи мультифакторного аналізу та сценарного моделювання для дослідження динаміки технічного стану в умовах невизначеності. Використано підходи машинного навчання та інтелектуального аналізу даних для ідентифікації критичних станів і обробки сенсорної інформації. Реалізовано методи інтеграції моделей у цифрові інформаційні системи, зокрема з використанням BIM-технологій і концепції цифрових двійників. Удосконалено методи ризик-орієнтованого аналізу, включаючи ROC-аналіз, сценарне тестування та багатовимірне оцінювання ризиків. Сукупність застосованих методів забезпечує побудову інтелектуальних систем моніторингу, прогнозування та підтримки прийняття рішень щодо експлуатаційної надійності будівельних конструкцій.

Наукова новизна дослідження полягає у розробленні концептуально-методичних та інформаційно-технологічних засад побудови інтелектуальних систем моніторингу технічної стійкості будівель на основі інтеграції сенсорних мереж, аналітичних модулів, нейромережевих алгоритмів і засобів підтримки прийняття рішень у межах єдиного цифрового середовища.

Удосконалено підхід до трактування технічного моніторингу як безперервного інформаційно-аналітичного процесу у розподілених цифрових

системах та запропоновано модель інтеграції технологій IoT, SCADA, BIM і Digital Twin для обробки моніторингових даних у реальному часі.

Розроблено архітектуру гібридних глибинних нейронних мереж і алгоритми їх адаптивного навчання для прогнозової діагностики пошкоджень будівельних конструкцій на основі аналізу просторово-часових сенсорних даних, що забезпечує підвищення точності прогнозування критичних станів.

Запропоновано програмно-апаратну модель інтелектуального супроводу будівельних об'єктів та інформаційно-аналітичну платформу діагностичного аналізу з повним циклом обробки моніторингових даних, прогнозування технічного стану та підтримки прийняття рішень.

Удосконалено підхід до інтеграції багаторівневого системного ядра у цифрове середовище моніторингу на основі сенсорних, хмарних та інформаційно-аналітичних технологій, що забезпечує адаптивність, масштабованість та ефективність функціонування інтелектуальної системи моніторингу.

Вперше розроблено CNN-LSTM-Risk модель прогнозування та класифікації технічного стану будівель, яка поєднує просторовий аналіз пошкоджень, часове прогнозування деградаційних процесів та ризик-аналітичне оцінювання в межах єдиної нейромережевої архітектури.

У сукупності отримані результати формують науково-методичну основу створення адаптивних інтелектуальних систем управління технічною безпекою будівель на основі технологій штучного інтелекту та прогнозової аналітики.

Удосконалено:

– концептуально-теоретичні засади побудови інтелектуальних систем моніторингу технічної стійкості будівель шляхом формування багаторівневої моделі інтеграції регуляторних, організаційних та інформаційно-технологічних компонентів у межах єдиного цифрового середовища обробки та аналізу даних. Формалізовано систему критичних індикаторів і граничних станів об'єктів моніторингу, а також удосконалено механізми ризик-

орієнтованої класифікації та адаптивного самоналаштування інформаційних систем моніторингу;

- науково-методичні підходи до оцінювання технічного стану будівельних конструкцій шляхом інтеграції математичних, статистичних, чисельних і гібридних методів аналізу у межах єдиного інформаційно-аналітичного середовища. Розширено застосування скінченно-елементного аналізу та варіаційних методів для виявлення локальних дефектів і реконструкції стану конструкцій за неповними даними. Запропоновано багаторівневі моделі структурної діагностики з урахуванням геометричної складності об'єктів, умов експлуатації та параметрів деградаційних процесів;

- методико-алгоритмічні підходи до прогнозування технічного стану будівельних конструкцій шляхом розвитку сценарного та ризик-орієнтованого моделювання. Розширено математичний апарат оцінювання залишкового ресурсу із застосуванням функцій деградації, вагових коефіцієнтів, ймовірнісних моделей та байєсівських процедур адаптивного оновлення прогнозів, що забезпечує підвищення точності оцінювання в умовах невизначеності та стохастичних впливів.

Набули подальшого розвитку:

- концептуально-теоретичні положення інтелектуалізації процесів моніторингу технічної стійкості будівель як складних інформаційних систем. Уточнено сутність технічного моніторингу як безперервного процесу збору, обробки та інтелектуального аналізу даних у цифровому середовищі. Розвинено підходи до інтеграції сенсорних, аналітичних та управлінських модулів у межах єдиної інформаційної платформи підтримки прийняття рішень;

- методи побудови нейромережевих моделей для задач прогнозної діагностики технічного стану будівельних конструкцій. Обґрунтовано використання гібридних архітектур CNN, RNN, LSTM, GRU та Transformer як єдиного інструментарію аналізу просторово-часових потоків даних. Розвинено підходи до моделювання нелінійних деградаційних процесів із

використанням механізмів self-attention та адаптивного багатостратегіального навчання нейронних мереж для підвищення стійкості моделей до шумів і неповноти даних;

- метод контекстно-адаптивного оновлення параметрів CNN-LSTM-Risk моделі, який, на відміну від існуючих підходів, враховує інтегральний профіль ризику об'єкта та параметри експлуатаційного середовища під час коригування вагових коефіцієнтів нейромережі, що підвищує достовірність прогнозування технічного стану будівельних конструкцій.

- прикладні підходи до реалізації інтелектуальних систем моніторингу технічної стійкості будівель у вигляді інтегрованих програмно-аналітичних платформ. Розширено можливості інтелектуальної обробки сенсорних потоків даних, цифрових двійників і експлуатаційних параметрів у межах єдиного інформаційного середовища моніторингу. Удосконалено механізми адаптивного переналаштування моделей у процесі експлуатації об'єктів, що забезпечує підвищення ефективності раннього виявлення критичних станів та прогнозування аварійних ситуацій.

Практична цінність результатів дисертації. Практичне значення одержаних результатів полягає у розробленні моделей, методів та алгоритмів побудови інтелектуальних систем моніторингу технічного стану будівельних конструкцій, орієнтованих на раннє виявлення небезпечних станів, прогнозування деградаційних процесів та підтримку прийняття управлінських рішень щодо безпечної експлуатації об'єктів будівництва.

Запропонована мультифакторна модель ризику та інтегральний профіль ризику можуть бути використані для кількісного оцінювання рівня технічної безпеки будівельних конструкцій в умовах невизначеності та неповноти моніторингових даних. Розроблена CNN-LSTM-Risk модель забезпечує автоматизоване прогнозування, розпізнавання та класифікацію технічного стану будівель на основі просторових, часових та ризик-аналітичних ознак.

Практичне застосування запропонованих рішень можливе в інформаційно-аналітичних системах технічного моніторингу, цифрових

платформах управління об'єктами нерухомості, BIM- та Digital Twin-середовищах, а також у діяльності організацій, що здійснюють технічне обстеження, експлуатацію та управління будівлями й інженерними спорудами.

Використання результатів дослідження дозволяє підвищити достовірність оцінювання технічного стану об'єктів, зменшити ризик пропуску критичних дефектів, забезпечити своєчасне виявлення передаварійних ситуацій та перейти до прогнозно-орієнтованого управління безпекою будівельних конструкцій.

Публікації. Публікації автора у 9 статтях у фахових виданнях категорії «Б» формують цілісну науково-прикладну основу створення та впровадження інформаційних систем діагностики технічного стану будівель, включаючи методи їх захисту, програмно-технічні комплекси та інформаційно-аналітичні інструменти. Висвітлені у публікаціях дисертанта результати також розвивають нормативно-організаційні та цифрові підходи до моніторингу, оцінки надійності й забезпечення експлуатаційної безпеки об'єктів будівництва.

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 у фахових виданнях категорії «Б», разом з тим всі запозичення супроводжуються відповідними посиланнями.

До компонентів особистого внеску здобувача в науковому опрацюванні обраної тематики слід віднести наступні результати:

1. *Оновлені концептуально-теоретичні засади дослідження інтелектуальних систем моніторингу технічного стану будівель.* Розроблено системне уявлення про моніторинг як безперервний інформаційний процес у цифровому середовищі. Обґрунтовано інтеграцію регуляторних, організаційних та технологічних компонентів у єдину багаторівневу модель.

Запропонований підхід забезпечує основу для побудови інтелектуальних систем управління експлуатаційною безпекою будівель. Визначено принципи структурної узгодженості інформаційних потоків у межах єдиної цифрової платформи. Це дозволяє забезпечити цілісність та керованість процесів моніторингу в динамічних умовах експлуатації.

2. *Розвинений понятійно-методологічний апарат оцінювання технічного стану будівель.* Уточнено зміст ключових категорій, зокрема «критичний індикатор» і «граничний стан», у контексті цифрового моніторингу. Обґрунтовано роль зворотних зв'язків і прогнозової аналітики як основи проактивного управління. Це забезпечує узгодження аналітичних процедур із вимогами сучасних інформаційних систем. Сформовано підхід до уніфікації термінології для забезпечення сумісності моделей у різних рівнях аналізу. Також визначено методичні засади інтеграції експертних і алгоритмічних оцінок у єдину систему прийняття рішень.

3. *Обґрунтований методичний базис оцінювання та прогнозування технічного стану будівельних конструкцій.* Інтегровано математичні, статистичні та інформаційно-аналітичні підходи для формування комплексних моделей аналізу. Розроблено багаторівневі схеми структурної діагностики з урахуванням деградаційних процесів. Обґрунтовано доцільність використання гібридних обчислювальних процедур для обробки неповних даних. Це забезпечує підвищення стійкості моделей до стохастичних та експлуатаційних збурень.

4. *Суттєво модернізовано формалізаційно-аналітичні та нейромережеві моделі прогнозової діагностики.* Обґрунтовано використання гібридних архітектур CNN, RNN, LSTM, GRU та Transformer для аналізу просторово-часових даних. Удосконалено механізми виявлення прихованих дефектів і моделювання нелінійних процесів деградації. Реалізовано механізми підвищення адаптивності моделей до змінних умов експлуатації об'єктів. Запропоновано підхід до багаторівневого навчання моделей із

урахуванням різномірності сенсорних даних. Це забезпечує підвищення достовірності інтелектуального прогнозування технічного стану конструкцій.

5. *Реалізовані прикладні компоненти інтелектуальної системи моніторингу будівель.* Розроблено програмно-апаратну платформу інтеграції сенсорних даних, цифрових моделей і аналітичних алгоритмів. Забезпечено безперервний моніторинг, прогнозування та раннє виявлення критичних станів. Запропоновані рішення підвищують ефективність управління ризиками та експлуатаційною надійністю будівельних об'єктів. Додатково забезпечено можливість масштабування системи для різних типів інженерних об'єктів. Це створює передумови для її впровадження у практику цифрового управління будівельною інфраструктурою.

Апробація результатів дисертації. Результати дисертації Тисленка О.Б. апробовано на 8 міжнародних науково-практичних конференціях, що відбулися впродовж 2025-2026 рр. у м. Карлсруе (Німеччина), Лондон (Велика Британія), Сінгапур (Республіка Сінгапур), Торонто (Канада) та Сіетл (США). Географія апробації підтверджує міжнародний рівень визнання та практичну значущість отриманих наукових результатів.

У повному обсязі дисертація була представлена на спільному науковому семінарі кафедр інформаційних технологій та кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики Київського національного університету будівництва і архітектури (м. Київ, 2026 рік)

Опис структури та обсягу роботи. Структура дисертації сформована відповідно до логіки розв'язання поставлених наукових завдань, етапів дослідження та отриманих результатів. Робота містить анотації українською та англійською мовами, перелік публікацій здобувача, зміст, вступ, чотири розділи, загальні висновки, список використаних джерел і додатки. Загальний обсяг дисертації становить 250 сторінок, з яких основний текст – 196 сторінок і включає 29 таблиць та 57 рисунків. Список використаних джерел охоплює 196 найменувань. Додатки подано на 6 сторінках.

РОЗДІЛ 1

СИСТЕМА ДІАГНОСТИКИ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ БУДІВЕЛЬНИХ ОБ'ЄКТІВ: КОНЦЕПЦІЇ, ВИМОГИ ТА ФУНКЦІОНАЛЬНІ КОМПОНЕНТИ

1.1 Регуляторні та організаційні засади технічного моніторингу об'єктів із підвищеним ризиком

Поняття "регуляторні та організаційні засади технічного моніторингу об'єктів із підвищеним ризиком" формує фундаментальну основу для визначення змісту та меж цього напрямку управління у будівельній сфері. Першочергово слід розкрити значення самого терміна "технічний моніторинг". У науковій літературі він трактується як систематизований процес спостереження, реєстрації та інтерпретації параметрів технічного стану об'єкта, що здійснюється з метою своєчасного виявлення потенційних загроз безпеці. На відміну від суміжних понять, таких як "інспекція" або "контроль", моніторинг має безперервний характер, передбачає не лише фіксацію стану об'єкта, але й його динамічну оцінку у часі, що є ключовою відмінністю для об'єктів із підвищеним ризиком.

У контексті інформаційних систем технічний моніторинг доцільно розглядати не лише як інженерну процедуру, а як інформаційний процес, що охоплює збирання, передавання, збереження, оброблення та інтерпретацію даних про стан будівельного об'єкта. З позиції інформаційних технологій технічний моніторинг доцільно розглядати як багаторівневий процес обробки потоків даних, що включає сенсорний збір параметрів, передавання даних через комунікаційні канали, попередню фільтрацію, аналітичну обробку, прогнозування технічного стану та формування управлінських рішень. Такий підхід забезпечує інтеграцію сенсорних мереж, аналітичних модулів і цифрових платформ у єдине інформаційно-аналітичне середовище моніторингу. Саме така інтерпретація дозволяє перейти від традиційного

контролю до побудови цифрової системи підтримки прийняття рішень щодо експлуатаційної безпеки.

Для будівельних об'єктів із підвищеним ризиком особливо важливим є не лише встановлення факту відхилення, а й визначення його динаміки, причинно-наслідкових зв'язків та потенційного впливу на стійкість конструкцій. Це зумовлює потребу у використанні не ізольованих процедур контролю, а комплексних інформаційно-аналітичних систем, здатних працювати з різномірними потоками даних у режимі наближеному до реального часу.

Регуляторні засади технічного моніторингу формуються як система нормативно-правових актів, стандартів і процедур, які визначають порядок здійснення моніторингу, вимоги до його об'єктів та суб'єктів, а також допустимі методи і засоби вимірювань. На думку М. Джонсона, нормативна основа технічного моніторингу повинна не лише задавати мінімальні вимоги до процедур контролю, але й створювати умови для їх інтеграції з більш загальною системою управління техногенною безпекою [40]. Цей підхід забезпечує узгодженість між різними рівнями регуляції: від державних стандартів до галузевих інструкцій та внутрішніх корпоративних процедур.

Водночас чинні регуляторні підходи переважно орієнтовані на фіксацію нормативних вимог і процедур контролю, тоді як питання цифрової інтеграції даних, автоматизованого аналізу відхилень та прогнозування технічного стану залишаються недостатньо формалізованими. Це створює розрив між нормативним рівнем моніторингу та можливостями сучасних інтелектуальних інформаційних систем.

У межах цифрового моніторингу організаційна взаємодія суб'єктів реалізується через інтегроване інформаційне середовище, яке забезпечує централізований обмін даними, уніфіковані формати повідомлень, автоматизовану маршрутизацію інформаційних потоків та підтримку процедур прийняття рішень.

Перед розглядом організаційної компоненти варто представити схему на рисунку 1.1, яка відображає взаємозв'язок між регуляторними нормами, організаційними механізмами та понятійним апаратом, що забезпечує цілісність процесу моніторингу.



Рис. 1.1. Концептуальна структура технічного моніторингу об'єктів із підвищеним ризиком (розроблено автором на основі [52])

Представлена схема 1.1 демонструє, що технічний моніторинг не можна розглядати ізольовано від системи регуляторних норм та організаційних механізмів, оскільки саме вони визначають структуру інформаційної взаємодії, критерії оцінювання технічного стану та механізми підтримки прийняття рішень. Вони охоплюють структуру управління, визначення відповідальних суб'єктів і розподіл функцій. На думку Ф. Хелмса, поняття "організаційна модель моніторингу" відображає впорядковану систему відносин між регуляторами, операторами та технічними експертами [30]. Ця модель спирається на чіткі визначення: "суб'єкт моніторингу" як юридично або організаційно уповноважений учасник процесу та "об'єкт моніторингу" як технічна система чи її елемент, що підлягає регулярному спостереженню.

Щоб продемонструвати, як організаційні поняття корелюють із регуляторною складовою, слід звернутися до таблиці 1.1, де наведено відповідність ключових термінів і їхнього змісту у контексті управління.

Таблиця 1.1. Понятійно-організаційна структура технічного моніторингу

Поняття	Змістове наповнення	Рівень застосування
Суб'єкт моніторингу	Уповноважена організація або фахівець, який виконує функції спостереження	Організаційний
Об'єкт моніторингу	Технічна система або її елемент, що контролюється за встановленими критеріями	Технічний
Принцип превентивності	Забезпечення виявлення потенційних відхилень до їхнього розвитку в критичний стан	Методологічний
Граничний стан	Рівень деградації параметрів, після якого об'єкт втрачає експлуатаційну придатність	Регуляторний
Критичний індикатор	Параметр, що сигналізує про наближення граничного стану	Регуляторно-методологічний

(розроблено автором на основі [30])

Як показано у таблиці, поняття у сфері технічного моніторингу розподіляються між різними рівнями — від регуляторного до методологічного. Це демонструє, що без інтеграції цих рівнів неможливо сформувати цілісну систему моніторингу для об'єктів із підвищеним ризиком.

З позиції інформаційних технологій зазначені рівні можуть бути представлені як взаємопов'язані компоненти єдиної системи моніторингу:

$$M=\{R,O,T,I,A,D\},$$

де R — регуляторний рівень; O — організаційний рівень; T — технічні засоби спостереження; I — інформаційні потоки; A — аналітичні процедури; D — управлінські рішення. Така формалізація дозволяє розглядати технічний моніторинг як структуровану інформаційну систему, у якій нормативні

вимоги трансформуються у технічні параметри контролю, а результати вимірювань — у рішення щодо безпечної експлуатації будівельного об'єкта.

У межах такої моделі інформаційні потоки між рівнями системи моніторингу формують єдиний цикл обробки даних, який включає збір параметрів технічного стану, передачу даних, аналітичну інтерпретацію, прогнозування деградаційних процесів та формування управлінських рішень у режимі реального часу.

У межах запропонованої структури регуляторний та організаційний рівні формують зовнішній контур функціонування системи, тоді як інформаційно-аналітичний рівень забезпечує інтеграцію сенсорних потоків даних, аналітичних алгоритмів та механізмів підтримки прийняття рішень у межах єдиної цифрової архітектури моніторингу.

Єдиний інформаційний простір забезпечує інтеграцію сенсорних даних, результатів обстежень, нормативних критеріїв і прогнозних моделей у межах цифрової системи моніторингу та підтримки прийняття рішень. Використання інтелектуальних методів аналізу даних, нейромережевих алгоритмів та прогнозної аналітики дозволяє перейти від реактивного контролю технічного стану до адаптивного прогнозування деградаційних процесів і раннього виявлення критичних станів будівельних конструкцій.

У межах інтелектуальної системи моніторингу класифікація ризику може виконувати роль вхідного параметра для вибору сценарію діагностики, частоти вимірювань, набору контрольованих показників і типу аналітичної моделі. Це дозволяє перейти від універсального підходу до адаптивного моніторингу, орієнтованого на реальний рівень небезпеки конкретного об'єкта.

Для ілюстрації взаємозв'язку між ключовими поняттями ідентифікації та класифікації доцільно розглянути рис. 1.2, який демонструє послідовність їх інтеграції у регуляторно-організаційне середовище. Представлена модель відображає процеси ідентифікації та класифікації, що функціонують як взаємопов'язані етапи. Ідентифікація створює початкову інформаційну

основу для аналізу, тоді як класифікація структурує цю інформацію відповідно до ризикових критеріїв, перетворюючи її на практичний інструмент управління. Такий підхід забезпечує прозорість регуляторних рішень і дозволяє знизити ймовірність помилок при визначенні пріоритетів нагляду.

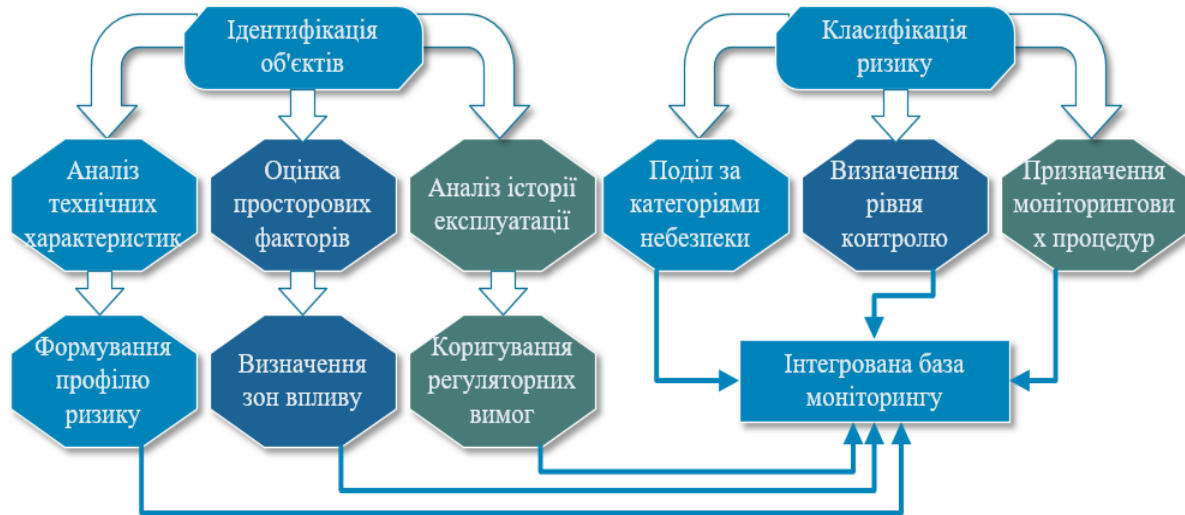


Рис. 1.2. Організація технічного моніторингу підвищеного ризику (розроблено автором на основі [56])

Інтегрована база моніторингу забезпечує накопичення, синхронізацію та аналітичну обробку даних технічного стану будівельних об'єктів у режимі реального часу [32].

Ці концепти є не лише термінологічними одиницями, але й ключовими елементами управлінської логіки, що визначає функціонування всієї системи моніторингу. Разом із тим у більшості традиційних підходів недостатньо розкрито механізм переходу від регуляторного опису ризику до його цифрового представлення у вигляді параметрів, індикаторів, порогових значень і прогностичних сценаріїв. Саме цей перехід є принципово важливим для дисертаційного дослідження, оскільки він визначає можливість побудови концептуально-структурної моделі інтелектуальної системи моніторингу технічної стійкості будівель. Вони закладають підґрунтя для формування регуляторних протоколів, організаційних структур та технічних рішень, які забезпечують стабільність об'єктів підвищеного ризику навіть за умов змінного середовища.

Функціонування інтелектуальної системи моніторингу реалізується через сукупність взаємопов'язаних функціональних компонентів, кожен з яких забезпечує окремий етап обробки та інтерпретації даних технічного стану.

Функція нормування та регламентації процедур моніторингу визначає структуру контрольованих параметрів, періодичність вимірювань та критерії оцінювання технічного стану, забезпечуючи узгодженість процесів моніторингу у межах єдиного цифрового середовища.

Діагностика технічного стану включає аналіз параметрів моніторингу, виявлення тенденцій деградації та прогнозування можливих відмов на основі аналітичних моделей і методів інтелектуальної обробки даних.

Окреме місце у функціонуванні системи займає контроль дотримання нормативних вимог і процедур. Моніторинг не є ізольованим процесом; він вбудовується у систему регуляторного нагляду та корпоративного управління. Відповідні організаційні структури забезпечують проведення інспекцій, аудитів та незалежних перевірок, результати яких дозволяють зіставляти фактичний стан об'єктів із встановленими стандартами. У разі виявлення порушень система активує механізми впливу, що можуть включати адміністративні заходи, вимоги до усунення відхилень або тимчасове зупинення діяльності об'єкта.

Управління інформаційними потоками включає збір сенсорних даних, їх передавання до аналітичних модулів, інтеграцію у цифрові бази моніторингу та підтримку сумісності з іншими інформаційними системами управління безпекою. Блок прогнозування та моделювання забезпечує аналіз деградаційних процесів, оцінювання ймовірності критичних станів і формування попереджувальних рішень на основі даних моніторингу. На відміну від традиційного контролю, інтелектуальний моніторинг орієнтований на прогнозування розвитку дефектів і підтримку проактивного управління технічними ризиками. У цьому контексті прогнозування доцільно розглядати як одну з ключових відмінностей інтелектуального моніторингу від традиційного контролю. Якщо класичний контроль переважно фіксує наявний стан об'єкта, то інтелектуальна система має забезпечувати

оцінювання ймовірності майбутніх відхилень, виявлення тенденцій деградації та формування попереджувальних рішень до моменту переходу об'єкта у критичний стан. Ця функція забезпечує системі моніторингу не лише реактивний, а й проактивний характер, перетворюючи її з інструмента контролю на механізм стратегічного управління ризиками.

Структурно система технічного моніторингу складається з кількох рівнів. Перший рівень — локальний, що охоплює безпосереднє спостереження за станом конкретних об'єктів за допомогою сенсорних мереж та автоматизованих систем. На цьому рівні реалізуються первинна обробка сенсорних даних, периферійна аналітична обробка даних та передавання інформації до розподіленого інформаційно-аналітичного середовища. Другий рівень — регіональний, де результати моніторингу агрегуються та аналізуються для виявлення тенденцій у межах певної території. Третій рівень — національний, що забезпечує стратегічне управління ризиками і формування єдиної політики безпеки для всієї інфраструктури об'єктів підвищеної небезпеки.

Ключовою характеристикою сучасних інтелектуальних систем моніторингу є інтеграція механізмів прогнозної аналітики, адаптивної обробки даних та нейромережових алгоритмів, що забезпечує автоматизоване виявлення критичних станів і підтримку прийняття рішень у режимі реального часу. Отже, регуляторні та організаційні засади технічного моніторингу формують необхідну основу для управління безпекою об'єктів із підвищеним ризиком. Водночас їх ефективність у сучасних умовах значною мірою залежить від здатності інтегрувати нормативні вимоги, сенсорні дані, аналітичні процедури та механізми прогнозування в єдину інформаційну систему. Це зумовлює необхідність подальшого розгляду структурно-функціональної архітектури системи забезпечення експлуатаційної безпеки будівель, що є предметом наступного підрозділу.

1.2. Структурно-функціональна архітектура системи забезпечення експлуатаційної безпеки будівель

У сучасних умовах експлуатація будівельних об'єктів вимагає чітко структурованих і функціонально інтегрованих систем управління безпекою. Це зумовлено як високим рівнем урбаністичного навантаження на конструкції, так і посиленням вимог до надійності, довговічності й адаптивності будівель до змінного середовища. Традиційна практика, яка ґрунтувалася на періодичних інспекціях або візуальному контролі, поступається місцем комплексним цифровим системам, що забезпечують цілодобовий моніторинг і прогностичну оцінку технічного стану. При цьому виникає потреба в системному перегляді архітектури управління експлуатаційною безпекою, яка повинна охоплювати не лише технічні аспекти, але й інформаційні та управлінські механізми.

Під експлуатаційною безпекою варто розуміти не лише стійкість конструкцій до аварій чи катастроф, але й здатність системи будівлі реагувати на динаміку навантажень, деградацію матеріалів, зміну кліматичних умов, людський фактор та інші критичні впливи. Для цього архітектура системи повинна бути гнучкою, багаторівневою та здатною до адаптації в режимі реального часу. Структурно така система повинна включати компоненти, відповідальні за збір, фільтрацію, інтерпретацію інформації, оцінку ризиків, візуалізацію даних, формування рішень і реалізацію запобіжних дій. Функціонально – інтегрувати всі ці елементи в єдину платформу цифрового управління [98]. Перспективним напрямом розвитку такої архітектури є інтеграція BIM-технологій і цифрових двійників, що забезпечує синхронізацію фізичного об'єкта з його цифровою моделлю та підтримку сценарного аналізу технічного стану у реальному часі.

На рисунку 1.3 наведено основні структурно-функціональні елементи системи забезпечення експлуатаційної безпеки будівель, які взаємодіють через сенсорні, аналітичні та комунікаційні модулі.

Робота системи починається з фіксації інформації сенсорами, що встановлюються в критичних точках будівлі. Вони безперервно передають

сигнали про зміну температури, вологості, вібрації, переміщення, деформації та інші важливі параметри. Потік даних надходить у модуль попередньої фільтрації, де здійснюється перевірка достовірності та видалення надлишкової або некоректної інформації.

Наступним етапом є аналіз конструкційного стану. Тут відбувається зіставлення фактичних параметрів із проектними, нормативними чи референтними значеннями. Наприклад, надмірне відхилення температури чи перевищення граничної вібрації може слугувати сигналом для активації поглибленої діагностики. Результати передаються в модуль оцінки ризиків, де вони інтерпретуються з позиції потенційної небезпеки для користувачів, цілісності будівлі та функціонування інженерних систем [66].



Рис. 1.3. Структурно-функціональна архітектура системи забезпечення експлуатаційної безпеки будівель (розроблено автором на основі [98])

Функціонування системи реалізується у вигляді безперервного циклу обробки даних, який включає сенсорний збір параметрів, edge-фільтрацію,

передавання даних у розподілене інформаційне середовище, аналітичну обробку, прогнозування технічного стану та формування керуючих впливів.

Далі у процес залучається прогнозно-аналітичний блок, який відповідає за моделювання майбутнього стану конструкції або інженерної системи. У межах цього блоку можуть використовуватись алгоритми машинного навчання та гібридні нейромережеві моделі для виявлення прихованих закономірностей деградаційних процесів, аналізу часових рядів і прогнозування критичних станів конструкцій. Аналітичний блок виконує обробку часових рядів, оцінювання тенденцій деградації та формування прогнозних сценаріїв розвитку технічного стану. У разі виявлення критичних відхилень система формує сигнали попередження та передає результати до модуля підтримки прийняття рішень.

Завершальною частиною є блок реагування, в якому передбачено декілька варіантів дій – від локального попередження або сповіщення технічного персоналу до автоматизованого запуску плану аварійного реагування чи реалізації коригувальних заходів. Усі ці кроки логічно інтегровані в єдину логіку безперервного моніторингу та управління, що дає змогу забезпечити не лише виявлення проблем, а й ефективну реакцію на них.

Системність архітектури проявляється у здатності інтегрувати сенсорні, аналітичні та управлінські компоненти в єдиний цикл моніторингу й підтримки прийняття рішень. Це забезпечує перехід від реактивного контролю до проактивного управління експлуатаційною безпекою на основі прогнозної аналітики та інтелектуальної обробки даних. Розглядаючи структурно-функціональну архітектуру систем забезпечення експлуатаційної безпеки, неможливо обійти увагою категорію функціональної модульності, яка в сучасному інженерному та управлінському дискурсі посідає ключове місце.

У контексті будівельного підприємства або керування експлуатацією об'єкта нерухомості це поняття вказує на поділ загальної системи на окремі самодостатні функціональні блоки (модулі), кожен із яких виконує чітко визначену задачу – від збору даних до формування управлінського впливу.

Така модульність дає змогу зберігати гнучкість системи, розширювати її функції без переробки всієї архітектури, а також підвищує ефективність адаптації до змінних умов експлуатації будівель.

У працях українських дослідників, присвячених розробленню цифрових платформ управління будівельними об'єктами, функціональна модульність розглядається як основа адаптивності та масштабованості інформаційних систем моніторингу. У межах таких підходів виокремлюються модулі аналізу деградаційних процесів, верифікації сенсорних даних, оцінювання технічного стану та автоматизованого формування рекомендацій для ремонтно-експлуатаційних служб. Подібна організація забезпечує перехід від ізольованих функціональних компонентів до архітектури інтегрованого інформаційно-аналітичного ядра системи моніторингу [153].

Для порівняльного аналізу підходів до реалізації функціональної модульності в системах моніторингу будівельних об'єктів доцільно узагальнити підходи провідних дослідників у табличній формі. Це дозволяє простежити еволюцію концепції модульної архітектури — від базових системних моделей до сучасних цифрових платформ моніторингу. Аналіз свідчить, що існуючі підходи відрізняються як структурою функціональних модулів, так і принципами їх інтеграції, включаючи аналітичні, моніторингові, інформаційно-комунікаційні та управлінські компоненти. У таблиці 1.2 наведено найбільш репрезентативні підходи до трактування функціональної модульності у системах технічного моніторингу.

Функціональна модульність забезпечує декомпозицію системи моніторингу на окремі аналітичні, сенсорні, комунікаційні та управлінські компоненти, що підвищує масштабованість, адаптивність і ефективність обробки даних у розподіленому середовищі.

У системі управління експлуатаційною безпекою будівель важливу роль відіграє чітке нормативне визначення стану, за якого об'єкт зберігає свою функціональність протягом проєктного терміну служби. Це поняття у стандартах і технічних регламентах фіксується як «експлуатаційна придатність» (англ. Serviceability), тобто здатність конструкції функціонувати без надмірних деформацій, вібрацій, тріщин або інших ознак деградації, які

можуть призвести до обмеження використання споруди, порушення гігієнічних, естетичних або конструктивних вимог.

Таблиця 1.2. Порівняння підходів до функціональної модульності у системах управління безпекою будівель

Автор / Дослідник	Період	Основний акцент	Тип модулів	Ключова ідея
К. Дж. Анумба, К. Руікар, А. Лі	2005–2012	Інформаційна інтеграція	Інтерфейсні, аналітичні	Обмін даними між модулями як основа гнучкості
Плешко М. В.	2018–2023	Цифрові платформи в будівництві	Моніторингові, регуляторні	Адаптація систем через модульний поділ
Вікрант Сінгх, Дж. Сміт	2020	Цифрова трансформація у BIM-середовищі	Прогностичні, діагностичні	Модульність як основа оптимізації обчислень
Чарльз Істман, Пол Тейчолц	2011	Інтеграція BIM-компонентів	Управлінські, аналітичні	Модульність у структурі цифрових рішень

(розроблено автором на основі [3, 16, 47, 53, 153])

У ДБН В.1.2-14:2018 експлуатаційна придатність визначається через забезпечення нормативних параметрів надійності, жорсткості, довговічності та функціональної безпеки будівельних конструкцій протягом заданого терміну експлуатації. До критеріїв оцінювання належать прогини, тріщини, вібрації, деформації та інші параметри, що використовуються у системах технічного моніторингу [87].

На рисунку 1.4 наведено основні критерії експлуатаційної придатності, які використовуються у міжнародних стандартах оцінювання технічного стану будівельних конструкцій.

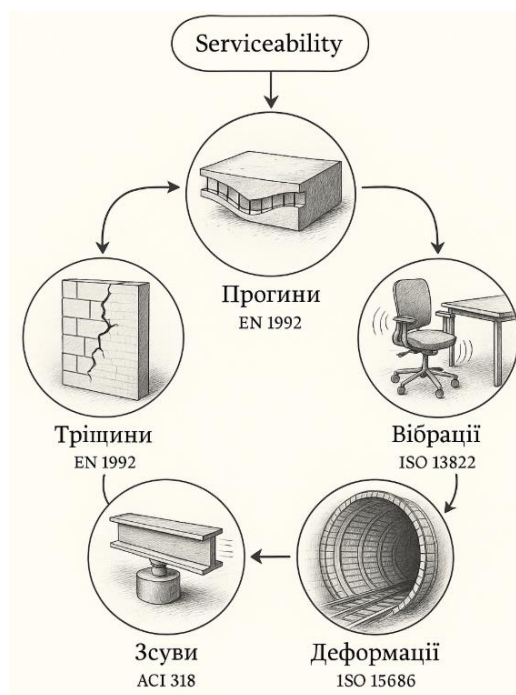


Рис. 1.4. Ключові критерії експлуатаційної придатності за міжнародними стандартами (розроблено автором на основі [87])

В європейському підході до проєктування будівель основним документом є EN 1990:2002 Eurocode – Basis of structural design, який формалізує категорії SLS (Serviceability Limit State) та ULS (Ultimate Limit State). SLS охоплює саме ті показники, які не призводять до руйнування, але унеможливають безпечну та функціональну експлуатацію будівлі. У доповнення до EN 1990, стандарти EN 1992-1-1 (залізобетон), EN 1993-1-1 (сталь), EN 1995-1-1 (дерево) містять конкретизовані критерії допустимих прогинів, тріщин і коливань [18].

Міжнародний стандарт ISO 13822:2010 «Assessment of existing structures» визначає експлуатаційну придатність як здатність конструкції виконувати проєктні функції, враховуючи не лише фізичний знос, а й поведінкові сценарії, навантаження та умови навколишнього середовища. Документ містить процедури оцінки стану споруд, визначення залишкового ресурсу, рекомендації з огляду та діагностики [37]. Це дає змогу інженерам своєчасно приймати рішення щодо ремонту, посилення чи демонтажу.

У системах технічного моніторингу поняття експлуатаційної придатності пов'язується зі здатністю будівельного об'єкта зберігати нормативні

параметри надійності, міцності та функціональної безпеки протягом заданого періоду експлуатації. Для інтелектуальних систем моніторингу ця категорія є базовою при формуванні критеріїв оцінювання технічного стану, визначенні граничних станів та прогнозуванні залишкового ресурсу конструкцій.

У сучасних підходах оцінювання експлуатаційної придатності ґрунтується на аналізі даних сенсорного моніторингу, параметрів деградації та динаміки зміни контрольованих характеристик конструкцій. Це дозволяє перейти від періодичних експертних оцінок до безперервного цифрового контролю технічного стану у режимі реального часу.

Для формалізації критеріїв оцінювання технічного стану будівельних конструкцій доцільно узагальнити нормативні підходи, які використовуються у сучасних системах технічного моніторингу. Це дозволяє визначити набір контрольованих параметрів, граничних станів та критеріїв експлуатаційної придатності, що використовуються в інформаційно-аналітичних системах підтримки прийняття рішень (табл.1.3).

У межах розгортання структурно-функціональної архітектури системи забезпечення експлуатаційної безпеки будівель особливого значення набуває системна ієрархія — багаторівнева модель, що відображає послідовну організацію елементів від базових сенсорних вузлів до модулів прийняття рішень. Аналіз нормативних підходів свідчить, що сучасні стандарти поступово переходять від статичних процедур контролю до ризик-орієнтованих моделей оцінювання технічного стану. Це створює передумови для інтеграції методів цифрового моніторингу, прогнозової аналітики та інтелектуальної обробки даних у системи забезпечення експлуатаційної безпеки будівель.

Таблиця 1.3. Нормативні трактування експлуатаційної придатності будівельних конструкцій

Джерело / Стандарт	Країна/Організація	Основний зміст	Основні показники
ДБН В.1.2-14:2018	Україна	Граничні стани другої групи	Прогини, тріщини, вібрації
EN 1990:2002	ЄС (CEN)	Serviceability limit state (SLS)	Деформації, шум, комфорт
EN 1992-1-1, EN 1993-1-1	ЄС (CEN)	Критерії придатності по матеріалах	Прогини, тріщини, допустимі навантаження
ISO 13822:2010	ISO	Оцінювання придатності існуючих споруд	Залишковий ресурс, стабільність
ISO 15686-1:2011	ISO	Планування строку служби	Надійність, ремонтпридатність
ACI 318-19	США (ACI)	Serviceability in concrete structures	Прогини, контроль тріщин
AISC 360	США (AISC)	Сталеві конструкції: функціональність	Прогини балок, осідання, жорсткість

(розроблено автором на основі [2, 18, 37, 38])

Такий підхід не тільки унаочнює логіку функціонування, а й забезпечує технічну та управлінську керованість системою в умовах складного середовища експлуатації. Архітектура безпеки, яка вибудована за ієрархічним принципом, дозволяє локалізувати функції, ізолювати ризики, забезпечити резервування критичних каналів даних і динамічно переналаштовуватися при змінах у навантаженнях або стані конструкцій.

У типовій системі експлуатаційної безпеки базовий рівень формують сенсорні вузли, що фіксують деформації, вібрації, температурні коливання, вологість та інші параметри технічного стану. Після первинної фільтрації та уніфікації дані передаються до аналітичного ядра, де алгоритми машинного

навчання та сценарного аналізу виявляють аномалії, оцінюють ризики та прогнозують критичні стани конструкцій.

Над цим рівнем функціонує модуль прийняття рішень, який, отримуючи зважену аналітику, формує вектор дій: попередження, ініціацію технічного втручання, активацію резервних систем або управлінське повідомлення [117].

Завершальний рівень — це контури управління, які передають команду до технічного чи адміністративного реагування, забезпечуючи зворотний зв'язок у системі. Ієрархічну структуру взаємодії сенсорного, аналітичного та управлінського рівнів системи моніторингу наведено на рисунку 1.5.



Рис. 1.5. Системна ієрархія рівнів архітектури експлуатаційної безпеки будівель (розроблено автором на основі [117])

Аналітичний рівень системи включає алгоритми прогнозування, BIM/Digital Twin моделі та нейромережеві механізми оцінювання ризиків, які забезпечують аналіз тенденцій деградації та формування сценаріїв

реагування. На основі результатів аналітики модуль підтримки прийняття рішень формує керуючі впливи для технічного або адміністративного реагування. Діагностика технічного стану включає аналіз параметрів моніторингу, виявлення тенденцій деградації та прогнозування можливих відмов на основі аналітичних моделей і методів інтелектуальної обробки даних. Узагальнену структуру функціональних компонентів системи моніторингу наведено у табл. 1.4. [169].

Таблиця 1.4. Ієрархічні рівні системи експлуатаційної безпеки: функції, технічна реалізація, тип взаємодії

Рівень системи	Основна функція	Технічне наповнення	Тип взаємодії з іншими рівнями
Рівень 1 – Сенсорні вузли	Фіксація фізичних змін	Датчики вібрацій, вологості, тиску	Односпрямований, потік даних вгору
Рівень 2 – Уніфікація сигналів	Очистка, форматування, синхронізація	Преобробка, фільтрація, перетворення	Лінійна передача до аналітичного ядра
Рівень 3 – Аналітичне ядро	Оцінка ризиків, прогнозування	Машинне навчання, сценарний аналіз	Двостороння з аналітичним інтерфейсом
Рівень 4 – Формування рішень	Вибір сценарію, класифікація загроз	Нечіткі моделі, логічні інтерпретатори	Інтеграція з управлінським рівнем
Рівень 5 – Управлінське реагування	Реалізація дій, зворотний зв'язок	ERP/SCADA-модулі, інтерфейси дій	Зворотний цикл до всієї системи

(розроблено автором на основі [169])

Сильна сторона такої системної ієрархії — це масштабованість і адаптивність. Якщо один із модулів виходить з ладу, інші можуть бути переорієнтовані на дублювання частини його функцій. Наприклад, у разі порушення сенсорної мережі, система здатна робити прогнозу екстраполяцію з уже наявних даних.

Запропонована ієрархічна архітектура забезпечує розподілену обробку даних, інтеграцію аналітичних модулів і підтримку адаптивного моніторингу технічного стану будівель у режимі реального часу. Кожен рівень системи виконує окремі функції збору, передавання, аналітичної обробки та інтерпретації даних, що дозволяє оптимізувати навантаження на центральне аналітичне ядро. Архітектура вибудовується не за принципом жорсткої централізації, а за моделлю ієрархічно розподіленого інтелекту.

1.3 Інформаційні та аналітичні модулі контролю в середовищі діагностики конструктивної стійкості

У сучасних системах експлуатаційної безпеки будівель забезпечення конструктивної стійкості розглядається як безперервний інформаційно-аналітичний процес, що базується на інтеграції сенсорного моніторингу, цифрової обробки даних та прогнозної аналітики. Традиційні методи періодичних інспекцій поступово доповнюються інтелектуальними системами діагностики, здатними здійснювати безперервний контроль параметрів технічного стану та формувати прогнозні оцінки деградаційних процесів у режимі реального часу.

Особливістю сучасного підходу до діагностики конструктивної стійкості є те, що аналітичні модулі не тільки фіксують моментні порушення (дефекти, відхилення, деформації), а й здатні прогнозувати подальший розвиток подій: зміни кута нахилу конструкції, зниження несучої здатності, критичне перевантаження чи перевищення деформаційних допусків [170]. Це забезпечується використанням математичних моделей, методів машинного навчання та аналізу граничних станів у часовому вимірі.

Поряд із функціями аналітичної обробки інформаційні модулі забезпечують інтеграцію системи моніторингу із зовнішніми платформами управління — ERP, BMS та DSS, формуючи єдине цифрове середовище підтримки експлуатаційної безпеки. Взаємодію між джерелами даних, інформаційними компонентами, аналітичними модулями та управлінськими

рішеннями у системі діагностики конструктивної стійкості наведено на рисунку 1.6.

Ключовою умовою ефективності інформаційно-аналітичної системи є синхронізована взаємодія сенсорного, аналітичного та управлінського рівнів. Це забезпечує автоматизовану передачу даних, запуск сценаріїв прогнозування та формування попереджувальних рішень у режимі реального часу.

Інформаційно-аналітичні модулі повинні забезпечувати масштабованість, адаптивність та сумісність із зовнішніми інформаційними системами. Архітектура модулів має підтримувати автоматичне оновлення моделей, інтеграцію сенсорних потоків даних та адаптацію алгоритмів до змін параметрів конструктивного середовища [39].



Рис. 1.6. Інтеграція інформаційно-аналітичних модулів у систему діагностики конструктивної стійкості будівлі (розроблено автором на основі [170])

У цифрових системах моніторингу технічного стану важливим компонентом є механізм цифрової тригерації — алгоритмічна процедура автоматичного формування події реагування при виявленні критичних відхилень контрольованих параметрів. Цифрові тригери забезпечують зв'язок між сенсорними потоками даних, аналітичними модулями та системою підтримки прийняття рішень у режимі реального часу.

Гельмут Венцель у роботах із Structural Health Monitoring розглядає цифрові тригери як базовий механізм переходу від моніторингу до автоматизованого реагування на основі порогових або багатofакторних умов [67].

Типову послідовність функціонування цифрової тригерації в системах структурної діагностики наведено у табл. 1.5.

Таблиця 1.5. Етапи цифрової тригерації в системах структурної діагностики

Етап тригерації	Опис функції
Виявлення змін параметра	Сенсор фіксує зміну (наприклад, зсув, тріщина, коливання)
Аналіз відхилення	Система перевіряє характер і тренд зміни
Порівняння з порогом	Порівняння із встановленим допустимим рівнем або комбінацією параметрів
Формування тригера	Генерація цифрового сигналу у разі перевищення граничного значення
Ініціація дії	Автоматичний запуск відповідного сценарію реагування або сповіщення

(розроблено автором на основі [67])

У дослідженнях Елені Чаці цифрові тригери розглядаються як адаптивні механізми реагування, побудовані на багатofакторному аналізі параметрів конструктивного стану. На відміну від статичних порогових схем, такі моделі враховують комплекс інтегрованих параметрів, включаючи деформації, вібрації та температурні зміни [15].

На рисунку 1.7 наведено приклад активації цифрового тригера при перевищенні допустимого рівня деформації конструктивного елемента.

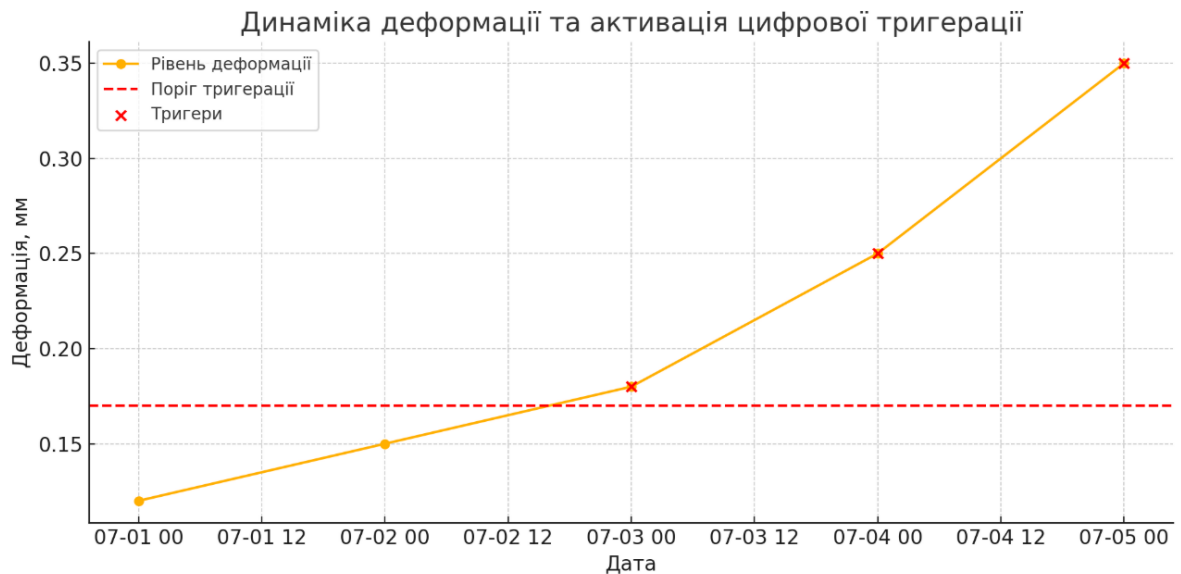


Рис. 1.7. Динаміка деформації та активація цифрової тригерації
(розроблено автором на основі [15])

Цифрова тригерація забезпечує автоматизований перехід від моніторингу параметрів технічного стану до формування керуючих або попереджувальних рішень на основі сценаріїв ризику.

Структурний цифровий двійник являє собою динамічну цифрову модель будівельного об'єкта, синхронізовану з потоками сенсорних даних у режимі реального часу. На відміну від статичних BIM-моделей, цифровий двійник забезпечує інтеграцію даних моніторингу, аналітичних моделей та алгоритмів прогнозування для оцінювання технічного стану, виявлення деградаційних процесів і моделювання сценаріїв втрати конструктивної стійкості.

Сучасні підходи до побудови цифрових двійників базуються на концепції інтеграції фізичного об'єкта, цифрової моделі та потоків даних моніторингу. Подальший розвиток цієї концепції пов'язаний із впровадженням алгоритмів машинного навчання, механізмів зворотного зв'язку та адаптивної аналітики у системи оцінювання конструктивної стійкості [25; 59].

Для систематизації підходів до реалізації структурних цифрових двійників доцільно класифікувати їх за рівнем інтеграції, типом даних та функціональним призначенням. Основні категорії цифрових двійників у системах оцінювання конструктивної стійкості наведено у табл. 1.6.

Таблиця 1.6. Основні характеристики категорій структурних цифрових двійників у контексті оцінки стійкості будівельних конструкцій

Категорія цифрового двійника	Характеристики	Рівень інтеграції	Тип даних	Застосування для оцінки стійкості
Геометричний	Статична модель геометрії конструкції	Низький	BIM, CAD	Візуалізація, фіксація геометрії
Фізико-математичний	Містить аналітичні моделі напружено-деформованого стану	Середній	FEM-дані, інженерні моделі	Моделювання реакції на навантаження
Операційно-девіаційний	Включає сенсорний зворотний зв'язок і дані про відхилення	Високий	IoT, сенсори, SCADA	Реакція на зміну режиму експлуатації
Аналітико-прогностичний (інтелектуальний)	Має механізми машинного аналізу, трендів, алгоритмів ухвалення рішень	Дуже високий	Big Data, AI, ML	Прогноз втрати стійкості, оптимізація рішень

(розроблено автором на основі [8])

У сучасних системах моніторингу структурні цифрові двійники розглядаються як основа адаптивної діагностики та прогнозного аналізу технічного стану будівель. Зокрема, Девід Вагг у своїх дослідженнях акцентує увагу на гібридних цифрових двійниках, які поєднують симуляційні

модулі та емпіричні дані для динамічного оцінювання стійкості мостів і багатоповерхових споруд [4].

На рисунку 1.8 наведено функціональну архітектуру інтеграції цифрового тригера у систему обробки конструктивних сигналів.

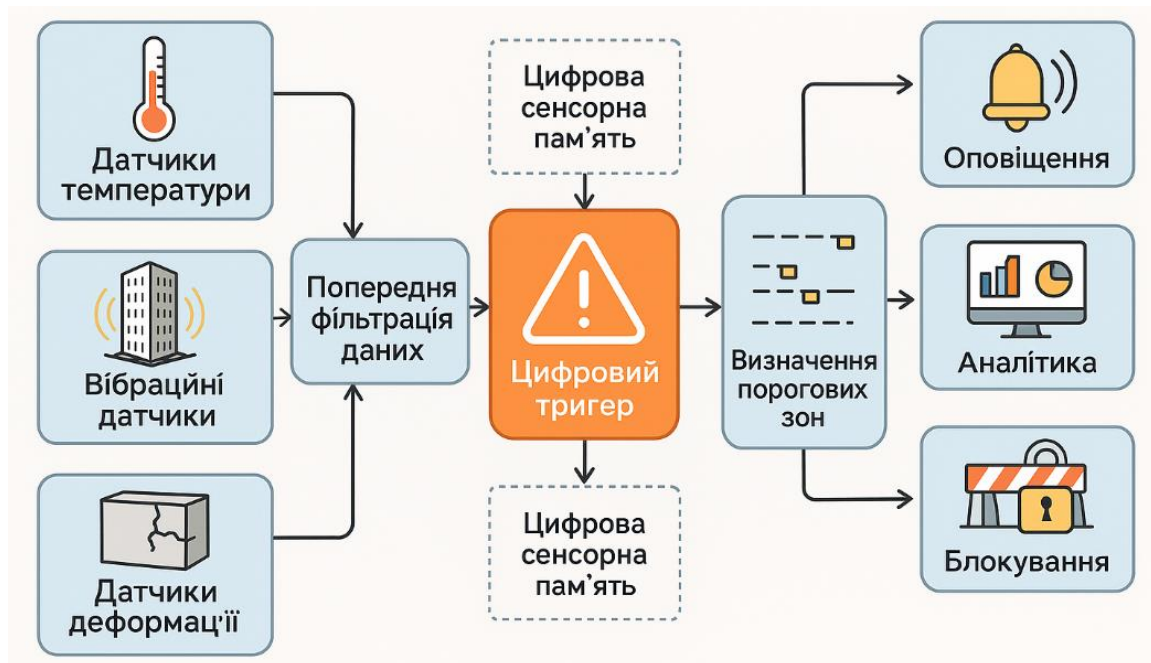


Рис. 1.8. Функціональна архітектура інтеграції цифрового тригера у систему обробки конструктивних сигналів (розроблено автором на основі [62])

Інтеграція цифрових тригерів базується на принципах адаптивності, ієрархічності та мінімізації латентності реагування. Це забезпечує швидке виявлення критичних відхилень і адаптацію алгоритмів до змін параметрів конструктивного середовища.

Впровадження цифрових тригерів потребує врахування шумів у сенсорних даних, ризику хибних спрацювань та адаптації алгоритмів до різних типів конструкцій і умов експлуатації [14].

Порівняльну характеристику цифрових тригерів у різних конструктивних середовищах наведено у табл. 1.7.

Таблиця 1.7. Порівняльна характеристика цифрових тригерів у системах структурної діагностики

Характеристика	Монолітна споруда	Металева конструкція	Склоблокові фасади
Чутливість до деформацій	Висока	Середня	Висока
Частота хибного спрацювання	Низька	Висока	Середня
Адаптивність до умов середовища	Висока	Середня	Висока
Ефективність тригерної обробки	Висока	Середня	Висока

(розроблено автором на основі [14])

У цифрових тригерних системах використовуються методи порогової класифікації, fuzzy logic та нейромережевої фільтрації для аналізу складних сценаріїв деградації. Інтеграція тригерних механізмів із SCADA, BIM та Digital Twin забезпечує оцінювання ризиків і підтримку прогнозової аналітики технічного стану конструкцій.

Поєднання цифрових тригерних систем із середовищем структурної діагностики забезпечує багаторівневу логіку реагування, спрямовану на своєчасне виявлення критичних станів та зниження експлуатаційних ризиків [42].

Інтеграція цифрових тригерних механізмів із системами прогнозової аналітики та інтелектуальної обробки даних забезпечує можливість адаптивного реагування на зміну технічного стану будівельних конструкцій. Це створює передумови для побудови інтелектуальних систем моніторингу, здатних підтримувати безперервний контроль, оцінювання ризиків та автоматизовану підтримку прийняття рішень у сфері експлуатаційної безпеки будівель.

Для систем експлуатаційного моніторингу будівель інтеграція цифрових тригерних механізмів забезпечує адаптивне оцінювання технічного

стану конструкцій, підвищення оперативності реагування та обґрунтованість рішень щодо реконструкції, підсилення або зміни режимів експлуатації будівельних об'єктів.

Висновки до 1-го розділу

У першому розділі досліджено концептуальні, регуляторні, організаційні та інформаційно-технологічні засади побудови систем моніторингу технічного стану будівельних об'єктів. Проведений аналіз дозволив сформулювати теоретичну основу створення інтелектуальних систем моніторингу технічної стійкості будівель на базі сучасних інформаційних технологій, розподіленої обробки даних та методів прогнозу аналітики.

У результаті виконаного дослідження встановлено, що сучасний технічний моніторинг доцільно розглядати не лише як сукупність процедур контролю технічного стану, а як безперервний інформаційно-аналітичний процес, який охоплює збір, передавання, обробку, інтерпретацію та прогнозування даних у межах інтегрованого цифрового середовища. Обґрунтовано необхідність переходу від традиційних підходів періодичного контролю до інтелектуальних систем адаптивного моніторингу, здатних забезпечувати підтримку прийняття рішень у режимі реального часу.

Проаналізовано регуляторні та організаційні засади технічного моніторингу об'єктів із підвищеним ризиком та встановлено, що існуючі нормативні підходи переважно орієнтовані на фіксацію процедур контролю, тоді як питання цифрової інтеграції даних, автоматизованої аналітики та прогнозування технічного стану залишаються недостатньо формалізованими. Запропоновано розглядати систему моніторингу як багаторівневу інформаційну систему, що об'єднує регуляторний, організаційний, технічний, аналітичний та управлінський рівні у межах єдиного циклу обробки даних.

У межах дослідження структурно-функціональної архітектури систем забезпечення експлуатаційної безпеки будівель визначено основні компоненти інтелектуальної системи моніторингу: сенсорний рівень, модулі

передавання та фільтрації даних, аналітичне ядро, блок прогнозування, модуль підтримки прийняття рішень і контури управлінського реагування. Обґрунтовано доцільність використання принципів функціональної модульності, розподіленої обробки даних та ієрархічної організації архітектури для забезпечення масштабованості, адаптивності та відмовостійкості системи моніторингу.

Встановлено, що сучасні системи експлуатаційної безпеки повинні базуватися на інтеграції технологій IoT, BIM, SCADA та Digital Twin, що забезпечує синхронізацію фізичного об'єкта з цифровою моделлю, підтримку прогнозного аналізу та реалізацію механізмів адаптивного реагування на зміну технічного стану конструкцій. Показано, що використання цифрових двійників створює передумови для переходу до інтелектуального прогнозного моніторингу технічної стійкості будівель.

Досліджено функціонування інформаційно-аналітичних модулів у середовищі діагностики конструктивної стійкості. Визначено, що ключовими елементами сучасних систем моніторингу є механізми цифрової тригерації, прогнозової аналітики та адаптивної обробки сенсорних потоків даних. Обґрунтовано доцільність застосування математичних моделей, алгоритмів машинного навчання та нейромережевих методів для оцінювання технічного стану, виявлення деградаційних процесів і прогнозування критичних станів будівельних конструкцій.

Отримані результати формують концептуально-методичну основу для подальшого розроблення математичних, ймовірно-статистичних та нейромережевих моделей оцінювання технічного стану й прогнозування критичних станів будівельних конструкцій у межах інтелектуальних систем моніторингу.

РОЗДІЛ 2

АНАЛІТИЧНІ І ПРОГНОСТИЧНІ МОДЕЛІ У ЗАДАЧАХ ВИЯВЛЕННЯ РИЗИКІВ ТА ПОТЕНЦІЙНИХ ДЕФЕКТІВ БУДІВЕЛЬНИХ СИСТЕМ

2.1. Застосування математичних і статистичних методів оцінки стану будівельних конструкцій

Математичне моделювання дефектних станів будівельних конструкцій є основою сучасних систем структурної діагностики та прогнозного моніторингу. Його методологічну основу формують механіка суцільного середовища, теорія пружності, механіка руйнування, математична статистика та чисельні методи аналізу. Основною метою такого моделювання є побудова аналітичних і чисельних моделей, здатних не лише описувати наявні дефекти конструкцій, а й прогнозувати їх розвиток у часі з урахуванням експлуатаційних навантажень та деградаційних процесів.

У сучасних дослідженнях сформовано декілька підходів до моделювання технічного стану конструкцій, які відрізняються методами побудови моделей, способом формалізації граничних умов, рівнем деталізації геометрії та механізмами врахування історії навантажень. Класичні підходи базуються переважно на аналітичних розв'язках рівнянь рівноваги та сумісності для спрощених геометричних схем, тоді як сучасні системи моніторингу орієнтовані на використання чисельного, статистичного та гібридного моделювання із застосуванням FEM, методів обробки даних і технологій машинного навчання [160].

Порівнюючи класичні моделі з гібридними, варто зазначити, що аналітичні методи мають високу точність, але обмежені у сфері застосування. Вони добре працюють для простих задач: наприклад, для розрахунку згинання балки з тріщиною, плоского навантаження пластини чи стабільності стрижневої системи. Вони дозволяють отримати загальні закономірності розподілу напружень навколо дефекту, але втрачають актуальність у випадках

складної геометрії або неоднорідності матеріалу. Скінченно-елементні моделі, навпаки, можуть точно апроксимувати будь-який об'єкт у тривимірному просторі, враховуючи локальні дефекти, складні граничні умови, контактні зони, зміни в поперечному перерізі.

Варіаційні підходи застосовуються переважно у задачах оптимізації геометрії, реконструкції технічного стану за неповними даними та аналізу нестійких систем. Найбільш ефективними у сучасних системах моніторингу є гібридні моделі, які поєднують аналітичні, чисельні та статистичні методи оцінювання технічного стану конструкцій. Їх головною перевагою є можливість візуалізації розподілу напружень і деформацій, проведення адаптивного уточнення сітки навколо дефектів, динамічного оновлення моделі відповідно до моніторингових даних.

Поєднання аналітичних, чисельних та варіаційних підходів забезпечує підвищення точності оцінювання технічного стану конструкцій, адаптивність моделей до змінних умов експлуатації та можливість інтеграції результатів моделювання з даними систем моніторингу.

Особливу цінність у контексті моделювання дефектних станів мають структурні моделі, що враховують розподіл навантаження у змінених умовах. Традиційно розрахунок несучої здатності будівельної конструкції ґрунтувався на припущенні про рівномірність напружено-деформованого стану, проте в присутності дефектів таке припущення є хибним. Наявність тріщин у бетонній плиті або корозійне ураження металевих елементів суттєво змінює траєкторії передачі зусиль. У відповідь розробляються моделі перерозподілу навантаження, які враховують локальне зниження жорсткості, зменшення модуля пружності, зміну межі плинності або руйнування в окремих вузлах. Моделі зазвичай реалізуються як зміни в матриці жорсткості в рамках FEM, або як введення функцій ушкодження, наприклад, у вигляді скалярної величини, яка модулює локальну механічну відповідь. Для більш точного відображення поведінки конструкції в умовах ушкодження застосовуються також моделі на основі механіки руйнування (fracture mechanics), де розраховується енергія поширення тріщини, її критичне значення та

потенційна зона розростання. У більш складних випадках структура розрахункової моделі включає мережу елементів з нелінійною поведінкою, кожен з яких може переходити між станами “несучий” та “відмовлений”, що дає змогу побудувати сценарну симуляцію прогресуючого руйнування. У межах інтелектуальних систем моніторингу такі моделі використовуються як аналітичне ядро цифрової оцінки технічного стану та інтегруються з потоками сенсорних даних, що надходять у режимі реального часу. Це забезпечує можливість адаптивного оновлення параметрів моделі, автоматизованого оцінювання ризиків та прогнозування розвитку дефектів у межах цифрового середовища моніторингу.

На рисунку 2.1 представлено структуру багатofакторної моделі оцінювання технічного стану конструкції, яка поєднує параметри геометрії, властивості матеріалів, експлуатаційні навантаження та результати сенсорного моніторингу у межах єдиного аналітичного середовища.



Рис. 2.1. Структура багатofакторної моделі оцінки фізичного стану конструкції (розроблено автором на основі [102])

Особливістю моделі є використання інтеграційної матриці для узгодження фізико-механічних параметрів із статистичними характеристиками невизначеності, що забезпечує адаптивне оцінювання технічного стану та підтримку прогнозних розрахунків у режимі реального часу. У сукупності розглянуті методи формують математичну основу для

оцінювання технічного стану конструкцій, аналізу деградаційних процесів та прогнозування залишкового ресурсу в межах інтелектуальних систем моніторингу. Одним із найбільш характерних прикладів деградаційних процесів у будівельних конструкціях є розвиток тріщин при циклічному навантаженні, який може бути формалізований у вигляді еволюційних моделей пошкодження.

На рисунку 2.2 наведено концептуальну модель механізмів зростання тріщин у бетоні при циклічному навантаженні. У цій схемі акцент зроблено на динамічному еволюційному процесі пошкодження: від зародження мікротріщин у зоні контакту до їх коалесценції у макротріщини та втрати несучої здатності. Модель включає часову залежність, ступінь мінералізації бетону, кількість циклів, межу втоми та інші параметри, що впливають на тривалість ресурсу.

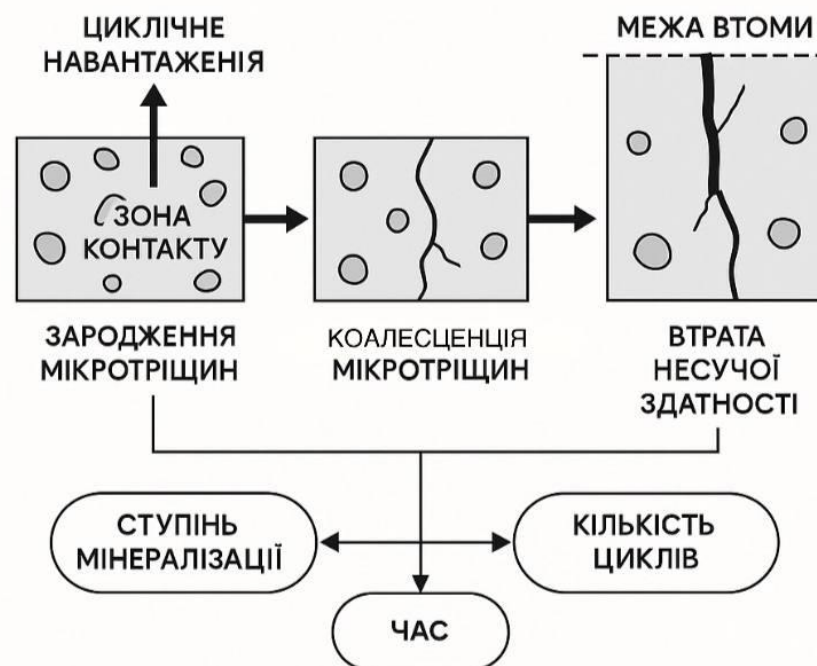


Рис. 2.2. Концептуальна модель механізмів зростання тріщин у бетоні при циклічному навантаженні (розроблено автором на основі [86])

На рисунку 2.3 зображено схему параметричної оцінки стійкості конструктивного елемента, яка реалізує алгоритм переходу від фізико-механічних властивостей матеріалу та конструктивної конфігурації до інтегрального показника стійкості. Візуалізовано взаємозв'язки між вхідними коефіцієнтами (модуль Юнга, момент інерції, довжина елемента, коефіцієнт

умов роботи) та вихідною оцінкою критичного навантаження або фактора безпеки, що визначає межу експлуатаційного ресурсу.

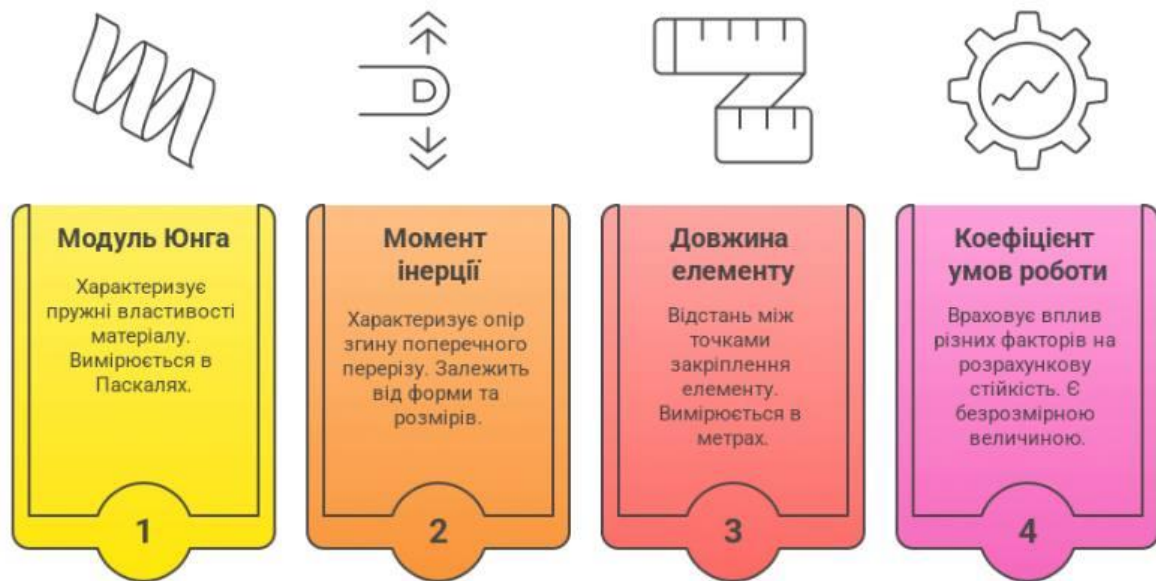


Рис. 2.3. Схема параметричної оцінки стійкості конструктивного елемента (розроблено автором на основі [131])

На рисунку 2.4 представлено аналіз напружено-деформованого стану в залежності від зміни модуля деформації матеріалу, що візуалізує зміну розподілу нормальних напружень та відносних деформацій уздовж контрольного перерізу при поступовому зниженні жорсткісних характеристик. Криві демонструють, як зменшення модуля призводить до нелінійного зростання деформацій, а також підкреслюють зони ризику, де починається локалізація деформацій, що зазвичай передують утворенню тріщин або втраті стійкості. Графічний аналіз є важливим елементом для параметричної ідентифікації стану конструкції, калібрування моделей та розробки сценаріїв технічного втручання.

Аналіз напружено-деформованого стану в залежності від зміни модуля деформації матеріалу

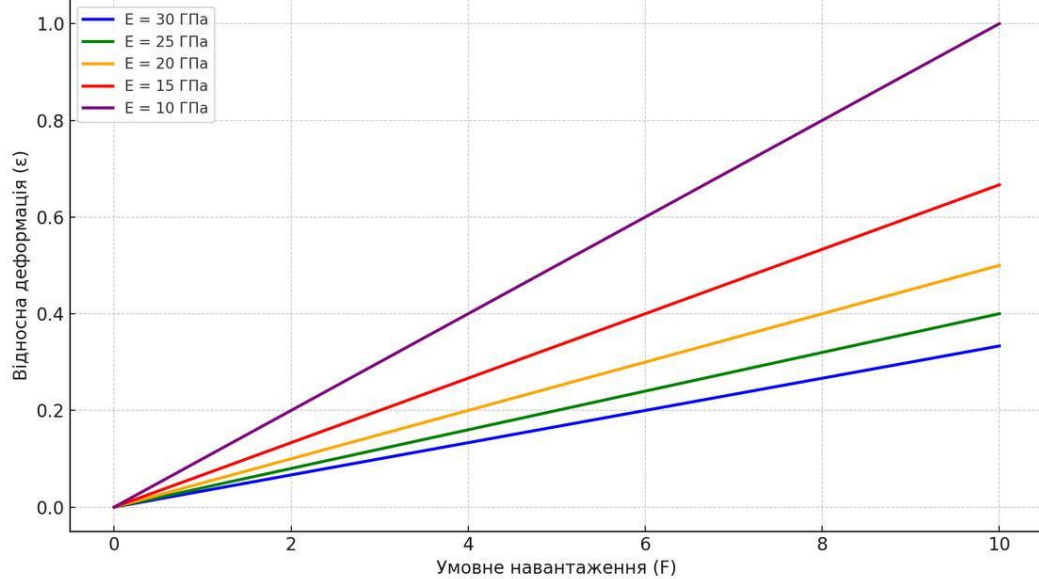


Рис. 2.4. Аналіз напружено-деформованого стану в залежності від зміни модуля деформації матеріалу (розроблено автором на основі [97])

Математична модель акумульованої деградації дозволяє описати нелінійний характер погіршення фізико-механічних властивостей матеріалу в часі, особливо актуальний для бетонів, що піддаються циклічним навантаженням або агресивним середовищам. Застосовується в системах прогнозу ресурсу та формуванні графіків обслуговування [100].

$$D(t) = 1 - e^{-\beta \times t}, \quad (2.1)$$

де: $D(t)$ — ступінь деградації конструкції у момент часу t , β — коефіцієнт швидкості накопичення пошкоджень, t — час експлуатації або кількість циклів навантаження.

Формалізація параметричної чутливості конструкції є фундаментом чутливісного аналізу в параметричних моделях FEM (скінченно-елементного моделювання), що дозволяє визначити, які характеристики конструкції (наприклад, товщина, модуль пружності, довжина елемента) найбільш суттєво впливають на кінцевий результат моделювання, і таким чином — ідентифікувати “критичні параметри” [107].

$$S_i = \frac{\partial R}{\partial x_i}, \quad (2.2)$$

де: S_i — чутливість вихідного параметра R (наприклад, несучої здатності) до зміни вхідного параметра X_i , $\frac{\partial R}{\partial X_i}$ — частинна похідна або градієнтна компонента відповідної функції стану.

Інтегральний коефіцієнт структурної функціональності використовується для узагальненого оцінювання технічного стану мультикомпонентних конструкцій з неоднорідним розподілом навантажень та різним рівнем деградації окремих елементів [148].

$$K_{sf} = \frac{\sum_{i=1}^n W_i \times F_i}{\sum_{i=1}^n W_i}, \quad (2.3)$$

де: K_{sf} — інтегральна оцінка функціональної здатності конструкції, W_i — вагові коефіцієнти для i -го елемента або зони конструкції (відображають важливість або навантаженість), F_i — функціональна здатність (зокрема: жорсткість, міцність, залишковий ресурс) i -го елемента.

У таблиці 2.1 наведено узагальнення математичних моделей і приклади їх застосування для оцінки фізичного стану різних типів конструкцій, включаючи лінійні та площинні елементи, масивні просторові конструкції, залізобетонні та сталеві об'єкти. Таблиця містить інформацію про тип моделі (аналітична, чисельна, варіаційна, гібридна), принцип побудови, особливості обліку дефектів, переваги, недоліки та конкретні приклади інженерного застосування. Наведене узагальнення дозволяє сформувати уніфіковану карту застосування математичних підходів відповідно до реального технічного контексту.

Таблиця 2.1. Узагальнення математичних моделей і приклади їх застосування для оцінки фізичного стану різних типів конструкцій

Тип моделі	Принцип побудови	Облік дефектів	Переваги	Недоліки	Тип конструкцій
Аналітична	Розв'язання рівнянь рівноваги в замкненій формі	Локальне включення тріщин як порушень безперервності	Висока точність при простій геометрії	Обмеженість для складних геометрій	Стрижневі, балки, плити

<i>Скінченно-елементна (FEM)</i>	Розбиття об'єкта на елементи, апроксимація функцій	Локальне зменшення жорсткості елементів	Гнучкість, можливість 3D-візуалізації	Висока обчислювальна вартість	Багатоповерхові каркаси, арки, оболонки
<i>Варіаційна</i>	Мінімізація функціонала потенційної енергії	Опосередковано через варіацію в функціоналі	Математична оптимальність, ефективність	Не завжди має фізичну інтерпретацію	Масивні елементи, плитні фундаменти
<i>Гібридна (аналітико-чисельна)</i>	Поєднання аналітичних формул та FEM-сітки	Через змінні параметри в межах сітки	Математична оптимальність, ефективність	Складність побудови адаптивної моделі	Збірні конструкції з дефекта-ми
<i>Модель поширення тріщин</i>	Механіка руйнування, закон зростання тріщин	Точковий початок тріщини + траєкторія зростання	Компроміс між точністю та швидкістю	Вимога точних вхідних параметрів	Бетон, метал при циклічному навантаженні
<i>Статистична модель деградації</i>	Функції деградації, регресійні криві	Залежність функціонального стану від часу або циклів	Добра відповідність фізичному процесу руйнування	Низька точність без калібрування	Залізо-бетонні елементи з тривалим строком експлуатації

(розроблено автором на основі [128])

Наведене узагальнення демонструє, що сучасні задачі моніторингу технічного стану конструкцій потребують поєднання аналітичних, чисельних та статистичних підходів у межах єдиного інформаційно-аналітичного середовища. Це створює передумови для побудови адаптивних моделей

прогнозування та інтеграції математичного апарату з інтелектуальними системами підтримки прийняття рішень.

У контексті цифрової трансформації будівельної галузі, зокрема в напрямку експлуатаційного моніторингу та технічної діагностики, розробка інтерфейсів для реалізації моделей оцінки ресурсу набуває принципового значення. Інтерфейси виступають як графічні оболонки до розрахункових ядер, і як інтегровані системи прийняття рішень, що поєднують математичне моделювання, статистичну аналітику та цифрове подання конструктивної реальності. Однією з головних особливостей таких інтерфейсів є їх здатність відображати результати складних обчислень у доступній та інтерпретованій формі — наприклад, у вигляді інтерактивних карт ресурсного стану, часових діаграм прогнозу деградації чи порогових індикаторів безпечного використання. У середовищах технічного обслуговування такі інтерфейси дозволяють оператору в режимі реального часу бачити критичні точки конструкції, інтенсивність накопичення ушкоджень, а також рекомендовані дії з боку алгоритму прогнозного обслуговування [138].

Технологічна реалізація інтерфейсів оцінювання ресурсу базується на інтеграції обчислювальних модулів, систем візуалізації та платформ обробки моніторингових даних. Такі інтерфейси забезпечують динамічне оновлення інформації, відображення зон ризику та підтримку сценарного аналізу технічного стану конструкцій у режимі реального часу.

Важливим напрямом розвитку систем оцінювання ресурсу є інтеграція аналітичних моделей із BIM-середовищем. Такий підхід забезпечує поєднання геометричних, конструктивних та експлуатаційних характеристик об'єкта з результатами моніторингу технічного стану, прогнозними оцінками залишкового ресурсу та сценаріями деградаційних процесів. У межах BIM-орієнтованих систем результати моніторингу інтегруються у цифрові паспорти об'єктів, які містять інформацію про технічний стан конструкцій, історію обстежень, виявлені дефекти та прогнозні оцінки залишкового ресурсу [123].

Окрім інтеграції з BIM, інтерфейси ґрунтуються на автоматизованих алгоритмах прийняття рішень, які базуються на статистичних оцінках та

моделюванні поведінки конструкції в умовах невизначеності. Алгоритми підтримки прийняття рішень можуть реалізовуватись на основі регресійних моделей, нейромережевих методів, дерев рішень та ймовірно-логічних підходів, забезпечуючи автоматизоване оцінювання технічного стану і прогнозування критичних сценаріїв деградації конструкцій.

У поєднанні з системами моніторингу інтерфейси оцінки ресурсу виконують не лише функцію візуалізації, але й роль цифрового регулятора технічного стану. Вони забезпечують автоматизоване коригування експлуатаційних режимів, формування звітів для інженерних підрозділів та ініціювання процедур технічного реагування у разі досягнення критичних значень контрольованих параметрів. На рисунку 2.5 представлено структуру статистичного циклу діагностичного обстеження, в якій систематизовано етапи збору, нормалізації, верифікації, математичної обробки та інтерпретації даних. Візуалізація містить елементи взаємодії сенсорної платформи, модуля попередньої обробки, ядра статистичних функцій та інтерфейсу користувача. Вона демонструє, як сирі дані перетворюються на обґрунтовані інженерні висновки щодо технічного стану.

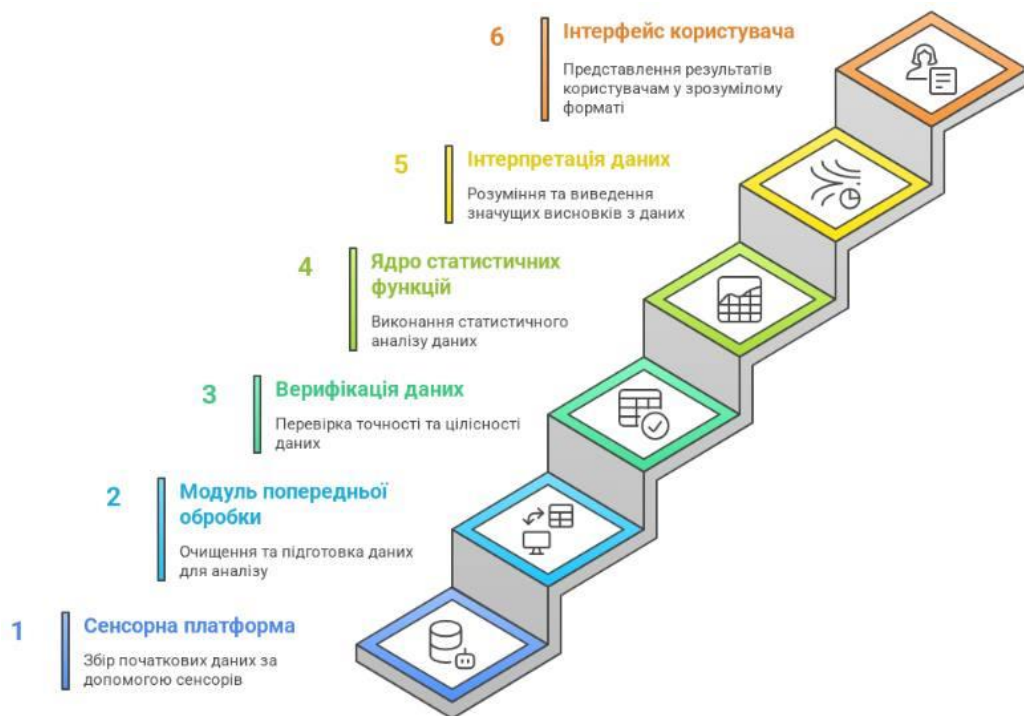


Рис. 2.5. Структура статистичного циклу діагностичного обстеження (розроблено автором на основі [115])

На рисунку 2.6 подано концепцію багатокрокового прогнозу залишкового ресурсу конструкції, яка базується на ітеративному оновленні оцінок ресурсу з кожною новою порцією моніторингової інформації. Схема ілюструє логіку поетапного уточнення прогнозу: початкове апріорне оцінювання, адаптація до змінних умов, модифікація коефіцієнтів статистичних моделей, виведення інтервалу залишкової придатності. Концепція є критично важливою для прийняття управлінських рішень у режимі життєвого циклу об'єкта, особливо в контексті об'єктів, що експлуатуються на межі ресурсу. На рисунку 2.7 зображено ймовірнісний тренд деградації конструкції за даними моніторингу за 5 років, що побудований на основі узагальнених даних періодичного технічного спостереження.

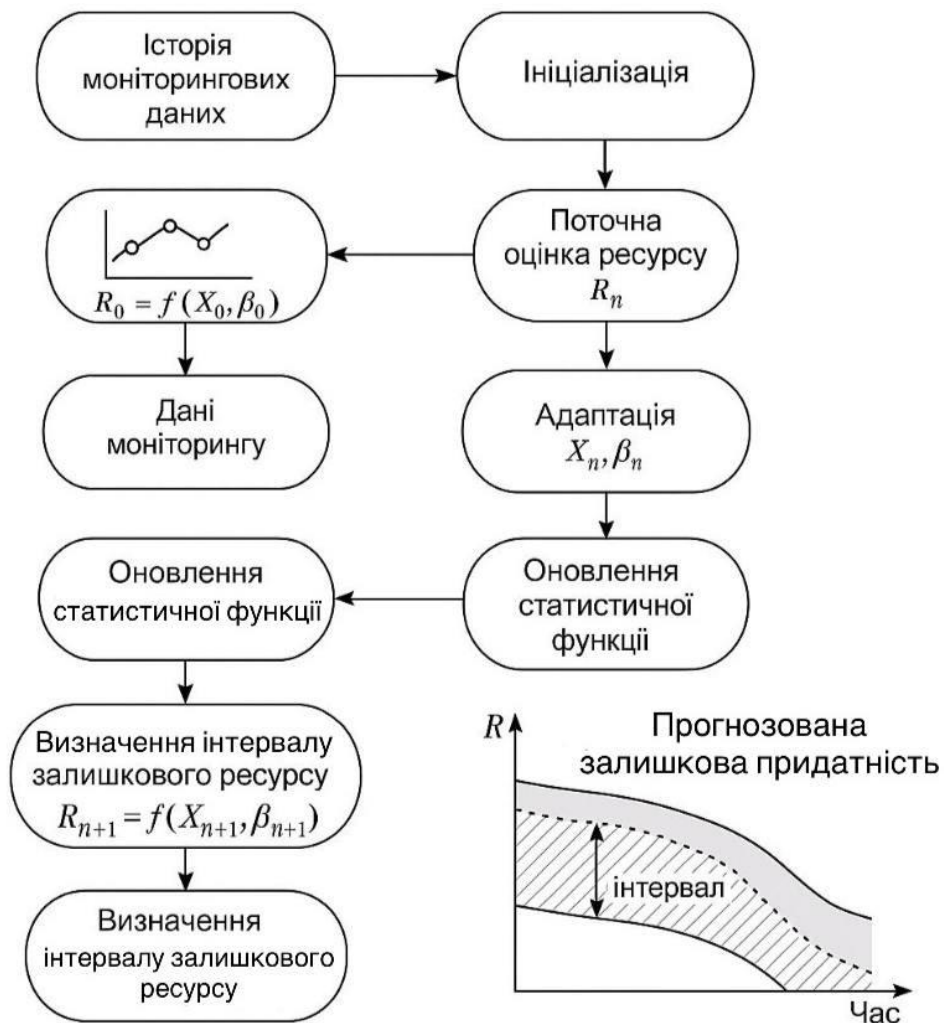


Рис. 2.6. Концепція багатокрокового прогнозу залишкового ресурсу конструкції (розроблено автором на основі [126])

Центральна крива демонструє середнє значення зниження технічної здатності (позначено як функція $R(t)$), а навколо неї побудовано зони довірчих інтервалів (наприклад, 95%), які враховують варіабельність вимірювань і невизначеність моделі. Форма графічного подання дозволяє ідентифікувати не лише середній тренд деградації, а й рівень ризику дострокової втрати ресурсу, що має критичне значення для об'єктів високої відповідальності. Візуалізація може включати сценарні пороги: наприклад, межу критичного стану, поріг планового ремонту або зону умовної придатності. Графічна інтерпретація статистичних моделей забезпечує підтримку прийняття рішень щодо управління життєвим циклом конструкції в умовах невизначеності.

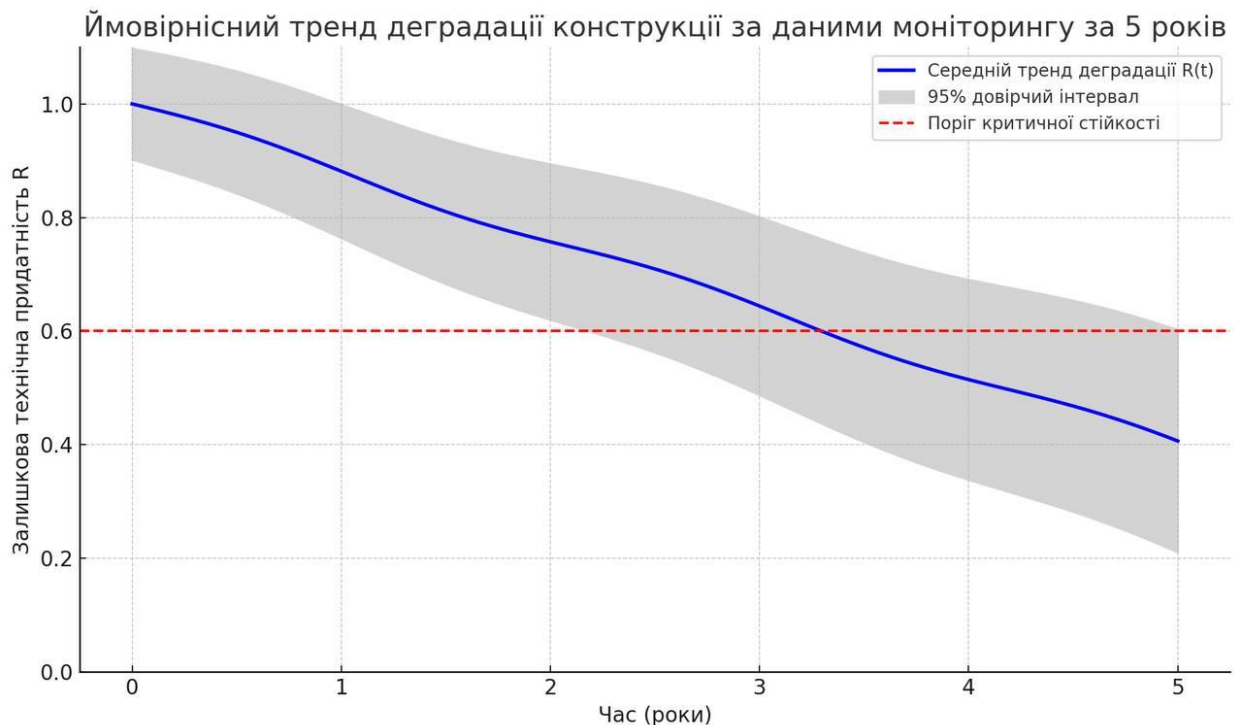


Рис. 2.7. Ймовірнісний тренд деградації конструкції за даними моніторингу за 5 років

(розроблено автором на основі [127])

Отримані прогнознi оцiнки можуть використовуватись як вхiднi параметри для iнтелектуальних систем пiдтримки прийняття рiшень, забезпечуючи адаптивне планування технічного обслуговування, оптимізацію режимів експлуатації та раннє виявлення критичних сценаріїв деградації конструкцій.

Імовірнісна функція виживання базується на узагальненому вигляді закону Вейбулла, який є класичною моделлю для опису довговічності

технічних об'єктів. Вона дозволяє будувати графіки функцій виживання, визначати ймовірність руйнування на певному інтервалі часу та оцінювати ризики у системі технічного обслуговування [134].

Для оцінювання невизначеності деградаційних процесів та адаптивного прогнозування залишкового ресурсу у системах моніторингу використовуються ймовірнісно-статистичні моделі, що дозволяють враховувати стохастичний характер зміни параметрів технічного стану конструкцій.

$$S(t) = e^{-(\lambda \times t)^k}, \quad (2.4)$$

де: $S(t)$ — функція виживання, що відображає ймовірність того, що конструкція не вийде з ладу до моменту часу t ; λ — параметр інтенсивності відмов (швидкість деградації); k — параметр форми (характер кривини деградаційної траєкторії); t — час спостереження або прогнозу.

Оцінка довірчого інтервалу залишкового ресурсу використовується для побудови довірчого інтервалу, в якому з певною ймовірністю (наприклад, 95%) міститься істинне значення ресурсу конструкції. Підхід забезпечує статистично обґрунтовану основу для прийняття інженерних рішень — зокрема, щодо строків обстеження, ремонту чи заміни [180].

$$\mu \pm Z_{\alpha/2} \times \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \quad (2.5)$$

де: μ — середнє значення оцінки залишкового ресурсу (наприклад, у роках або циклах навантаження); σ — стандартне відхилення оцінки; n — кількість спостережень або вимірювань; $Z_{\alpha/2}$ — квантиль нормального розподілу, що відповідає заданому рівню довіри (наприклад, 1.96 для 95%).

Модель Байєсівської адаптації оцінки ресурсу є особливо цінною у системах, де нові моніторингові дані надходять безперервно та потребують адаптивного оновлення прогнозних оцінок технічного стану конструкцій. Наприклад, після кожного обстеження або надходження нових сенсорних даних система оновлює розподіл ймовірності ресурсу і формує нові прогнози з урахуванням усієї історії [71].

$$P(\theta | D) \propto P(D | \theta) \cdot P(\theta), \quad (2.6)$$

де: $P(\theta | D)$ — апостеріорна ймовірність параметра θ (наприклад, очікуваного ресурсу), з урахуванням спостережуваних даних D ; $P(D | \theta)$ — функція правдоподібності, що відображає ймовірність отримання даних D за заданого значення параметра; $P(\theta)$ — апріорна ймовірність параметра на основі попередніх уявлень або історичних даних.

Використання ймовірнісно-статистичних та байєсівських підходів забезпечує врахування невизначеності моніторингових даних, стохастичного характеру деградаційних процесів та неповноти інформації про технічний стан конструкцій. Це створює основу для адаптивного оновлення прогнозних моделей, підвищення достовірності оцінювання залишкового ресурсу та інтеграції результатів аналізу у системи підтримки прийняття рішень в умовах експлуатаційного моніторингу. Отримані результати використані при побудові CNN-LSTM-Risk моделі (розділ 4).

Таким чином, сучасні математичні та статистичні методи оцінювання технічного стану будівельних конструкцій формують аналітичну основу інтелектуальних систем моніторингу, у межах яких результати моделювання інтегруються з потоками сенсорних даних, алгоритмами прогнозу аналітики та механізмами підтримки прийняття рішень. Це забезпечує можливість переходу від статичних схем технічного контролю до адаптивного data-driven моніторингу конструктивної стійкості будівель.

2.2. Сценарний підхід до прогнозування критичних змін і залишкового ресурсу конструкцій

Огляд концепцій критичних змін у матеріалах і конструктивних елементах розпочинається з усвідомлення того, що всі будівельні конструкції, незалежно від їхньої природи — бетонні, сталеві, дерев'яні або композитні — підлягають процесам природного старіння, втрати фізико-механічних властивостей, появи мікропошкоджень і поступової деградації структурної цілісності. Основною причиною змін є складна взаємодія внутрішніх

(ендогенних) властивостей матеріалів з зовнішніми (екзогенними) впливами. Власне критичні зміни — це повільна втрата міцності чи жорсткості, настання моменту, в якому поведінка матеріалу змінюється за типом фазового переходу: від умовно стабільного стану до нестійкого або аварійного. В інженерному сенсі критична зміна означає досягнення граничного стану, при якому конструкція втрачає здатність чинити опір проектному навантаженню, а у межах інформаційно-аналітичного підходу — досягнення критичних порогових параметрів, після яких відбувається різке зниження функціональної придатності конструкції та зростання ймовірності відмови. Дослідження, включаючи роботи А. Ісакова, Д. Грейса та М. Самуеля, акцентують увагу на тому, що критичні зміни мають мультифакторну природу та завжди відбуваються в умовах невизначеності, що потребує використання ймовірнісних моделей, сценарного аналізу, машинного навчання для відстеження прихованих закономірностей і виявлення ознак наближення до катастрофічного стану [72].

Розглядаючи структурно-функціональні моделі деградації, варто зазначити, що їх завданням є опис того, як фізична структура матеріалу або елемента змінюється у часі під впливом навантажень, температури, вологи, вібрацій, ультрафіолетового випромінювання або інших факторів. Найбільш поширеною моделлю є модель повзучості Нортон–Бейлі, яка описує повільну деформацію при сталому навантаженні, а також модель втомної деградації Мінера, що визначає ступінь накопиченої шкоди на основі циклічного навантаження. Найновіші підходи — це цифрові двійники та багатофізичні моделі, які поєднують механіку суцільних середовищ із даними моніторингу та прогнозування на основі штучного інтелекту. У межах інтелектуальних систем моніторингу такі моделі використовуються як прогнозне аналітичне ядро, що забезпечує адаптивне оцінювання залишкового ресурсу конструкцій на основі потоків сенсорних даних та сценарного аналізу. У всіх випадках деградація описується через зменшення здатності виконувати функції — нести навантаження, протидіяти поширенню пошкоджень, зберігати геометрію, забезпечувати герметичність або ізоляцію.

Сценарна декомпозиція фізичного зносу і накопичених ушкоджень дозволяє представити процес деградації як набір альтернативних траєкторій розвитку стану об'єкта залежно від зовнішніх умов, темпу експлуатації, режимів навантаження та впроваджених ремонтних або захисних заходів. Такий підхід є особливо актуальним в умовах нерегулярних динамічних впливів, зокрема вібрацій від транспорту, температурних змін або гідрологічних циклів. Декомпозиція дозволяє описати набір сценаріїв: «базовий» — з прогнозованим рівнем зносу, «агресивний» — із посиленими руйнівними впливами, «оптимізований» — із введенням підсилення або захисних шарів. Науковці, як-от Б. Джонсон, І. Ковальчук та І. Нурі, вказують на важливість формування сценаріїв через ймовірнісну реплікацію поведінки конструкції, враховуючи затримки у виявленні пошкоджень, часові лаги деградації та періодичність обстежень. У практиці застосування сценарної декомпозиції все частіше використовують моделі Монте-Карло з розгалуженням шляхів розвитку залежно від збурення початкових умов та ймовірнісних параметрів впливу [84].

Ключовими чинниками зміни залишкового ресурсу конструкцій є експлуатаційні навантаження, циклічна втома, температурно-вологісні режими, корозійні процеси та техногенні впливи. Особливістю сучасних систем прогнозування є необхідність врахування комбінованого впливу факторів, оскільки деградаційні процеси мають мультифакторний та стохастичний характер. У межах інтелектуальних систем моніторингу зазначені параметри формують багатовимірний простір ознак, який використовується для сценарного аналізу, оцінювання ризиків та прогнозування розвитку критичних станів конструкцій.

Побудова системи вхідних змінних для сценарного прогнозування залишкового ресурсу конструкцій передбачає створення репрезентативного набору параметрів, які можуть бути виміряні або розраховані в реальному часі та мають вплив на ресурс. До таких змінних належать: поточне навантаження, кількість циклів навантаження, швидкість деформації, рівень

вологості, температура поверхні та середовища, наявність тріщин, глибина пошкодження, залишкова жорсткість, рівень корозії, модуль пружності та коефіцієнти демпфування. У межах інтелектуальних систем моніторингу зазначені параметри формують багатовимірний простір ознак, який використовується для побудови адаптивних моделей прогнозування, оцінювання ризиків та сценарного аналізу технічного стану конструкцій. У практиці до таких систем входять інтелектуальні сенсорні вузли (Smart Sensors), цифрові давачі деформацій, термопари, вологості, а також відеоаналіз пошкоджень на основі комп'ютерного зору. Кожна конструкція стає джерелом потокових моніторингових даних, що забезпечує можливість гнучкої реконфігурації сценарних моделей у міру накопичення інформації та зміни режимів експлуатації [167].

Формалізація сценарного підходу до прогнозування критичних змін базується на побудові взаємозв'язків між параметрами технічного стану конструкції та можливими траєкторіями її деградації. У межах сценарної моделі кожен фізичний параметр — деформація, втрата жорсткості, розвиток тріщин або зміна частотних характеристик — розглядається як індикатор певного деградаційного сценарію. Такий підхід дозволяє формувати мультифакторні прогнозні моделі, інтегровані з даними цифрового моніторингу та системами підтримки прийняття рішень.

На рисунку 2.8 подано схему, яка відображає критичні точки переходу між сценаріями та формалізує факторно-залежні ланцюги деградації в цифрових аналітичних системах.

Окрему увагу при сценарному підході слід приділити типологізації сценаріїв втрати несучої здатності конструкцій, оскільки кожен тип будівельної або інженерної системи має власну вразливість до різних комбінацій зовнішніх навантажень, умов середовища та матеріальних характеристик. Класифікація сценаріїв базується на механізмах руйнування, на часі їх настання, темпі поширення пошкоджень, граничних деформаційних властивостях і можливості корекції. На рисунку 2.9 представлено системну

класифікацію сценаріїв втрати несучої здатності конструкцій з урахуванням типу конструктивної системи — фермової, рамної, оболонкової або масивної. Класифікація є основою для побудови адаптивних прогнозних моделей, які враховують специфіку геометрії, матеріалу і функціонального призначення об'єкта.

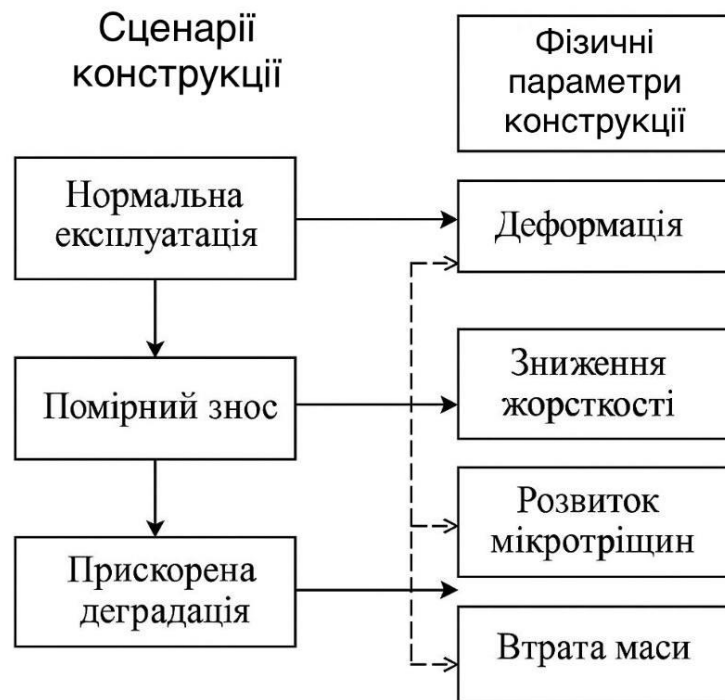


Рис. 2.8. Структура взаємозв'язків між сценаріями деградації та фізичними параметрами конструкції (розроблено автором на основі [144])



Рис. 2.9. Система класифікації сценаріїв втрати несучої здатності з урахуванням типу конструкції (розроблено автором на основі [149])

Оцінка довгострокових впливів агресивного середовища на фізико-механічні характеристики будівельних конструкцій є ключовим завданням у межах сценарного підходу до діагностики залишкового ресурсу. В умовах підвищеної вологості, наявності агресивних хімічних речовин або перепадів температур відбувається не лише поступове зниження міцності матеріалів, а й нелінійна трансформація таких параметрів, як модуль пружності, межа витривалості, жорсткість і тріщиностійкість. У рамках аналізу обраної конструктивної системи виконано сценарне моделювання динаміки зміни фізико-механічних властивостей при впливі агресивного середовища протягом п'яти років. Застосовано метод екстраполяції експериментальних даних, отриманих із польових моніторингів, на основі якого побудовано графік з урахуванням трьох сценаріїв: базового, песимістичного (із пришвидшеним впливом середовища) та адаптивного (із впровадженням часткових захисних заходів). Аналіз дозволяє виявити темпи деградації та оцінити час досягнення критичних меж матеріальної втоми або втрати стійкості. На рисунку 2.10 представлено екстрапольовану сценарну динаміку змін ключових характеристик у часовому розрізі, що ілюструє відмінності у темпах зниження ресурсоутримуючих параметрів залежно від зовнішніх умов та управлінських рішень.

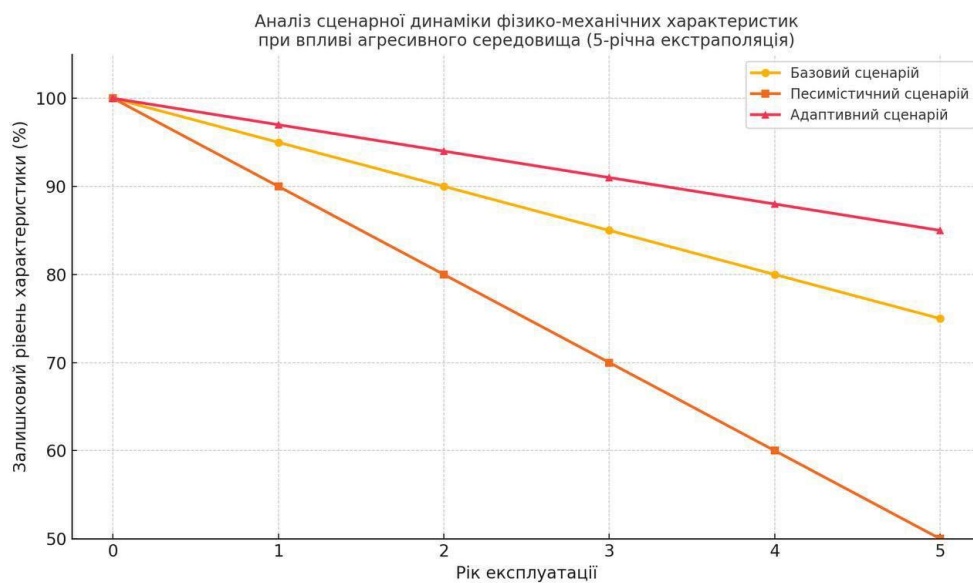


Рис. 2.10. Аналіз сценарної динаміки фізико-механічних характеристик при впливі агресивного середовища (5-річна екстраполяція) (розроблено автором на основі [125])

Імовірнісна функція зміни залишкового ресурсу з урахуванням стохастичних збурень є аналогом функції виживання з модифікацією під сценарний підхід, де параметри деградації змінюються залежно від поточного сценарію (наприклад, пришвидшеного старіння чи умов глибокої корозії) [146].

$$P(R_t \leq r) = 1 - e^{-\lambda(t) \times \phi(r)}, \quad (2.7)$$

де: $P(R_t \leq r)$ — ймовірність того, що залишковий ресурс R_t на момент часу t буде меншим або рівним значенню r ; $\lambda(t)$ — інтенсивність деградації в момент часу t , яка визначається умовами експлуатації; $\phi(r)$ — функція чутливості ресурсу до накопичених збурень (наприклад, залежність від сумарної дози навантажень або тривалості впливу середовища).

Математична модель залежності критичної межі напруження від кумулятивної деградації ілюструє лінійно-зменшуваний характер несучої здатності конструкції в результаті накопичених впливів та може бути адаптована до різних типів матеріалів через зміну параметра β [147].

$$\sigma_{cr}(t) = \sigma_0 \times (1 - \beta \times D(t)), \quad (2.8)$$

де: $\sigma_{cr}(t)$ — критична межа напруження, яку конструкція здатна витримати в момент часу t ; σ_0 — початкове значення допустимого напруження без ушкоджень; β — коефіцієнт впливу деградації на зменшення несучої здатності; $D(t)$ — функція кумулятивної деградації (наприклад, інтегральне навантаження або ступінь ушкоджень, що накопичилися з часом).

Функція сценарної адаптації ресурсу при нестаціонарному навантаженні базується на концепції експоненційного згасання ресурсу, модифікованого впливом сценарних коефіцієнтів. Вона дозволяє моделювати поведінку конструкції під дією нестаціонарного та імпульсного навантаження, з можливістю відновлення через втручання або адаптацію [88].

$$R_{adj}(t) = R_0 e^{-\int_0^t \gamma(s) \times S_{scen}(s) ds}, \quad (2.9)$$

де: $R_{adj}(t)$ — адаптований залишковий ресурс на момент часу t ; R_0 — початковий ресурс конструкції; $\gamma(s)$ — функція поточної чутливості конструкції до змінного навантаження в момент часу s ; $S_{scen}(s)$ — сценарна функція навантаження, яка змінюється відповідно до вибраного сценарію (базовий, критичний, адаптивний).

У рамках побудови сценарних моделей оцінювання залишкового ресурсу конструкцій особливе значення має систематизація типових варіантів деградації, які можуть проявлятися залежно від умов експлуатації, конструктивних особливостей об'єкта, властивостей матеріалу та інтенсивності зовнішніх впливів. Систематизація є основою для подальшої побудови багатокрокових функцій прогнозування, що враховують траєкторії змін у часі та дозволяють сформувати алгоритми реагування для кожного окремого сценарію. Формування типології сценаріїв базується на кумулятивному аналізі емпіричних даних, інженерних діагностик, даних систем моніторингу, а також цифрових симуляцій фізико-механічної поведінки конструкцій. Окрім опису самого сценарію, до кожної групи деградації додаються відповідні кількісні показники: темп втрати ресурсу, критичні межі, тривалість фази прискореної деградації, допустима глибина тріщин або ступінь корозії. Дані дозволяють не лише якісно описати сценарії деградації, а й закласти основу для математичної формалізації процесів у вигляді функцій ймовірності, індексів ризику та сценарних ваг. У таблиці 2.2 наведено типові сценарії деградації конструкцій, згруповані за джерелом впливу, характером розвитку пошкоджень та інтенсивністю втрати ресурсу. Для кожного сценарію визначено ключові показники зміни залишкового ресурсу, що дозволяє уніфікувати підхід до їх моделювання в рамках цифрової системи прогнозування.

Архітектура цифрового моніторингу у задачах сценарного прогнозування забезпечує інтеграцію сенсорних потоків даних, модулів попередньої обробки, аналітичних алгоритмів та прогнозних моделей у межах єдиного інформаційного середовища. Особливістю такої архітектури є підтримка адаптивного оновлення сценаріїв деградації на основі поточних

моніторингових даних та автоматизоване формування попереджувальних рішень у режимі реального часу [150]. Така архітектура формує основу для реалізації інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень у задачах управління технічною безпекою будівель.

Таблиця 2.2. Типові сценарії деградації конструкцій та відповідні показники зміни залишкового ресурсу

Сценарій деградації	Джерело впливу	Характер розвитку пошко-джень	Середній темп втрати ресурсу (% на рік)	Тривалість фази прискореної деградації (роки)
Атмосферна корозія	Волога, кисень, CO ₂	Поступовий, рівномірний	3,0	4–6
Втома матеріалу при циклічному наванта-женні	Транспортне або технологічне наванта-ження	Акумуля-тивний, з критичною точкою	5,0	2–3
Хімічна деградація (карбоні-зація, сульфа-тація)	Промислове середовище, газ	Поступовий, прискорений після порогу	4,0	3–5
Темпера-турна деградація (градієнти, УФ-вплив)	Сонячне випромі-нювання, перепади температур	Нерівно-мірний, з осередками руйнування	2,5	5–7
Біологічне ушкодження (грибок, мікро-організми)	Вологе середовище, низька вентиляція	Локальний, поширю-ється вглиб	1,5	6–8
Механічне пере-навантаж-ення (удари, сейсміка)	Раптові імпульсні наванта-ження	Раптовий, критичний після переви-щення межі	8,0	1–2

(розроблено автором на основі [158])

Інтеграція даних сенсорних мереж у сценарне середовище є логічним продовженням побудови архітектури, оскільки дозволяє перейти від простого збору даних до моделювання потенційних сценаріїв розвитку технічного стану конструкції. Сенсорні мережі генерують масиви гетерогенних даних,

які можуть включати миттєві значення параметрів, їх змінність у часі, гістограми розподілу, кумулятивні індикатори та багатовимірні часові ряди. Щоб дані набули реальної прогностичної сили, їх інтегрують у сценарні моделі, де кожен набір умов (наприклад, перевищення порогу температури на 10 °C у поєднанні зі зростанням вібрації на 20%) відповідає певному сценарію розвитку подій. Інтеграція потребує побудови багатовимірного простору станів, у якому параметри датчиків виступають осями, а сценарії — зонами, до яких потрапляє об'єкт у даний момент часу. У сценарному середовищі закладаються ймовірнісні функції переходу між станами, що дозволяє оцінити поточний ризик та траєкторію потенційної деградації.

Виявлення критичних точок та порогових значень є одним із ключових етапів сценарного прогнозування технічного стану конструкцій. У межах інтелектуальних систем моніторингу критичні значення визначаються на основі аналізу трендів, швидкості зміни параметрів, статистичних аномалій та результатів прогнозних моделей. Досягнення порогових значень використовується як тригер для активації сценаріїв реагування, адаптивного оновлення моделей та формування попереджувальних рішень. [78].

Для автоматизованої класифікації сценаріїв у сучасних системах моніторингу застосовуються алгоритми кластеризації, нечіткої логіки, методи виявлення аномалій та моделі машинного навчання, здатні адаптуватися до змін структури моніторингових даних.

Використання моделей машинного навчання є одним із ключових напрямів розвитку сценарного прогнозування технічного стану конструкцій. На відміну від класичних статистичних підходів, ML-моделі забезпечують обробку великих масивів гетерогенних сенсорних даних, виявлення прихованих нелінійних залежностей та адаптивне оновлення прогнозних оцінок у реальному часі. Для задач сценарного аналізу використовуються методи градієнтного бустингу, дерева рішень, рекурентні нейронні мережі (RNN), LSTM-архітектури та ансамблеві моделі, які дозволяють прогнозувати розвиток критичних станів з урахуванням часової динаміки деградаційних

процесів. [89]. Використання ансамблевих та explainable AI-моделей дозволяє не лише підвищити точність прогнозування, але й забезпечити інтерпретованість рішень у задачах оцінювання технічних ризиків. Це є особливо важливим для систем технічного моніторингу критичної інфраструктури, де інтерпретованість результатів безпосередньо впливає на достовірність прийняття інженерних рішень.

У процесі впровадження систем технічної діагностики в будівництві особливого значення набуває побудова архітектури цифрового моніторингу, яка акумулює дані з сенсорів, забезпечує їх сценарну обробку, аналіз та автоматизоване реагування. Система повинна забезпечувати інтеграцію сенсорних даних, сценарного аналізу, прогнозних моделей та алгоритмів штучного інтелекту у межах єдиного інформаційно-аналітичного середовища.

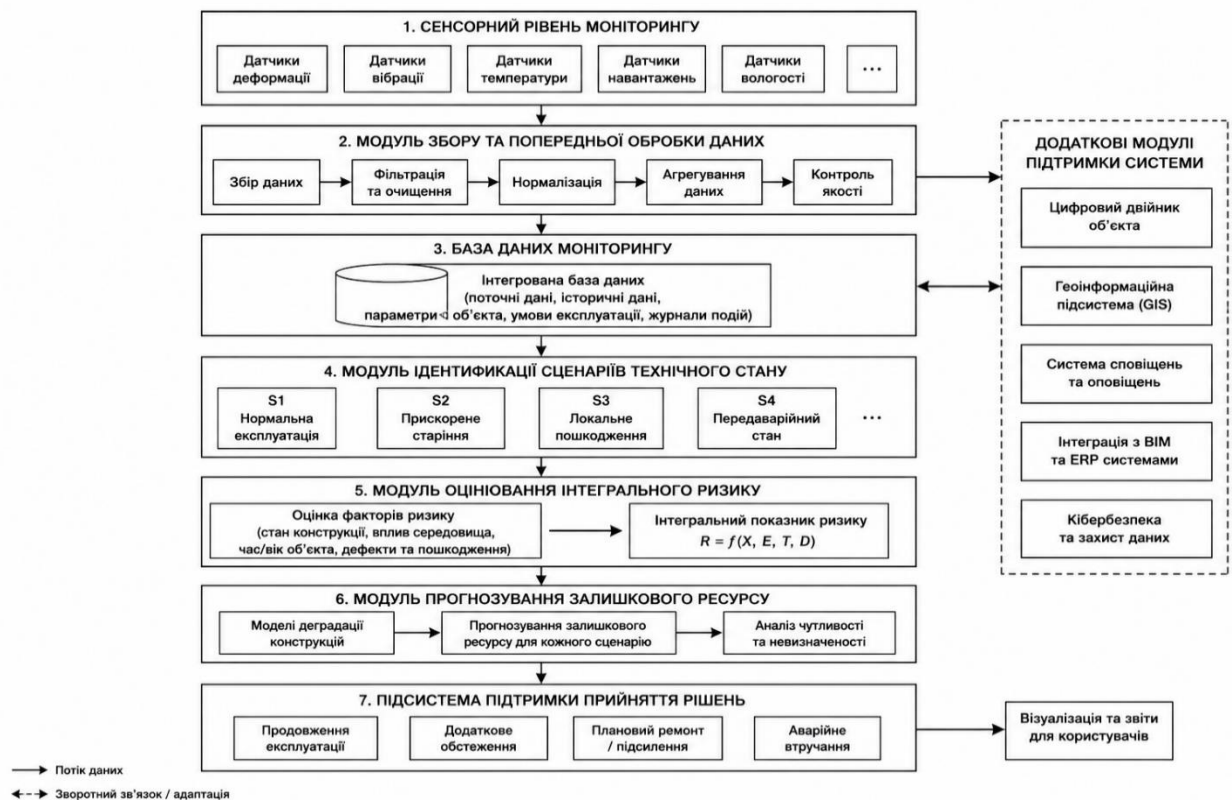


Рис. 2.11. Архітектура системи цифрового моніторингу з ідентифікацією сценаріїв технічного стану будівельних конструкцій (розроблено автором на основі (розроблено автором на основі [165])

На рисунку 2.11 представлено логічну архітектуру системи цифрового моніторингу з вбудованими блоками ідентифікації сценаріїв. Схема

демонструє, як дані з різних сенсорних вузлів агрегуються, проходять попередню обробку, трансформуються в ознаки, на основі яких активуються сценарні модулі оцінювання, класифікації та прийняття рішень у режимі реального часу.

Подальший розвиток сценарного прогнозування пов'язаний із використанням нейромережових архітектур, здатних аналізувати просторово-часові залежності у потоках моніторингових даних та адаптивно оновлювати прогнозні оцінки технічного стану конструкцій.

Застосування методів машинного навчання, як логістична регресія та глибинні нейронні мережі, відкриває нові можливості у класифікації технічних станів конструкцій, зокрема для виявлення критичних ситуацій, які потребують негайного реагування. Побудова моделей передбачає навчання на масивах історичних даних, де кожна ситуація позначається як один із сценаріїв розвитку технічного стану — стабільний, перехідний або аварійний. На основі численних індикаторів — амплітуди вібрацій, деформацій, температури, вологості та швидкості їх зміни — формується модель, здатна прогнозувати сценарний ризик.

На рисунку 2.12 наведено структуру комбінованого алгоритму, в якому логістична регресія виконує попереднє групування станів, а нейромережа — уточнює клас сценарію, враховуючи складні нелінійні зв'язки між ознаками.

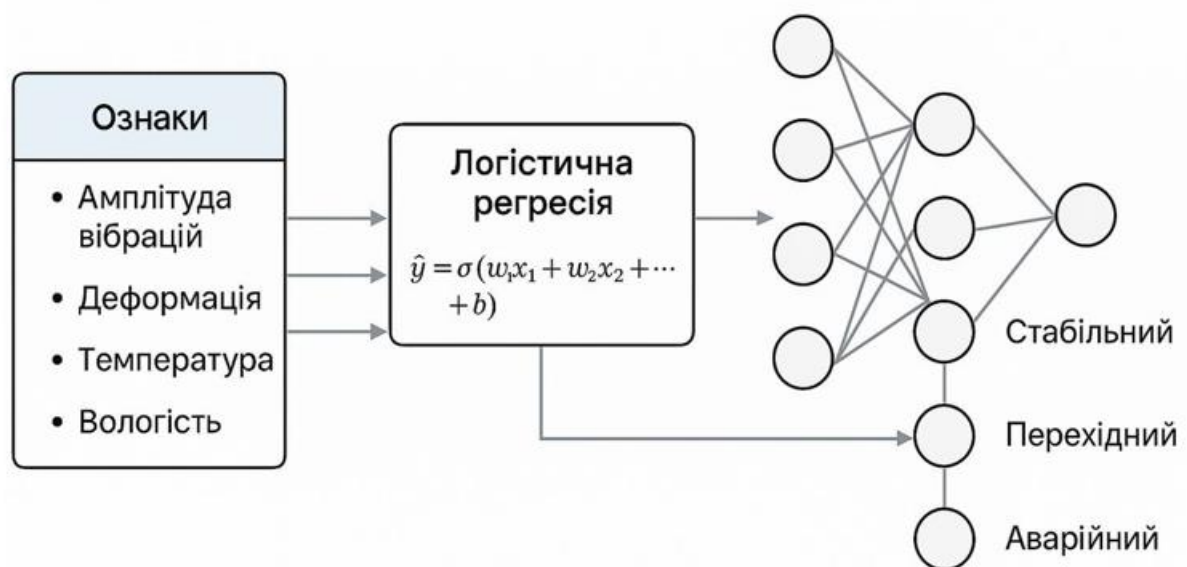


Рис. 2.12. Модель класифікації критичних станів за допомогою логістичної регресії та нейромереж. (розроблено автором на основі [140])

Розглянуті сценарні та ймовірнісні моделі формують математичну основу адаптивного прогнозування технічного стану конструкцій у межах інтелектуальних систем моніторингу. Їх інтеграція з потоками сенсорних даних, алгоритмами машинного навчання та цифровими платформами підтримки прийняття рішень забезпечує можливість раннього виявлення критичних станів, оцінювання ризиків та динамічного оновлення прогнозних сценаріїв у реальному часі.

На рисунку 2.13 представлено динаміку зростання критичних значень основних індикаторів у розрізі трирічного періоду експлуатації. Кожна крива демонструє зміну відповідного параметра в часі, з позначенням порогових меж, після досягнення яких активується сценарій попередження або втручання. Графік є візуальною основою для формування сценарних дерев рішень і побудови алгоритмів цифрової діагностики.

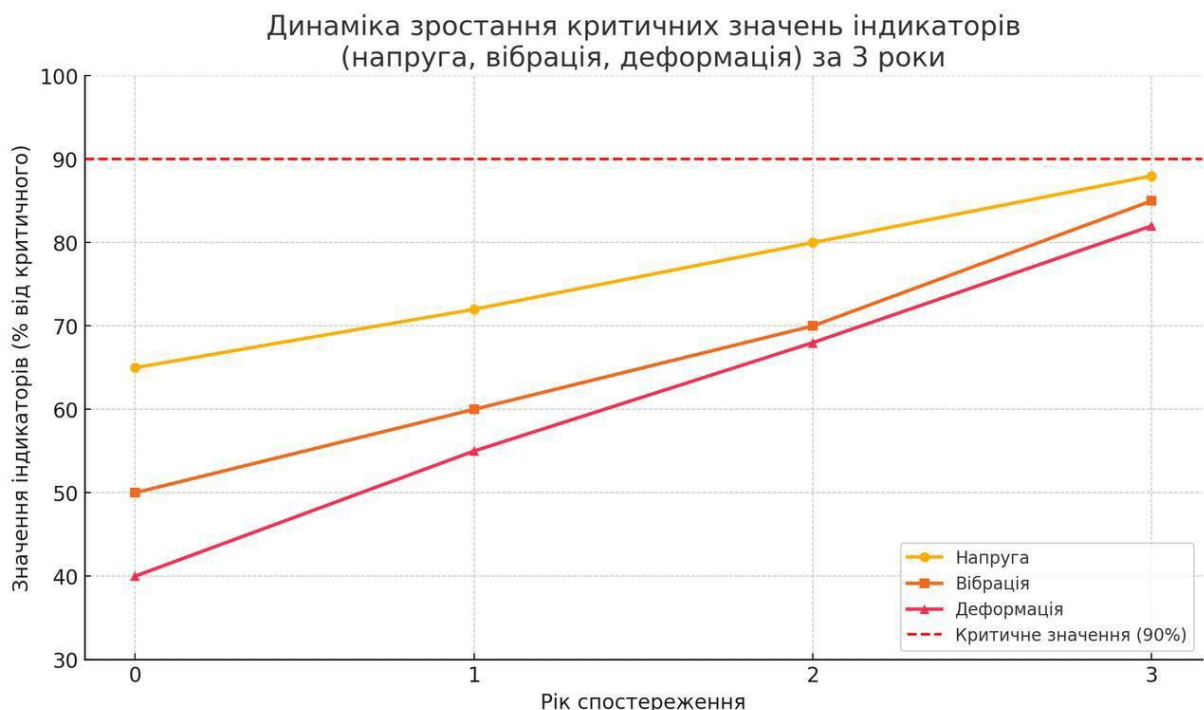


Рис. 2.13. Динаміка зростання критичних значень індикаторів (напруга, вібрація, деформація) за 3 роки. (розроблено автором на основі [80])

Сценарно-зважена функція ризику конструкції в реальному часі дозволяє розраховувати інтегральний ризик, динамічно коригуючи внесок

кожного параметра відповідно до активного сценарію — наприклад, підвищений коефіцієнт для вібрації під час сейсмічної активності або для вологи в умовах затоплення [111].

$$R_t = \sum_{i=1}^n w_i \times \frac{x_i(t)}{x_i^{crit}}, \quad (2.10)$$

де: R_t — загальний ризик конструкції на момент часу t ; $x_i(t)$ — поточне значення i -го індикатора (напруга, вібрація, деформація тощо); x_i^{crit} — критичне значення відповідного індикатора; w_i — сценарно-залежна вага i -го індикатора (залежить від поточного режиму експлуатації або зовнішнього середовища); n — загальна кількість показників у моделі.

Індекс вірогідності настання критичного стану конструкції (Scenario-Based Probability Index, SBPI) враховує множинні сценарії розвитку подій, зокрема песимістичний, базовий, адаптивний тощо, і дає змогу розрахувати агреговану ймовірність настання критичної ситуації, враховуючи сценарну обґрунтованість кожної з траєкторій [113].

$$SBPI = 1 - \sum_{j=1}^m \left(1 - P_j(S_j, t)\right), \quad (2.11)$$

де: $SBPI$ — інтегрований індекс ймовірності досягнення критичного стану; $P_j(S_j, t)$ — ймовірність настання критичного стану за сценарієм S_j у момент часу t ; m — кількість сценаріїв, які аналізуються.

Функція багатофакторного впливу з розрахунком часових затримок у деградації дозволяє точно змодельовати не лише миттєвий, але й накопичений ефект впливу середовища з урахуванням того, що наслідки деяких впливів (наприклад, корозії або температурних градієнтів) проявляються із запізненням у часі. Підхід критично важливий для сценарного прогнозування, де важливо не лише те, що відбувається зараз, а й те, який слід залишили попередні умови експлуатації [94].

$$D(t) = \int_0^t \sum_{k=1}^p \alpha_k \times f_k(\tau - \delta_k) d\tau, \quad (2.12)$$

де: $D(t)$ — сумарна функція деградації до моменту часу t ; $f_k(\tau)$ — інтенсивність дії k -го фактора (наприклад, температура, хімічна дія, вібрація) у момент часу τ ; α_k — коефіцієнт впливу кожного фактора на деградацію; δ_k

— часова затримка (лаг) впливу фактора k ; p — кількість зовнішніх чинників у моделі.

Таким чином, сценарний підхід до прогнозування критичних змін та залишкового ресурсу конструкцій забезпечує формалізацію деградаційних процесів у вигляді адаптивних моделей, інтегрованих із потоками сенсорних даних, алгоритмами машинного навчання та цифровими платформами моніторингу. Це створює аналітичну основу для побудови інтелектуальних систем прогнозової діагностики, здатних реалізовувати раннє виявлення критичних станів, оцінювання ризиків та підтримку прийняття рішень у реальному часі. Отримані результати використані при побудові CNN-LSTM-Risk моделі (розділ 4).

2.3. Побудова мультифакторних моделей аналізу ризиків у системах експлуатаційної надійності

Аналіз класичних підходів до моделювання ризиків у технічних системах базується на систематизації теоретико-методологічних засад, що були закладені ще на етапі формування наукової дисципліни з надійності технічних систем. Традиційно моделювання ризиків здійснювалося через сукупність факторів, які можуть призводити до порушення функціонування системи, зокрема через її вихід за межі проектних параметрів. У класичних моделях оцінювання ризиків основна увага приділялася статистичному аналізу відмов, оцінюванню інтенсивності деградації та визначенню середнього часу до відмови технічної системи. Такі підходи стали основою для розвитку сучасних мультифакторних моделей аналізу ризиків у цифрових системах моніторингу.

Розглянуті у попередніх підрозділах методи оцінювання технічного стану та прогнозування деградаційних процесів формують основу для побудови мультифакторних моделей аналізу ризиків, у межах яких параметри технічного стану інтегруються з імовірнісними, сценарними та інформаційно-аналітичними компонентами цифрового моніторингу.

У межах даного дослідження автором запропоновано мультифакторну модель ризику, в якій параметри технічного стану конструкції інтегруються з показниками деградації, експлуатаційного середовища та сценарними характеристиками функціонування об'єкта. Такий підхід забезпечує кількісне оцінювання інтегрального рівня ризику в цифрових системах моніторингу. Однак з розвитком складних технічних систем, а також ускладненням умов їх експлуатації, виникла необхідність в інтеграції більш гнучких, багатофакторних моделей, які враховують фізичне зношення елементів, поведінкові характеристики, зовнішні навантаження, динаміку середовища функціонування та взаємодію елементів [135].

У класичних підходах до аналізу надійності широко застосовуються методи дерева відмов (Fault Tree Analysis) та аналізу видів і наслідків відмов (FMEA), які дозволяють ідентифікувати критичні елементи системи та можливі сценарії розвитку ризиків. Проте їхнім недоліком є припущення про незалежність подій і фіксованість параметрів, що обмежує застосування в умовах динамічної зміни стану складних технічних систем. Тому в сучасних цифрових системах моніторингу зростає потреба у використанні адаптивних моделей ризику, здатних оновлювати оцінки в реальному часі на основі потоків сенсорних даних. На відміну від класичних FTA- та FMEA-підходів, запропонована в роботі модель не обмежується аналізом окремих сценаріїв відмов, а враховує сукупний вплив деградаційних процесів, моніторингових параметрів та експлуатаційних факторів через інтегральний профіль ризику.

У межах даного дослідження автором запропоновано мультифакторну модель ризику, яка поєднує моніторингові параметри, показники деградації конструкції, характеристики експлуатаційного середовища та сценарії розвитку пошкоджень у межах єдиного інтегрального профілю ризику. На відміну від класичних підходів, модель орієнтована на подальше використання в інтелектуальних системах прогнозування та нейромережевих алгоритмах підтримки прийняття рішень.

Огляд стохастичних і детермінованих моделей ризиків у сфері технічної експлуатації дозволяє простежити еволюцію наукової думки від фіксованих розрахункових схем до моделей, здатних враховувати варіативність середовища та невизначеність параметрів. Детерміновані моделі базуються на припущенні, що всі вхідні параметри відомі та незмінні, а відтак кожному стану системи можна зіставити єдиний вихід. Дозволяє точно прорахувати граничні стани, коли напруга перевищує межу міцності матеріалу, чи коли перевантаження викликає структурне руйнування. Моделі ефективні в умовах повної інформації або коли система функціонує в стабільному середовищі з контрольованими параметрами [99].

Натомість стохастичні моделі ризиків враховують імовірнісну природу зовнішніх впливів, помилок вимірювання, недосконалості інформації про поточний стан об'єкта або процесу. У моделях параметри ризику описуються випадковими змінними, а результат подається у вигляді розподілу ймовірностей. Найбільш поширеними є моделі на основі процесів Маркова, диференціальних рівнянь з випадковими коефіцієнтами, моделі Монте-Карло, а також байєсівські мережі. Стохастичний підхід дозволяє не лише описати ймовірність відмови, але й побудувати сценарії розвитку критичних ситуацій у часі, оцінити ризик при невизначених початкових умовах та сформулювати ймовірнісні сценарії деградації. Стохастичні моделі формують основу для побудови адаптивних систем ризик-аналізу, інтегрованих із цифровими платформами моніторингу, у яких параметри ризику динамічно оновлюються залежно від поточних експлуатаційних умов. Завдяки цьому він набув особливого значення у моделюванні технічних систем у реальному часі, де важливо зафіксувати факт настання події, оцінити її ймовірність, час до настання та вплив на загальну функціональність системи.

Класифікація факторів впливу на експлуатаційну надійність за ризик-орієнтованим підходом передбачає відмову від лінійної моделі причинно-наслідкових зв'язків та перехід до мультифакторного аналізу, де кожен фактор розглядається як потенційне джерело ризику, що взаємодіє з іншими факторами у просторі та часі. У межах цього підходу прийнято виділяти

технічні, організаційні, людські та екологічні фактори. Технічні фактори охоплюють фізичне зношення, матеріальні дефекти, вібраційне навантаження, перевантаження, термічну деградацію, а також технологічні відхилення у процесах виготовлення або обслуговування. Організаційні фактори пов'язані з якістю управлінських рішень, стратегіями технічного обслуговування, частотою перевірок, використанням профілактичних заходів, наявністю планів дій при аварійних ситуаціях [141]. У мультифакторних моделях ризику людський фактор розглядається як стохастичний параметр, що впливає на зміну експлуатаційних сценаріїв та ймовірність виникнення критичних станів. Для його формалізації використовуються коефіцієнти надійності оператора, сценарні ваги та моделі поведінкової невизначеності. Екологічні фактори інтегруються у модель як динамічні зовнішні змінні, що впливають на швидкість деградаційних процесів будівельних конструкцій.

Ризик-орієнтований підхід вимагає створення матриць впливу, факторних діаграм та карт ризику, що дозволяють не лише класифікувати фактори, але й визначити їхню пріоритетність у системі управління надійністю. Підхід передбачає використання багатовимірних статистичних аналізів, зокрема компонентного, дискримінантного та кластерного аналізів, а також алгоритмів машинного навчання для виявлення прихованих нелінійних залежностей між параметрами ризику. Він дозволяє визначити критичні комбінації факторів, що з високою ймовірністю призводять до відмов, та побудувати багатофакторні регресійні або евристичні моделі, які забезпечують більш точне прогнозування ідентифікації ризиків. У підсумку створює нову парадигму управління експлуатаційною надійністю, в центрі якої — фіксація відмов, активна робота з передумовами ризиків і побудова систем попередження їх настання [154].

У межах запропонованої багатофакторної моделі фактори ризику розглядаються не як ізольовані змінні, а як взаємопов'язана мережа параметрів, між якими існують прямі, опосередковані та часово-залежні зв'язки. Зміна окремого фактора може ініціювати каскадні зміни інших

параметрів системи, формуючи складні сценарії деградації конструкцій. Для формалізації взаємозв'язків між факторами ризику запропоновано використовувати орієнтований граф взаємодій:

$$G=(V, E, W) \quad (2.13)$$

де V — множина факторів ризику, E — множина зв'язків між факторами, а W — матриця вагових коефіцієнтів впливу. Такий підхід дозволяє враховувати нелінійні залежності між експлуатаційними, фізичними, організаційними та зовнішніми параметрами у межах єдиного інформаційно-аналітичного середовища моніторингу.

Для практичної реалізації багатфакторної моделі ризику доцільно враховувати характер взаємного впливу факторів технічного стану, оскільки окремі параметри можуть ініціювати або посилювати деградаційні процеси в інших компонентах системи. У межах запропонованого підходу взаємозалежності між факторами ризику формалізуються у вигляді матриці взаємодії, яка відображає тип та напрямок впливу між окремими параметрами моніторингу.

Таблиця 2.3. Характери впливу факторів технічного стану

Фактор ризику	Впливає на	Тип впливу
Вібраційні навантаження	Втома матеріалу	Прямий
Температурні коливання	Корозійні процеси	Опосередкований
Підвищена вологість	Швидкість деградації конструкцій	Прямий
Людський фактор	Перевантаження конструкцій	Сценарний
Нерівномірне навантаження	Деформації та тріщиноутворення	Прямий
Сейсмічні впливи	Динамічна нестійкість системи	Критичний
Корозійні процеси	Зниження несучої здатності	Кумулятивний
Фактор ризику	Впливає на	Тип впливу
Вібраційні навантаження	Втома матеріалу	Прямий
Температурні коливання	Корозійні процеси	Опосередкований
Підвищена вологість	Швидкість деградації конструкцій	Прямий
Людський фактор	Перевантаження конструкцій	Сценарний

Фактор ризику	Впливає на	Тип впливу
Нерівномірне навантаження	Деформації та тріщиноутворення	Прямий
Сейсмічні впливи	Динамічна нестійкість системи	Критичний
Корозійні процеси	Зниження несучої здатності	Кумулятивний

Для формалізації поширення ризику використовується модель переходу станів:

$$St+1=F(St,W, Xt) \quad (2.14)$$

де St — поточний стан системи, W — матриця взаємодії факторів ризику, Xt — вектор вхідних параметрів моніторингу, а F — функція переходу станів. Такий підхід дозволяє моделювати динаміку деградаційних процесів та прогнозувати розвиток критичних станів у часі.

Математична модель ймовірності відмови в мультифакторному середовищі використовується для оцінки ймовірності виникнення відмови технічної системи в умовах, коли одночасно діють декілька впливових факторів. У моделі враховуються як зовнішні (температурні, вібраційні, хімічні), так і внутрішні (знос, залишковий ресурс) параметри, які впливають на загальний ризик [137].

$$P_f = 1 - \exp^{-\sum_{i=1}^n \lambda_i F_i(t)}, \quad (2.15)$$

де: P_f — ймовірність відмови системи протягом часу t ; λ_i — інтенсивність впливу i -го фактора на відмову; $F_i(t)$ — функція наростання впливу i -го фактора в часі; n — загальна кількість врахованих факторів.

Функція логістичної класифікації ризиків за результатами моніторингу дозволяє здійснити класифікацію ризикових станів технічної системи на основі вхідних параметрів, що надходять із систем моніторингу. Застосовується для побудови моделей двійкової класифікації: критичний стан / нормальний стан [83].

$$R(t) = \frac{1}{1 + \exp^{-(\beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j x_j(t))}}, \quad (2.16)$$

де: $R(t)$ — ймовірність того, що об'єкт перебуває у критичному ризиковому стані в момент часу t ; β_0 — вільний член моделі; β_j — коефіцієнти впливу відповідних параметрів; $x_j(t)$ — значення j -го

моніторингового індикатора на момент часу t ; m — кількість індикаторів, що використовуються для класифікації.

Інтегральний індекс ризику експлуатації з ваговими коефіцієнтами впливу застосовується для обчислення зведеного інтегрального ризику технічного об'єкта, враховуючи вагу кожного з ключових факторів впливу. Дозволяє порівнювати рівні ризику між різними об'єктами або сценаріями експлуатації [129].

$$IR = \sum_{k=1}^p w_k \times r_k, \quad (2.17)$$

де: IR — інтегральний індекс ризику; w_k — ваговий коефіцієнт k -го фактора, який відображає його значущість у загальній моделі (в межах $(0 < w_k \leq 1)$); r_k — значення оцінки ризику за k -м фактором; p — загальна кількість факторів у моделі.

Для забезпечення уніфікованої обробки моніторингових даних у межах цифрового середовища технічний стан об'єкта доцільно подавати у вигляді вектора параметрів:

$$X(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)\} \quad (2.18)$$

де $x_i(t)$ — значення i -го сенсорного або аналітичного параметра у момент часу t . Така форма представлення забезпечує можливість інтеграції різномірних потоків даних у межах єдиного інформаційно-аналітичного контуру моніторингу та створює основу для подальшого використання методів машинного навчання й нейромережевого аналізу.

Інтегральний індекс ризику може використовуватися як вхідний параметр для адаптивних систем підтримки прийняття рішень та автоматизованого реагування у цифровому середовищі моніторингу.

На рисунку 2.14 представлено концептуальну структуру факторної моделі ризику з урахуванням стохастичних впливів, яка відображає багаторівневу взаємодію між вхідними параметрами, модулями оцінки впливу та агрегованими ризиковими сценаріями.

В основі структури лежить логіка сценарного розщеплення сукупності вхідних факторів за їхнім типом, джерелом формування та ймовірнісною природою. Особливістю запропонованої багатфакторної моделі є інтеграція

стохастичної адаптації, сценарного аналізу, часової динаміки ризиків та механізмів самонавчання у межах єдиного цифрового контуру моніторингу. На відміну від класичних статичних моделей, запропонований підхід забезпечує безперервне оновлення параметрів ризику, врахування взаємозалежностей між факторами та адаптивне коригування прогнозних сценаріїв залежно від потоків моніторингових даних у реальному часі.



Концептуальна структура факторної моделі ризику з урахуванням стохастичних впливів

Рис. 2.14. Концептуальна структура факторної моделі ризику з урахуванням стохастичних впливів (розроблено автором на основі [126])

Інформаційні потоки, які зображені на схемі у вигляді спрямованих зв'язків, демонструють шлях від збору параметрів до оцінки сукупного ризику з урахуванням взаємних перетинів між факторами.

Підхід дозволяє забезпечити точніший аналіз ймовірних відмов, виявити приховані взаємозалежності та сформувати обґрунтовану карту ризиків для управління критичними ситуаціями.

На рисунку 2.15 відображено альтернативну концептуальну структуру факторної моделі ризику з урахуванням стохастичних впливів, побудовану з фокусом на часову динаміку ризику.

Модель реалізує сценарний аналіз ризику у просторі «фактори – час – ймовірність» та використовує Monte Carlo-симуляції для формування сценаріїв деградації конструкцій. Підхід забезпечує прогнозування динаміки ризику та адаптивне оновлення оцінок у режимі реального часу.

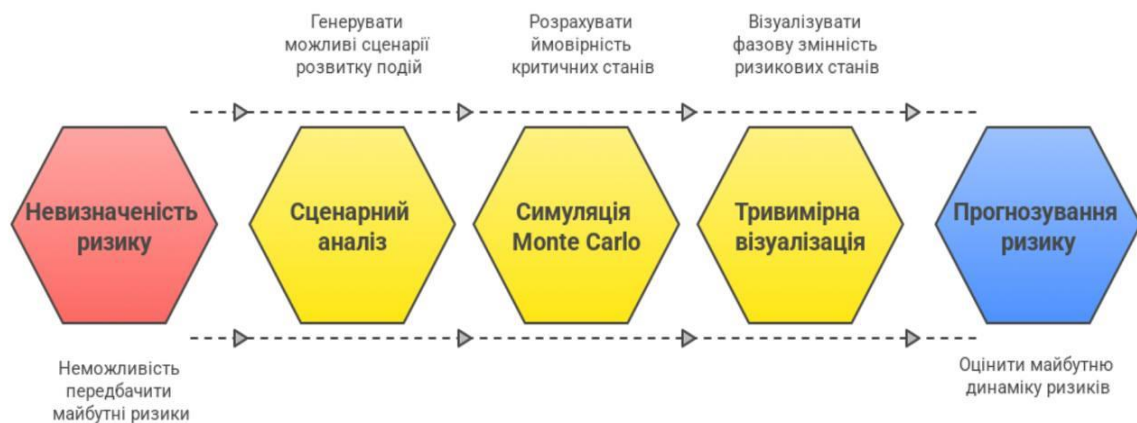


Рис. 2.15. Альтернативна концептуальна структура факторної моделі ризику з урахуванням стохастичних впливів (розроблено автором на основі [159])

На рисунку 2.16 подано аналіз часу накопичення впливу ризиків та моменту переходу в критичний стан, який відображає динаміку зростання інтегрального індексу ризику у функції часу.

Профіль графіка демонструє, як із певної фази стабільності ризик поступово нарастає, під впливом постійних і стохастичних факторів, досягаючи критичного порогу, позначеного як точка bifurcation (розгалуження сценаріїв). Підхід дозволяє точно виявити часові вікна підвищеного ризику та оцінити швидкість його ескалації в залежності від типу об'єкта чи умов експлуатації. Включення до моделі стохастичних компонентів також ілюструє варіативність часу досягнення критичного стану в межах одного сценарію, що є особливо важливим у роботі з ненадійними даними моніторингу. У часовому аспекті модель ризику функціонує як динамічна система зі змінними параметрами, де кожен фактор

характеризується власною траєкторією деградації та швидкістю накопичення впливу. Це дозволяє враховувати не лише поточні значення індикаторів, а й тенденції їх зміни, прискорення деградаційних процесів та ефекти накопичення пошкоджень у довгостроковій перспективі.

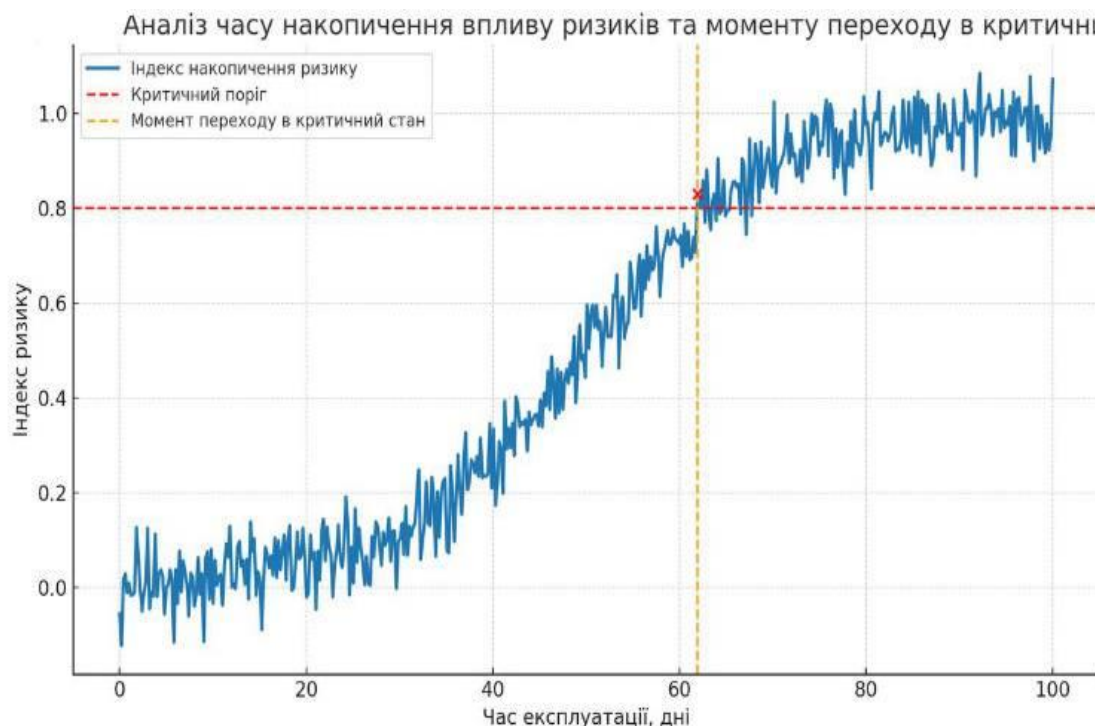


Рис. 2.16. Аналіз часу накопичення впливу ризиків та моменту переходу в критичний стан (розроблено автором на основі [142])

На рисунку 2.17 наведено порівняння точності прогнозу ризику за класичною та новою моделлю (ROC-крива). ROC-крива відображає співвідношення між ймовірністю виявлення ризикового стану (чутливістю) та ймовірністю хибної тривоги ($1 - \text{специфічність}$) для різних порогів спрацювання моделі. Площа під кривою (AUC) виступає узагальненим показником якості моделі: чим ближче крива до верхнього лівого кута, тим вищою є точність. На графіку видно, що нова модель демонструє вищий AUC, що свідчить про її кращу здатність до дискримінації між безпечними та ризикованими станами, особливо в умовах стохастичного впливу та невизначеності даних. Підтверджує доцільність її впровадження у системах управління надійністю з високою критичністю.

У роботі запропоновано цифрове ядро оцінювання ризиків, яке являє собою інтегроване інформаційно-аналітичне середовище збору, синхронізації, обробки та інтелектуального аналізу потоків моніторингових

даних у реальному часі. Архітектура ядра включає модулі сенсорного збору даних, підсистеми попередньої обробки, аналітичні блоки оцінювання ризиків, прогнозні моделі та механізми підтримки прийняття рішень. Особливістю підходу є адаптивне оновлення параметрів ризику та самонавчання моделей на основі нових даних моніторингу [17].

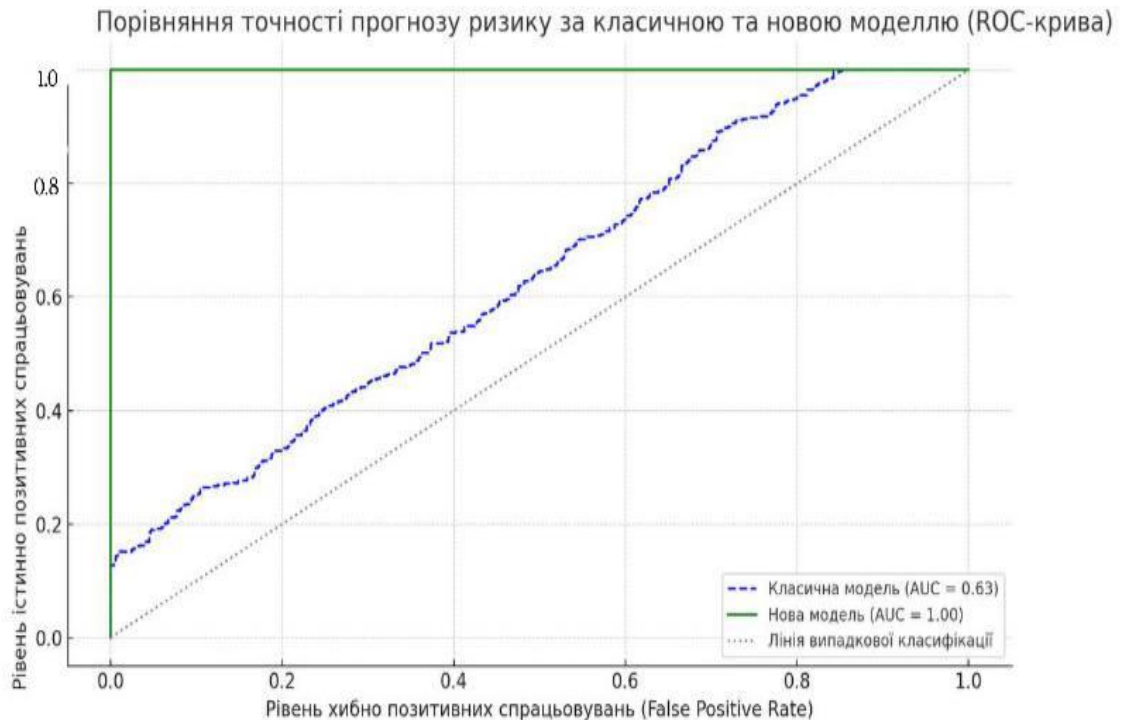


Рис. 2.17. Порівняння точності прогнозу ризику за класичною та новою моделлю (ROC-крива)

(розроблено автором на основі [119])

Адаптивне оновлення вагових коефіцієнтів факторів ризику здійснюється на основі аналізу нових потоків моніторингових даних, результатів попередніх прогнозів та фактичних експлуатаційних подій. У загальному вигляді процедура оновлення параметрів може бути представлена як:

$$w_i^{(t+1)} = w_i^{(t)} + \alpha \Delta_i(t) \quad (2.19)$$

де $w_i^{(t+1)}$ — поточне значення вагового коефіцієнта фактора ризику, $w_i^{(t)}$ — коефіцієнт адаптивного навчання, а $\alpha \Delta_i(t)$ — функція зміни параметра на основі нових даних моніторингу та результатів оцінювання технічного стану. Запропонований механізм забезпечує динамічне

коригування структури ризику залежно від зміни експлуатаційних умов та накопичення нових даних.

Оновлення вагових коефіцієнтів виконується на основі порівняння прогнозованих і фактичних сценаріїв розвитку технічного стану, що забезпечує data-driven адаптацію параметрів моделі в процесі накопичення експлуатаційних даних.

Результати оцінювання ризику та фактичні експлуатаційні події повертаються до системи у вигляді механізму зворотного зв'язку, який забезпечує уточнення вагових коефіцієнтів, корекцію прогнозних сценаріїв та адаптивне переналаштування параметрів моделі. Таким чином формується замкнений цикл інтелектуального моніторингу, у межах якого система безперервно підвищує точність оцінювання технічного стану будівельних конструкцій.

Для узагальнення архітектури запропонованої багатофакторної моделі доцільно представити концептуальну ієрархію функціонування інтелектуальної системи моніторингу технічної стійкості будівель.

Формування цифрового ядра неможливе без чіткої ідентифікації індикаторів, що лягають в основу моделі оцінювання ризиків. Визначення індикаторів відбувається через аналітичний відбір параметрів, що демонструють високу чутливість до зміни технічного стану об'єкта або його експлуатаційного середовища. До системи індикаторів включаються параметри механічного навантаження, деформацій, температурних режимів, вібрацій, деградаційних процесів та експлуатаційних характеристик будівельного об'єкта. Ключове завдання полягає в тому, щоб серед великого масиву даних відібрати найбільш релевантні, з високим рівнем прогностичної сили. Для цього застосовуються методи головних компонент, кластерного аналізу, машинного навчання та нейронних фільтрів. Кожен відібраний індикатор проходить процедуру верифікації — перевірки стабільності сигналу, кореляції з технічним станом і реактивності на зовнішні впливи.

У межах запропонованої моделі процес оцінювання ризику реалізується як послідовність взаємопов'язаних етапів: збір сенсорних даних, попередня фільтрація та нормалізація параметрів, формування векторів ознак, обчислення інтегральних індикаторів ризику, сценарне оцінювання критичних станів та формування управлінських рішень.

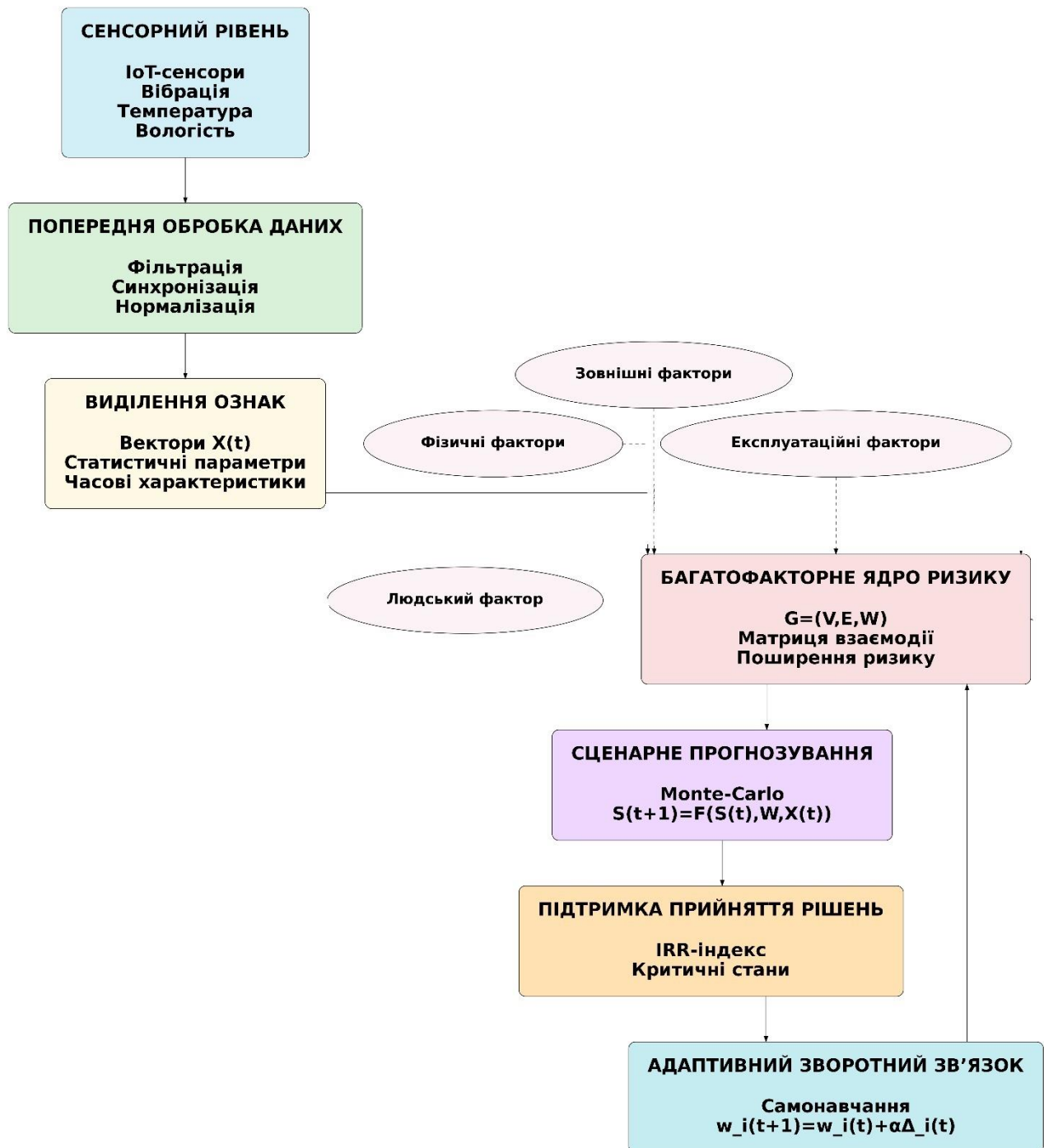


Рис. 2.18. Концептуальна ієрархія адаптивної багатфакторної моделі інтелектуального моніторингу технічної стійкості будівельних конструкцій (розроблено автором)

На етапі попередньої обробки виконуються усунення шумів, компенсація пропущених значень та часово-просторова синхронізація потоків даних. Далі формується мультифакторний профіль об'єкта, який надходить до аналітичного ядра для оцінювання поточного рівня ризику та прогнозування деградаційних процесів. Результатом функціонування моделі є формування адаптивного сценарію реагування залежно від динаміки зміни інтегрального індексу ризику та прогнозованого часу досягнення критичного стану.

Результати функціонування запропонованої моделі формуються у вигляді сукупності аналітичних, прогнозних та управлінських показників, які характеризують поточний і прогнозований технічний стан будівельного об'єкта. Автором запропоновано здійснювати оцінювання технічної безпеки будівельної конструкції на основі інтегрального показника ризику, який поєднує результати моніторингу, показники деградації та характеристики зовнішнього середовища в межах єдиного аналітичного критерію. До ключових вихідних параметрів моделі належать:

- інтегральний індекс ризику експлуатації (IR), що відображає узагальнений рівень технічного ризику на основі сукупності контрольованих факторів;
- індекс ризику реагування (IRR), який характеризує критичність ситуації з урахуванням швидкості наростання ризику та часу, доступного для реагування;
- прогнозований час досягнення критичного стану (T_{cr}), що визначає часовий резерв безпечної експлуатації конструкції;
- сценарний профіль деградації, який описує ймовірну траєкторію розвитку дефектів і деградаційних процесів у часі;
- клас технічного стану об'єкта, сформований на основі ризик-орієнтованої класифікації («нормальний», «допустимий», «передкритичний», «критичний»);

– рівень достовірності прогнозу, який визначається на основі статистичних показників точності моделі, зокрема AUC, F1-міри, sensitivity та specificity.

Для формалізації результатів функціонування багатофакторної моделі доцільно узагальнити основні вихідні параметри, їх функціональне призначення та критерії інтерпретації у межах цифрового середовища моніторингу.

Таблиця.2.4. Основні вихідні параметри, їх функціональне призначення та критерії інтерпретації у межах цифрового середовища моніторингу.

Показник	Позначення	Функціональне призначення	Інтерпретація
Інтегральний індекс ризику	IR	Узагальнене оцінювання технічного ризику	Визначає поточний рівень небезпеки об'єкта
Індекс ризику реагування	IRR	Оцінювання критичності ситуації	Враховує швидкість зміни ризику та час реагування
Прогнозований час досягнення критичного стану	T _{cr}	Прогноз залишкового ресурсу	Визначає часовий резерв безпечної експлуатації
Сценарний профіль деградації	SP _d	Прогноз траєкторії розвитку дефектів	Відображає динаміку деградаційних процесів
Клас технічного стану	C _{ts}	Класифікація стану об'єкта	«Нормальний», «допустимий», «передкритичний», «критичний»
Рівень достовірності прогнозу	P _{conf}	Оцінювання надійності моделі	Визначається через AUC, F1-score, sensitivity, specificity
Індекс адаптивності моделі	A _m	Оцінювання здатності моделі до самонавчання	Характеризує швидкість адаптації до нових даних
Індекс інформаційної повноти	D _q	Оцінювання якості моніторингових даних	Враховує повноту та узгодженість потоків даних

Представлена система вихідних параметрів забезпечує комплексне оцінювання технічного стану будівельного об'єкта, рівня ризику, достовірності прогнозування та адаптивності моделі до змінних умов експлуатації. Використання інтегрованого набору показників дозволяє реалізувати безперервний цикл інтелектуального моніторингу, прогнозування діагностики та підтримки прийняття рішень у межах єдиного інформаційно-аналітичного середовища.

Оцінювання результатів моделі здійснюється у межах адаптивного інформаційно-аналітичного контуру шляхом порівняння прогнозованих і фактичних сценаріїв зміни технічного стану. У процесі експлуатації система виконує безперервне уточнення вагових коефіцієнтів факторів ризику, параметрів деградаційних моделей та граничних порогів спрацювання, що забезпечує підвищення точності прогнозування та адаптивність моделі до змінних умов функціонування будівельного об'єкта.

У практичному аспекті результати моделі використовуються для автоматизованого формування сценаріїв реагування, планування технічного обслуговування, визначення пріоритетності ремонтних заходів та підтримки прийняття рішень щодо забезпечення експлуатаційної безпеки будівельних конструкцій у режимі реального часу.

Виходом запропонованої моделі є інтегральний профіль технічного ризику об'єкта, який включає поточний рівень ризику, прогнозований час досягнення критичного стану, сценарій розвитку деградаційного процесу та рекомендований клас реагування. Така структура вихідних параметрів забезпечує можливість інтеграції моделі у системи підтримки прийняття рішень та автоматизованого управління експлуатаційною безпекою будівель.

Валідація мультифакторної моделі ризику здійснюється на основі історичних моніторингових даних та результатів експлуатації аналогічних технічних систем. Для оцінювання якості моделей використовуються метрики точності класифікації, чутливості, специфічності, F1-міра та площа під ROC-кривою (AUC). Додатково виконується перевірка стійкості моделей

до шумів, втрати даних та зміни структури вхідних параметрів, що є критично важливим для систем цифрового моніторингу у реальному часі [103].

Особливістю запропонованої ICS-моделі є реалізація adaptive feedback loop між сенсорним рівнем, нейромережевим ядром та Digital Twin-середовищем. У такій постановці результати прогнозування впливають на подальшу конфігурацію параметрів моніторингу, сценарії аналізу та адаптивне переналаштування системи.

Завершальним і водночас найбільш адаптивним етапом є сценарне моделювання ризиків і оцінка адекватності поведінки системи в умовах змінних або екстремальних сценаріїв. У цьому контексті застосовуються такі підходи, як сценарний аналіз на основі симуляцій Monte Carlo, дискретно-подійне моделювання, методи аналізу дерева подій, а також використання мультиагентних систем. Модель проходить через серію штучно згенерованих сценаріїв, кожен з яких відображає певний тип експлуатаційної аномалії — перевантаження, техногенний вплив, системну помилку, людське втручання чи зовнішній удар. На кожному сценарії фіксується відповідь моделі — як вона оцінює рівень ризику, наскільки швидко змінюється індекс, як формуються рекомендації до реагування.

Сценарії також дозволяють перевірити наявність граничних станів, які не були враховані на етапі формалізації, а тому потребують інтеграції в оновлену версію ядра. Оцінка адекватності проводиться як в аналітичному вимірі (відповідність моделі очікуваним результатам), так і в практичному (здатність моделі забезпечити безпечну роботу системи у змінних умовах). Позитивний результат сценарного тестування дає підстави для переходу до інтеграції моделі в операційне середовище з подальшим розгортанням систем управління технічними ризиками на основі реального часу. Цифрове ядро не просто обчислює ризик, а й адаптується до нових умов, навчається на основі власного досвіду та постійно вдосконалюється, що робить його ключовим елементом у сучасній парадигмі надійності [163].

Індекс ризику реагування IRR у цифровому модулі управління призначена для обчислення інтегрованого індексу ризику реагування (IRR), який формується в цифровому модулі управління на основі зіставлення поточного значення ризику, швидкості його наростання та часу, доступного для реагування. Індекс IRR відображає критичність ситуації з точки зору негайності втручання та масштабу потенційних наслідків [133].

Для забезпечення адаптивного управління технічними ризиками у цифрових системах моніторингу доцільно використовувати інтегральні індикатори, які враховують поточний рівень ризику, швидкість його зміни та часовий резерв до досягнення критичного стану.

$$IRR = \frac{R_t \times \Delta R}{T_r + \epsilon},$$

(2.20)

де: IRR — індекс ризику реагування; R_t — поточне значення інтегрального ризику; ΔR — темп приросту ризику в останній часовій динаміці ($\Delta R = \frac{dR}{dt}$); T_r — прогнозований час до критичного порогу (час на реагування); ϵ — мале значення для уникнення ділення на нуль, зазвичай $\epsilon = 0.001$.

Показник IRR може використовуватися як тригер для автоматизованого запуску сценаріїв реагування у системах підтримки прийняття рішень. У режимі реального часу обчислення інтегральних індикаторів ризику здійснюється у межах ковзного часового вікна, що дозволяє враховувати динаміку зміни параметрів технічного стану та своєчасно виявляти тенденції переходу системи до критичних режимів функціонування. Для цього потоки сенсорних даних проходять процедури часової синхронізації, фільтрації шумів, нормалізації та агрегування перед передаванням до аналітичного ядра оцінювання ризику. Такий підхід забезпечує безперервне оновлення параметрів моделі та підтримку адаптивного прогнозування в умовах зміни експлуатаційного середовища.

У процесі функціонування системи сценарії розвитку ризику адаптивно оновлюються залежно від зміни параметрів моніторингу, накопичення нових даних та результатів попередніх прогнозів. Це забезпечує динамічну еволюцію сценаріїв деградації та дозволяє формувати прогнозні траєкторії зміни технічного стану будівельних конструкцій у режимі реального часу.

Оцінка ефекту моделі в динаміці: приріст надійності, зменшення інцидентів використовується для кількісної оцінки ефективності впровадження моделі управління ризиками у динаміці експлуатації. Показник враховує зміни рівня надійності та зменшення кількості інцидентів у порівнянні з базовим періодом, дозволяючи виміряти вплив цифрового модуля на практичні результати [132].

$$E_{dyn} = \frac{(\Delta R_{avg} + \Delta N_{fail})}{N_{init} + \epsilon}, \quad (2.21)$$

де: E_{dyn} — інтегральний ефект моделі в динаміці; $\Delta R_{avg} = R_{before} - R_{after}$ — зменшення середнього ризику; $\Delta N_{fail} = N_{before} - N_{after}$ — зменшення кількості інцидентів; N_{init} — початкова кількість об'єктів або інцидентів у базовому періоді; ϵ — коригуючий коефіцієнт для уникнення ділення на нуль.

Показник E_{dyn} дозволяє оцінити ефективність впровадження цифрових модулів управління ризиками у динаміці експлуатації та визначити ступінь підвищення надійності системи.

Розроблено модель формалізації прийняття рішень за допомогою мультиіндикаторного аналізу слугує основою для прийняття управлінських рішень на основі мультиіндикаторного аналізу. Рішення формується як лінійна комбінація вагових індикаторів, які оцінюють стан об'єкта з різних сторін — технічної, організаційної, ресурсної та ризикової [156].

$$D = \sum_{i=1}^n \alpha_i \times I_i + \beta, \quad (2.22)$$

де: D — значення функції прийняття рішення (порогова функція активізації дії); I_i — значення i -го індикатора (температура, вібрація, знос тощо); α_i — ваговий коефіцієнт впливу i -го індикатора; n — кількість

індикаторів у моделі; β — коригуючий параметр або пороговий зсув, який визначає межу між станами (наприклад, небезпечно/нормально).

На відміну від класичних моделей ризик-аналізу, запропонований підхід передбачає інтеграцію мультифакторного оцінювання, сценарного моделювання та адаптивного оновлення параметрів ризику у межах єдиного цифрового контуру моніторингу. Це забезпечує можливість безперервного оцінювання технічного стану будівельних конструкцій у реальному часі та підвищує достовірність прогнозування критичних станів в умовах невизначеності й неповноти даних.

На рисунку 2.19 представлено архітектуру цифрового модуля оцінювання експлуатаційного ризику, що включає три взаємопов'язані рівні: рівень збору даних, рівень аналітичного аналізу та рівень прийняття рішень. Рівень збору даних охоплює блоки технічного моніторингу (вимірювачі напруг, температур, вібрацій), адміністративні джерела (історія обслуговування, інциденти), а також модулі цифрового паспорту об'єкта. Аналітичний рівень реалізує математичну обробку, формування мультифакторного профілю ризику, обчислення інтегральних індексів та порівняння з граничними значеннями. На останньому рівні формується управлінська відповідь — сигнал на реагування, запуск сценарного аналізу або адаптація параметрів. Архітектура також включає зворотний зв'язок і механізм самонавчання, що дає змогу модулю вдосконалюватися з кожним циклом моніторингу.

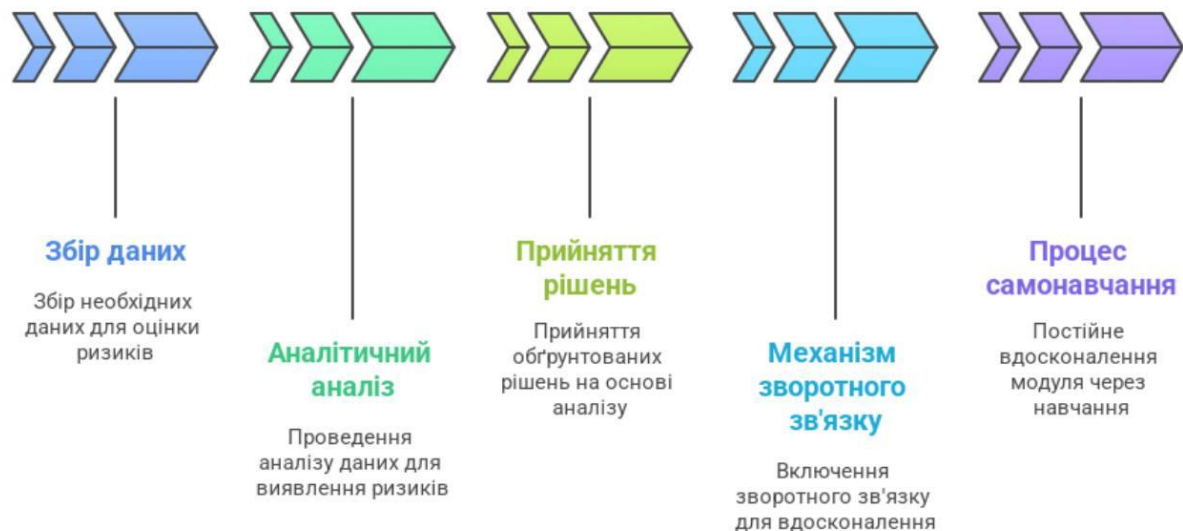


Рис. 2.19. Архітектура цифрового модуля оцінювання експлуатаційного ризику (розроблено автором на основі [157])

Для формалізації функціональної структури цифрового модуля оцінювання ризику доцільно виділити основні компоненти системи, їх функціональне призначення, типи вхідних даних та результати обробки. Це дозволяє деталізувати логіку взаємодії між аналітичними, сенсорними та управлінськими компонентами у межах єдиного інформаційно-аналітичного середовища.

Таблиця 2.5. Структура цифрового модуля оцінювання експлуатаційного ризику

Модуль системи	Функціональне призначення	Вхідні дані	Результати обробки
Сенсорний модуль збору даних	Збирання та передавання моніторингових параметрів	Дані сенсорів, телеметрія, параметри навантажень	Потоки первинних даних
Модуль попередньої обробки	Фільтрація, синхронізація та нормалізація даних	Первинні сенсорні потоки	Підготовлені вектори ознак
Аналітичний модуль оцінювання ризику	Обчислення інтегральних показників ризику	Вектори параметрів технічного стану	Індекси ризику, класи ризикових станів

Модуль системи	Функціональне призначення	Вхідні дані	Результати обробки
Модуль сценарного аналізу	Формування прогностичних сценаріїв деградації	Інтегральні індекси ризику, історичні дані	Сценарії розвитку критичних станів
Модуль підтримки прийняття рішень	Формування рекомендацій реагування	Результати ризик-аналізу та прогнозування	Управлінські рішення та сигнали реагування
Модуль адаптивного самонавчання	Оновлення параметрів моделей на основі нових даних	Поточні результати моніторингу та історичні дані	Адаптовані параметри моделей

Представлена структура цифрового модуля оцінювання ризику відображає реалізацію принципу багаторівневої інтеграції сенсорних, аналітичних та управлінських компонентів у межах єдиного цифрового середовища моніторингу. Запропонований підхід забезпечує масштабованість системи, адаптивне оновлення параметрів ризику та можливість інтеграції алгоритмів машинного навчання й нейромережевого аналізу у процеси підтримки прийняття рішень.

Архітектурно багатофакторна модель реалізується як багаторівнева інформаційно-аналітична система, у якій кожен рівень виконує окрему функцію обробки та інтерпретації потоків даних. На сенсорному рівні здійснюється збір та передавання моніторингових параметрів; на рівні попередньої обробки — фільтрація, синхронізація та нормалізація даних; на аналітичному рівні — формування векторів ознак, оцінювання ризику та прогнозування сценаріїв деградації; на рівні підтримки прийняття рішень — формування рекомендацій реагування та адаптивне коригування параметрів системи. Така організація забезпечує масштабованість системи, адаптивність моделей ризику та підтримку безперервного прогностичного моніторингу технічного стану будівельних конструкцій.

На рис. 2.20 відображено концепцію сценарного моделювання з багатофакторним вхідним профілем, яка є доповненням до загальної архітектури цифрового модуля. Підхід передбачає, що кожен набір вхідних даних (профіль) активує певний сценарний маршрут моделювання — наприклад, режим «перегріву», «перевантаження», «нестабільної вібрації» або «людського фактора». Кожен сценарій формує власну траєкторію оцінки ризику, яка проходить через блоки стохастичної симуляції, динамічної реакції та імовірнісної класифікації. Залежно від вихідного сценарію система генерує відповідний прогноз і рішення: інформування, попередження, зниження навантаження, ініціація технічного огляду тощо. Багатофакторний вхідний профіль при цьому виступає тригером, що активує відповідну гілку аналітичного сценарію, забезпечуючи персоналізовану й точну реакцію моделі на змінні умови експлуатації. Запропонований підхід забезпечує побудову адаптивної інтелектуальної системи оцінювання ризиків, здатної функціонувати у режимі реального часу, автоматично оновлювати параметри моделей та формувати прогнозні сценарії розвитку критичних станів конструкцій. Це створює основу для інтеграції мультифакторного ризик-аналізу з нейромережевими алгоритмами прогнозової діагностики, що розглядаються у наступному розділі.

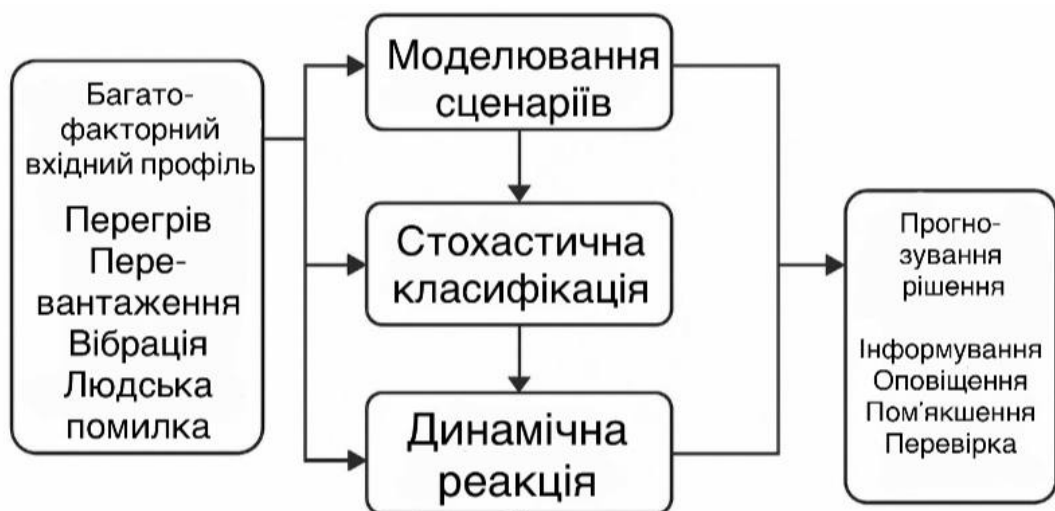


Рис. 2.20. Концепція сценарного моделювання з багатофакторним вхідним профілем

(розроблено автором на основі [152])

На нижче наведеній таблиці 2.5 представлено класифікацію факторів ризику за ступенем впливу та джерелом формування, яка охоплює чотири основні категорії ризикогенних змінних: фізичні, експлуатаційні, людські та зовнішні фактори. У таблиці кожен фактор супроводжується характеристикою джерела його виникнення, прикладами реалізації, а також оцінкою впливу на загальний ризик (низький, середній, високий). Підхід дозволяє створити багатовимірну карту ризиків, яка є основою для побудови математичної моделі, де вагові коефіцієнти визначаються відповідно до ступеня впливу кожного фактора. У перспективі структура може використовуватися для формування індикаторних профілів технічних об'єктів, моніторингових стратегій та сценарного моделювання у цифрових системах управління надійністю.

Таблиця 2.6. Класифікація факторів ризику за ступенем впливу та джерелом формування

Категорія факторів	Фактор	Джерело формування	Приклади реалізації	Оцінка ступеня впливу
<i>Фізичні</i>	Вібрація	Динамічні навантаження	Тривала робота агрегатів	Високий
<i>Фізичні</i>	Температурні коливання	Зовнішнє середовище	Різке охолодження після нагріву	Середній
<i>Фізичні</i>	Корозія	Хімічна дія	Окиснення металів	Середній
<i>Експлуатаційні</i>	Недотримання регламенту	Організаційні порушення	Ігнорування інструкцій	Високий
<i>Експлуа-</i>	Нерегулярне	Низька	Затримка	Середній

<i>таційні</i>	обслуговування	інтенсивність ТОМ	планового обслуговування	
<i>Людські</i>	Помилка оператора	Людський фактор	Неправильне керування системою	Високий
<i>Людські</i>	Відсутність кваліфікації	Слабка підготовка персоналу	Недотримання стандартів безпеки	Середній
<i>Зовнішні</i>	Агресивне середовище	Кліматичні умови	Промислові викиди	Середній
<i>Зовнішні</i>	Сейсмічна активність	Природні ризики	Підземні поштовхи у сейсмо-активних зонах	Високий

(розроблено автором на основі [81])

Запропонований мультифакторний підхід до аналізу ризиків забезпечує інтеграцію стохастичних, сценарних, аналітичних та інформаційно-технологічних компонентів у межах єдиного цифрового середовища моніторингу технічної стійкості будівель. Розроблена модель дозволяє здійснювати безперервне оцінювання технічного стану конструкцій, адаптивне прогнозування деградаційних процесів та автоматизоване формування сценаріїв реагування на основі потоків моніторингових даних у реальному часі. На відміну від класичних підходів, запропонована система забезпечує динамічне оновлення параметрів ризику, інтеграцію механізмів самонавчання та підтримку прийняття рішень в умовах невизначеності й неповноти інформації. Отримані результати формують методологічну та інформаційно-аналітичну основу для побудови нейромережевих систем

прогнозної діагностики технічного стану будівельних конструкцій, що розглядаються у наступному розділі. Отримані результати використані при побудові CNN-LSTM-Risk моделі (розділ 4).

Таким чином, у підрозділі розроблено мультифакторний підхід до аналізу ризиків технічного стану будівельних конструкцій, який базується на інтеграції моніторингових параметрів, характеристик деградації та факторів експлуатаційного середовища. Отримані результати стали теоретичною основою для формування інтегрального профілю ризику та подальшої розробки CNN-LSTM-Risk моделі прогнозування і класифікації технічного стану будівель.

Висновки до 2-го розділу

У розділі досліджено теоретико-методичні та інформаційно-аналітичні засади побудови математичних, сценарних і мультифакторних моделей оцінювання технічного стану будівельних конструкцій у межах інтелектуальних систем моніторингу. Отримані результати формують аналітичне та прогнозне ядро цифрового середовища моніторингу технічної стійкості будівель.

1. Систематизовано математичні та статистичні методи оцінювання технічного стану будівельних конструкцій. Встановлено, що найбільш ефективними для задач інтелектуального моніторингу є гібридні підходи, які поєднують аналітичні, скінченно-елементні, варіаційні та статистичні методи моделювання. Розроблено концептуальні підходи до інтеграції математичних моделей із потоками сенсорних даних у межах єдиного інформаційно-аналітичного середовища моніторингу.

2. Запропоновано математичні моделі акумульованої деградації, параметричної чутливості та інтегральної структурної функціональності, які забезпечують формалізацію процесів деградації конструкцій, оцінювання залишкового ресурсу та визначення критичних параметрів технічного стану. Використання функцій деградації, імовірнісних моделей та байєсівських

процедур адаптивного оновлення дозволяє враховувати невизначеність моніторингових даних і стохастичний характер експлуатаційних впливів.

3. Розвинено сценарний підхід до прогнозування критичних змін і залишкового ресурсу конструкцій. Сформовано концепцію сценарної декомпозиції деградаційних процесів, яка дозволяє моделювати альтернативні траєкторії розвитку технічного стану залежно від умов експлуатації, інтенсивності навантажень та впливу зовнішнього середовища. Запропоновано сценарно-орієнтовані функції ризику, адаптивного ресурсу та багатофакторної деградації з урахуванням часових затримок і стохастичних збурень.

4. Обґрунтовано доцільність використання цифрових платформ моніторингу, BIM-орієнтованих середовищ та інтелектуальних сенсорних мереж для реалізації адаптивного сценарного прогнозування технічного стану конструкцій. Розроблено структурні схеми цифрового моніторингу, що забезпечують інтеграцію сенсорних потоків даних, аналітичних модулів, алгоритмів машинного навчання та механізмів підтримки прийняття рішень у режимі реального часу.

5. Сформовано концептуальні засади побудови мультифакторних моделей аналізу ризиків у системах експлуатаційної надійності будівельних конструкцій. Запропоновано підхід до формалізації ризику у вигляді взаємопов'язаної мережі факторів, представленої орієнтованим графом взаємодій, що дозволяє враховувати прямі, опосередковані, кумулятивні та сценарні залежності між параметрами технічного стану.

6. Розроблено концептуальну ієрархію адаптивної багатофакторної моделі ризик-аналізу, яка включає сенсорний рівень, модулі попередньої обробки даних, підсистему виділення ознак, багатофакторне ядро ризику, сценарний блок прогнозування та контур підтримки прийняття рішень. Особливістю запропонованої моделі є реалізація механізму адаптивного оновлення вагових коефіцієнтів факторів ризику на основі порівняння прогнозованих і фактичних сценаріїв деградації конструкцій.

7. Встановлено, що інтеграція математичних, сценарних, ймовірно-статистичних та нейромережевих моделей у межах єдиного цифрового середовища моніторингу створює основу для переходу від традиційного технічного контролю до адаптивного прогностного управління експлуатаційною безпекою будівель. Запропоновані підходи забезпечують підвищення точності діагностики, достовірності прогнозування критичних станів та ефективності підтримки прийняття рішень у системах інтелектуального моніторингу технічної стійкості будівель.

РОЗДІЛ 3.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ СТРУКТУРИ В УПРАВЛІННІ БЕЗПЕКОЮ БУДІВЕЛЬ

3.1 Архітектура та навчання нейронних мереж для прогнозної діагностики пошкоджень

Архітектура та навчання нейронних мереж для прогнозної діагностики пошкоджень розглядається сьогодні як один із найперспективніших напрямів цифрової інженерії, оскільки саме поєднання сучасних алгоритмів машинного навчання з інженерними методами дозволяє забезпечити високу точність виявлення дефектів ще на ранніх етапах їхнього розвитку. Ключовою особливістю є те, що нейронні мережі здатні виявляти приховані закономірності у великих масивах даних, які традиційні статистичні методи часто не в змозі ідентифікувати. Це забезпечує більш точне прогнозування появи та динаміки розвитку пошкоджень у конструктивних елементах будівель, машин або інших технічних систем, що підвищує надійність їхньої експлуатації та скорочує витрати на ремонтні роботи.

У межах даного дослідження нейромережеві структури розглядаються не ізольовано, а як складова інтелектуальної системи прогнозного моніторингу, описаної у розділі 2. На відміну від класичних моделей оцінювання технічного стану, запропонований підхід передбачає інтеграцію нейромережевих алгоритмів із багатofакторними моделями ризику, сценарним прогнозуванням деградації та адаптивним оновленням параметрів безпеки будівельних конструкцій у режимі реального часу.

Застосування нейронних мереж у прогнозній діагностиці передбачає формування архітектури, що відповідає природі даних, які аналізуються. Наприклад, для часових рядів, що описують зміни параметрів вібрації чи напружено-деформованого стану, запропоновано використання рекурентних мереж типу LSTM або GRU. Для роботи з просторово-структурованими

даними, такими як зображення пошкоджень чи теплові карти напружень, застосовуються згорткові нейронні мережі (CNN). У багатьох сучасних дослідженнях розробники комбінують різні архітектури у гібридних моделях, наприклад, поєднання CNN для виділення ознак із візуальної інформації та LSTM для аналізу часової динаміки цих ознак, що дозволяє комплексно підходити до оцінки пошкоджень [20]. У межах даного дослідження зазначені архітектури розглядаються як взаємопов'язані компоненти єдиного інтелектуального середовища моніторингу. Запропонована архітектура передбачає інтеграцію просторових CNN-модулів, рекурентних LSTM/GRU-блоків та механізмів адаптивного прогнозування у межах спільного нейромережевого контуру аналізу технічного стану будівельних конструкцій.

У запропонованій системі кожен тип нейромережевої архітектури виконує окрему функціональну роль у межах єдиного адаптивного контуру моніторингу. Згорткові модулі CNN забезпечують просторовий аналіз локальних дефектів конструкцій, рекурентні блоки LSTM/GRU реалізують моделювання часової динаміки деградаційних процесів, автоенкодери виконують фільтрацію шумів та виявлення прихованих аномалій, тоді як Transformer-модулі забезпечують аналіз довготривалих залежностей між параметрами технічного стану та сценаріями розвитку ризику.

У межах цифрового середовища моніторингу нейромережеві моделі можуть функціонувати як аналітичне ядро цифрового двійника будівельного об'єкта. У такому випадку результати сенсорного моніторингу синхронізуються з BIM-моделлю та цифровим представленням конструкції, що забезпечує просторову локалізацію дефектів, прогнозування деградаційних процесів та формування сценаріїв експлуатаційної безпеки у режимі реального часу.

Процес навчання нейронних мереж для прогнозної діагностики охоплює декілька ключових етапів: підготовку даних, їхнє маркування та розподіл на тренувальні й тестові вибірки; вибір функції втрат і оптимізатора; визначення гіперпараметрів; а також перевірку узагальнюючої здатності

моделі. Найбільш поширеним підходом є використання стохастичного градієнтного спуску та його модифікацій, що дозволяє адаптувати вагові коефіцієнти у напрямку мінімізації похибки. Важливо, що у випадку з діагностикою пошкоджень до вибірки повинні входити як дані з експериментів чи сенсорних систем моніторингу, так і результати чисельного моделювання, що забезпечує ширше охоплення сценаріїв розвитку дефектів.

Рисунок 3.1 відображає узагальнену архітектуру та процес навчання нейронної мережі для прогнозової діагностики пошкоджень.

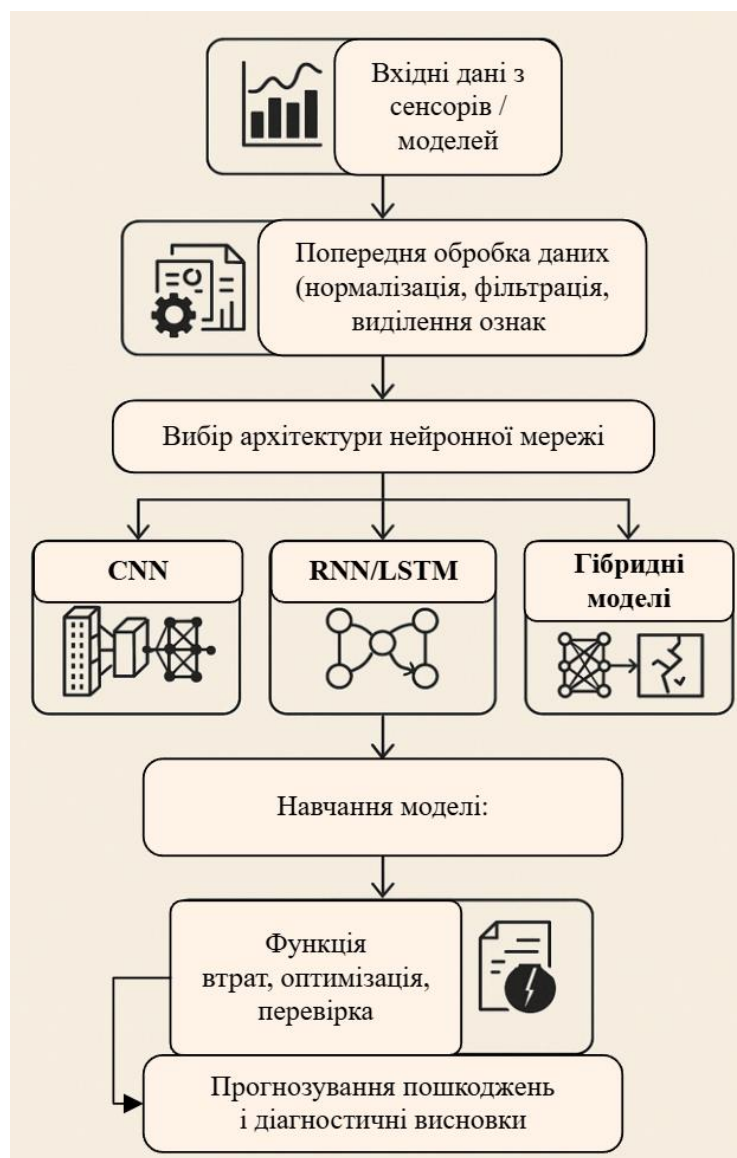


Рис. 3.1. Архітектура та процес навчання нейронної мережі для прогнозової діагностики пошкоджень

(розроблено автором на основі [20])

Подібна структура дозволяє інтегрувати як дані сенсорного моніторингу, так і результати моделювання, забезпечуючи гнучкість у виборі архітектурного рішення залежно від поставлених завдань. Важливо, що сам рисунок 1 демонструє нелінійність процесу: від збору й підготовки даних до навчання та фінальної діагностики. Це означає, що в системі можна реалізувати зворотний зв'язок, коли результати прогнозу вносять корективи у подальше навчання моделі, забезпечуючи поступове підвищення точності та адаптивність до нових умов експлуатації.

Процес адаптивного навчання у запропонованій системі реалізується у вигляді замкненого циклу, в якому результати прогнозування порівнюються з фактичними змінами технічного стану конструкції. У випадку зростання похибки прогнозу система автоматично ініціює переналаштування вагових коефіцієнтів нейромережевих модулів, корекцію параметрів сценарного прогнозування та оновлення порогових критеріїв ризику.

У сучасних системах інтелектуального моніторингу процес навчання нейронної мережі доцільно реалізовувати у режимі Adaptive Online Learning (адаптивне онлайн-навчання) — механізм безперервного оновлення параметрів CNN-LSTM-Risk моделі в процесі надходження нових моніторингових даних. За рахунок якого параметри моделі оновлюються в процесі надходження нових потоків сенсорних даних. Це дозволяє забезпечити адаптацію моделі до змін експлуатаційних режимів, деградації конструкцій та появи нових типів дефектів без необхідності повного перенавчання системи.

Архітектура нейронних мереж у системах прогнозної діагностики визначає здатність моделі виявляти приховані закономірності деградаційних процесів на основі часових і просторових потоків даних. У задачах моніторингу будівельних конструкцій часові ряди відображають динаміку вібрацій, деформацій та напружень, тоді як просторові дані характеризують геометрію дефектів, теплові поля та локальні пошкодження конструктивних елементів [63].

Розробки Елені Чатці (ETH Цюрих) у сфері структурного моніторингу показали, що багаторівневі архітектури є найбільш придатними для таких задач, адже вони поєднують механізми виділення ознак і моделювання динаміки. Для просторових даних ефективними є згорткові нейронні мережі (CNN), які завдяки операції згортки здатні розпізнавати характерні локальні патерни, зокрема тріщини, пори, відшарування. Для часових рядів доцільно використовувати рекурентні архітектури типу LSTM або GRU, які добре моделюють послідовності і враховують залежності між попередніми та поточними станами. Гібридні моделі, що поєднують CNN та LSTM, розглянуті в роботах Луо Юнпена та колег (2023), продемонстрували значне підвищення точності у прогнозуванні розвитку пошкоджень із сенсорних даних, навіть у випадках наявності шумів чи неповних записів [49]. Особливістю запропонованої моделі є поєднання механізмів просторового аналізу дефектів, часової динаміки деградації та ризик-аналітичного оцінювання у межах адаптивного цифрового середовища моніторингу. Це дозволяє підвищити стійкість системи до шумів, неповноти сенсорних потоків та стохастичних змін експлуатаційних умов.

Важливою складовою є математичний апарат, який дозволяє формалізувати процес навчання. У класичному вигляді прогнозування часових рядів будується на функції:

$$\hat{y}_{t+1} = f(y_t, y_{t-1}, \dots, y_{t-n}; \theta), \quad (3.1)$$

де $\hat{y}_{t+1}$ — прогнозоване значення стану системи на наступний момент часу, y_t — поточний стан, $y_{t-1}, \dots, y_{t-n}$ — попередні значення часових рядів, θ — набір параметрів нейронної мережі. Ця функція реалізується у прихованих шарах за рахунок нелінійних перетворень, які імітують складні залежності у поведінці пошкоджень.

У роботах Хуанга та Чена (2025), присвячених втомному пошкодженню вантових мостів, показано, що просторові ознаки тріщин і часові зміни напружень можуть оброблятися одночасно за допомогою вейвлет-нейронних

мереж, що комбінують згорткові блоки й рекурентні елементи [35]. Формально операція згортки визначається як:

$$h_{i,j}^{(k)} = \sigma\left(\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N w_{m,n}^{(k)} \times x_{i+m,j+n} + b^{(k)}\right), \quad (3.2)$$

де $h_{i,j}^{(k)}$ — вихід активації k -го фільтра в точці (i, j) , $w_{m,n}^{(k)}$ — ваги ядра згортки розміром $M \times N$, $x_{i+m,j+n}$ — значення пікселів вхідного зображення, $b^{(k)}$ — зсув, σ — нелінійна функція активації (наприклад, ReLU). Цей механізм дозволяє виділяти локальні особливості, такі як тріщини чи дефекти на зображеннях конструкційних елементів.

Нещодавні роботи Хе Інїна та співавторів (2024) довели ефективність паралельних згорткових архітектур у поєднанні з матричними представленнями часових даних. Це дозволяє обробляти сигнали з декількох сенсорів одночасно та виявляти пошкодження навіть у розподілених складних конструкціях [29]. Ще одним перспективним напрямом стає використання трансформерних архітектур, відомих у сфері обробки природної мови. Їхня ключова перевага полягає у механізмі self-attention, що формально описується як:

$$Attention(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V, \quad (3.3)$$

де Q , K , V — матриці запитів, ключів і значень, а d_k — розмірність простору ключів. Цей підхід дозволяє враховувати залежності між усіма елементами часових рядів одночасно, що є особливо цінним для прогнозування довготривалих процесів деградації конструкцій. У запропонованій архітектурі Transformer-модулі використовуються для аналізу довготривалих залежностей між параметрами технічного стану, сценаріями розвитку ризику та динамікою деградаційних процесів. Це забезпечує можливість формування адаптивних прогнозів критичних станів у межах цифрової системи моніторингу технічної стійкості будівель.

Для ілюстрації можна розглянути таблицю 3.1, яка вказує на класифікацію архітектур нейронних мереж, що застосовуються у прогнозній діагностиці пошкоджень.

Таким чином, сучасні архітектури нейронних мереж формують технологічну основу для побудови адаптивних систем прогнозної діагностики, здатних одночасно аналізувати часові, просторові та мультифакторні потоки даних у задачах моніторингу технічної стійкості будівельних конструкцій.

Таблиця 3.1. Архітектури нейронних мереж для аналізу часових і просторових даних у прогнозній діагностиці пошкоджень

Тип архітектури	Основне застосування	Приклади завдань	Переваги	Обмеження
CNN	Просторові дані	Виявлення тріщин на зображеннях, аналіз теплових карт	Висока точність у виділенні локальних ознак	Вимагає великого обсягу маркованих зображень
RNN / LSTM / GRU	Часові ряди	Прогноз вібраційних сигналів, аналіз деформацій	Добре працюють із послідовностями	Схильність до градієнтного затухання
Гібридні CNN+LSTM	Комбіновані дані	Прогноз розвитку тріщин у динаміці	Комплексний аналіз, стійкість	Складність налаштування
Автоенкодери	Латентні ознаки	Виявлення аномалій у даних	Працюють у безнаглядному режимі	Менша інтерпретованість
Трансформери	Великі часові ряди	Масштабний аналіз сенсорних даних	Висока здатність до узагальнення	Висока обчислювальна вартість

(розроблено автором на основі [29])

Як показують дослідження Елені Чатці, Магда Абдель Вагаба, Луо Юнпена, Хуанга та Хе Інїна, саме комбінування різних типів архітектур дозволяє досягати найвищої точності у виявленні й прогнозуванні пошкоджень, забезпечуючи при цьому стійкість моделей до шуму та неповноти даних [10, 29, 44, 49].

Методи та алгоритми навчання глибоких нейронних мереж у сфері прогнозної діагностики пошкоджень визначають здатність моделей адекватно відтворювати складні закономірності в даних, що надходять із сенсорних систем або отримані шляхом чисельного моделювання. Саме процес навчання є центральним у побудові моделей, адже від того, як налаштовані

вагові коефіцієнти, залежить точність розпізнавання аномалій та якість прогнозування подальшої динаміки дефектів. Дослідження Елені Чатці (ETH Цюрих) показують, що адаптація класичних алгоритмів навчання до умов будівельних та інженерних об'єктів вимагає врахування специфіки шумів, неповноти даних і нерівномірності часових рядів, що часто зустрічається у структурному моніторингу. У межах даного дослідження процес навчання нейромережевої моделі розглядається як безперервний адаптивний процес, інтегрований у цифрове середовище моніторингу. Запропонований підхід передбачає динамічне оновлення параметрів моделі на основі поточних сенсорних потоків та сценарних змін технічного стану конструкції.

Класично навчання нейронної мережі формулюється як задача мінімізації функції втрат:

$$L(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \ell(f(x_i; \theta), y_i), \quad (3.4)$$

де $L(\theta)$ — функція втрат, що залежить від параметрів моделі θ , m — кількість прикладів у вибірці, ℓ — локальна функція втрат (наприклад, середньоквадратична похибка), $f(x_i; \theta)$ — прогноз моделі для вхідного прикладу x_i , y_i — фактичне значення. Для діагностики пошкоджень зазвичай застосовується Mean Squared Error (MSE), оскільки він чутливий до відхилень між прогнозованими та реальними значеннями.

Для забезпечення адаптивного переналаштування нейромережевої моделі у процесі експлуатації доцільно використовувати механізм динамічного оновлення вагових коефіцієнтів:

$$\theta_{(t+1)} = \theta_t - \eta \nabla L_t(\theta), \quad (3.5)$$

де θ_t — параметри моделі у момент часу t , η — швидкість навчання, $\nabla L_t(\theta)$ — градієнт функції втрат для поточного потоку даних. Такий підхід забезпечує безперервну адаптацію моделі до змін технічного стану об'єкта та динаміки сенсорних потоків.

У випадках, коли потрібно враховувати часову залежність, корисним є включення регуляризаційних термів, що описують «гладкість» траєкторії пошкоджень. Це може бути реалізовано через функцію:

$$L_{total} = L(\theta) + \lambda \sum_{t=1}^{T-1} (\hat{y}_{t+1} - \hat{y}_t)^2, \quad (3.6)$$

де λ — коефіцієнт регуляризації, що контролює згладжування прогнозу, а $\hat{y}_t$ — прогнозовані значення параметрів пошкоджень у момент часу t . Такий підхід у дослідженнях Хуанга та Чена (2025) показав ефективність у прогнозуванні втомного ушкодження головних балок вантових мостів із застосуванням вейвлет-нейронних мереж.

Особливе місце займають алгоритми оптимізації. Найпоширенішим залишається стохастичний градієнтний спуск (SGD) та його модифікації: Adam, RMSProp, Adagrad. Вони забезпечують швидку адаптацію ваг до складних поверхонь функцій втрат, але потребують уважного підбору гіперпараметрів. Практика, наведена в роботах Луо Юнпена та Ван Лінкуна (2023), підтверджує, що для інженерних об'єктів оптимальним є використання Adam із динамічним зменшенням швидкості навчання, оскільки це дозволяє врахувати нелінійність та стрибкоподібні зміни в сенсорних даних [64].

Запропонована архітектура використовує адаптивні алгоритми оптимізації як механізм самоналаштування нейромережевого ядра у процесі експлуатації будівельного об'єкта. Це забезпечує стабільність навчання та підвищення точності прогнозування в умовах змінних режимів функціонування системи моніторингу.

Ще одним важливим напрямом є застосування безнаглядного та напівнаглядного навчання. Це особливо актуально у випадках, коли обсяг маркованих даних є обмеженим. Автоенкодері та варіаційні автоенкодері (VAE) дозволяють отримати латентні уявлення пошкоджень, що згодом використовуються у класифікаційних чи прогностичних моделях. У цьому контексті робота Хе Інїна та колег (2024) показує ефективність комбінації безнаглядного навчання з подальшим донавчанням на обмежених маркованих вибірках, що дозволяє скоротити витрати на збирання експериментальних даних у моніторингу рамних конструкцій. У межах запропонованої гібридної архітектури автоенкодерні модулі використовуються не лише для зниження

розмірності даних, а і як елемент adaptive anomaly detection, що забезпечує раннє виявлення прихованих дефектів та аномальних режимів функціонування конструкцій.

У таблиці 3.2 представлено узагальнений аналіз основних стратегій навчання, які застосовуються в сучасних дослідженнях.

Таблиця 3.2. Порівняльна характеристика методів навчання нейронних мереж у прогностній діагностиці пошкоджень

Метод навчання	Тип даних	Приклади застосування	Переваги	Обмеження
Наглядне навчання	Марковані часові ряди, зображення	Прогноз вібрацій, класифікація тріщин	Висока точність при достатніх даних	Вимагає великого обсягу маркованих прикладів
Безнаглядне навчання	Нематковані дані	Виявлення аномалій у сигналах	Працює за браку міток	Менша інтерпретованість
Напівнаглядне навчання	Комбіновані вибірки	Діагностика дефектів у залізобетоні	Баланс між точністю та економією ресурсів	Залежність від якості невеликої маркованої частини
Transfer Learning	Дані з подібних об'єктів	Використання моделей, тренуваних на інших конструкціях	Швидке навчання, висока узагальнюваність	Ризик невідповідності між доменами

(розроблено автором на основі [64])

Щоб підкреслити відмінності між алгоритмами оптимізації, які використовуються для навчання глибоких нейронних мереж, доцільним є звернення до графічної інтерпретації процесу зменшення похибки моделі

впродовж епох. Рисунок 3.2 ілюструє, як Adam, RMSProp та SGD впливають на швидкість і стабільність навчання, відображаючи характерну динаміку помилок. Така візуалізація дозволяє оцінити ефективність алгоритмів у практичних завданнях прогнозування діагностики пошкоджень, де баланс між швидким збіженням і стійкістю до шумів відіграє вирішальну роль.

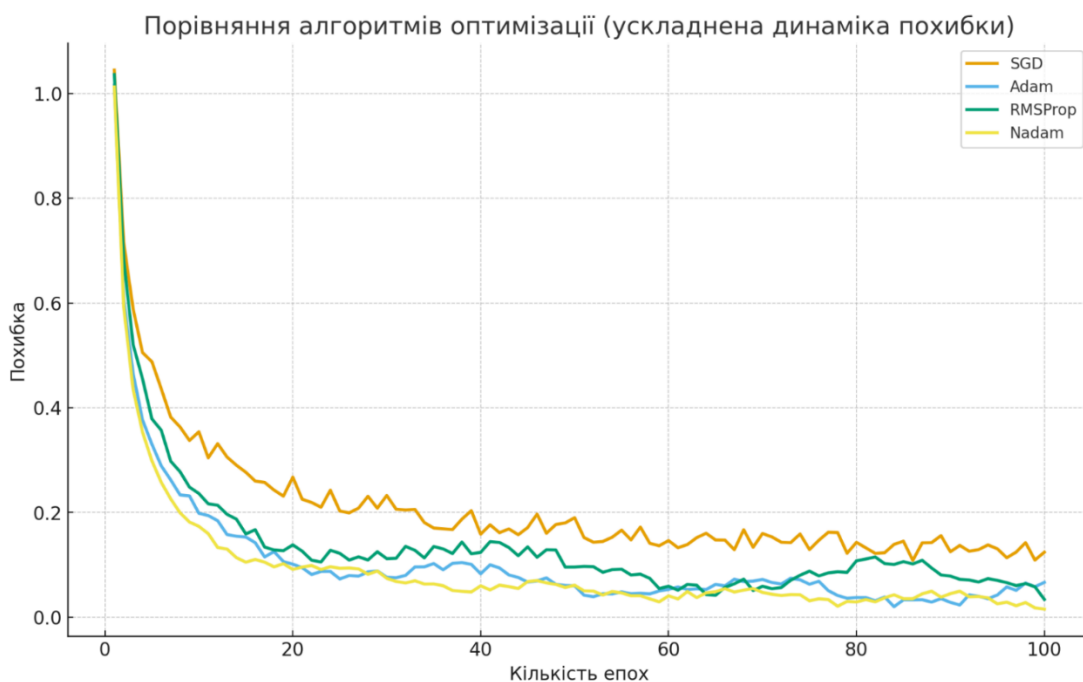


Рис. 3.2. Динаміка зменшення похибки моделі при різних алгоритмах оптимізації (розроблено автором на основі [44])

Алгоритм Adam забезпечує швидше зменшення похибки на початкових етапах, тоді як SGD є більш стабільним, але вимагає більшої кількості епох для досягнення порівнянного рівня точності. RMSProp показує проміжні результати, оптимізуючи обчислення за рахунок адаптивної швидкості навчання.

Таким чином, методи та алгоритми навчання глибоких нейронних мереж у прогнозній діагностиці пошкоджень повинні враховувати специфіку даних і завдань. Найбільш ефективними є комбіновані стратегії, де на етапі попереднього навчання використовуються безнаглядні моделі, а подальше донавчання здійснюється у наглядному режимі з адаптивними алгоритмами оптимізації. Це дозволяє забезпечити високу точність прогнозування навіть за умов обмеженого обсягу маркованих даних.

Використання гібридних моделей у прогнозуванні розвитку дефектів конструкцій є одним із найбільш перспективних напрямів сучасної діагностики, оскільки дозволяє інтегрувати різні підходи машинного навчання для комплексного аналізу часово-просторових даних. Традиційні згорткові нейронні мережі (CNN) добре працюють із просторовими сигналами, наприклад зображеннями тріщин, тепловими картами або акустичними спектрами. У той час як рекурентні мережі (RNN, LSTM, GRU) краще адаптовані до часових рядів, що описують динаміку вібрацій, деформацій чи коливань напружено-деформованого стану. Гібридизація цих моделей дає можливість одночасно враховувати просторові й часові залежності, що, як відзначає Чатці (Chatzi, 2022), значно підвищує точність і робить діагностику більш стійкою до шумів у даних.

На відміну від ізольованих нейромережових моделей, запропонований підхід передбачає інтеграцію просторових, часових, сценарних та ризик-аналітичних компонентів у межах єдиного інтелектуального контуру моніторингу технічної стійкості будівель.

Додатковою особливістю сучасних систем прогнозної діагностики є використання мультимодальних потоків даних, які поєднують сенсорні сигнали, тепловізійні зображення, ВІМ-параметри, експлуатаційні журнали та результати чисельного моделювання. Інтеграція таких джерел інформації у межах єдиного нейромережового контуру дозволяє підвищити достовірність діагностики та стійкість моделей до неповноти або шумів у даних.

Для формалізації взаємодії між сенсорними потоками даних, модулями нейромережової обробки, сценарно-аналітичним ядром та підсистемою підтримки прийняття рішень доцільно представити узагальнену архітектуру гібридної нейромережової моделі прогнозної діагностики пошкоджень будівельних конструкцій, наведену на рисунку 3.3.

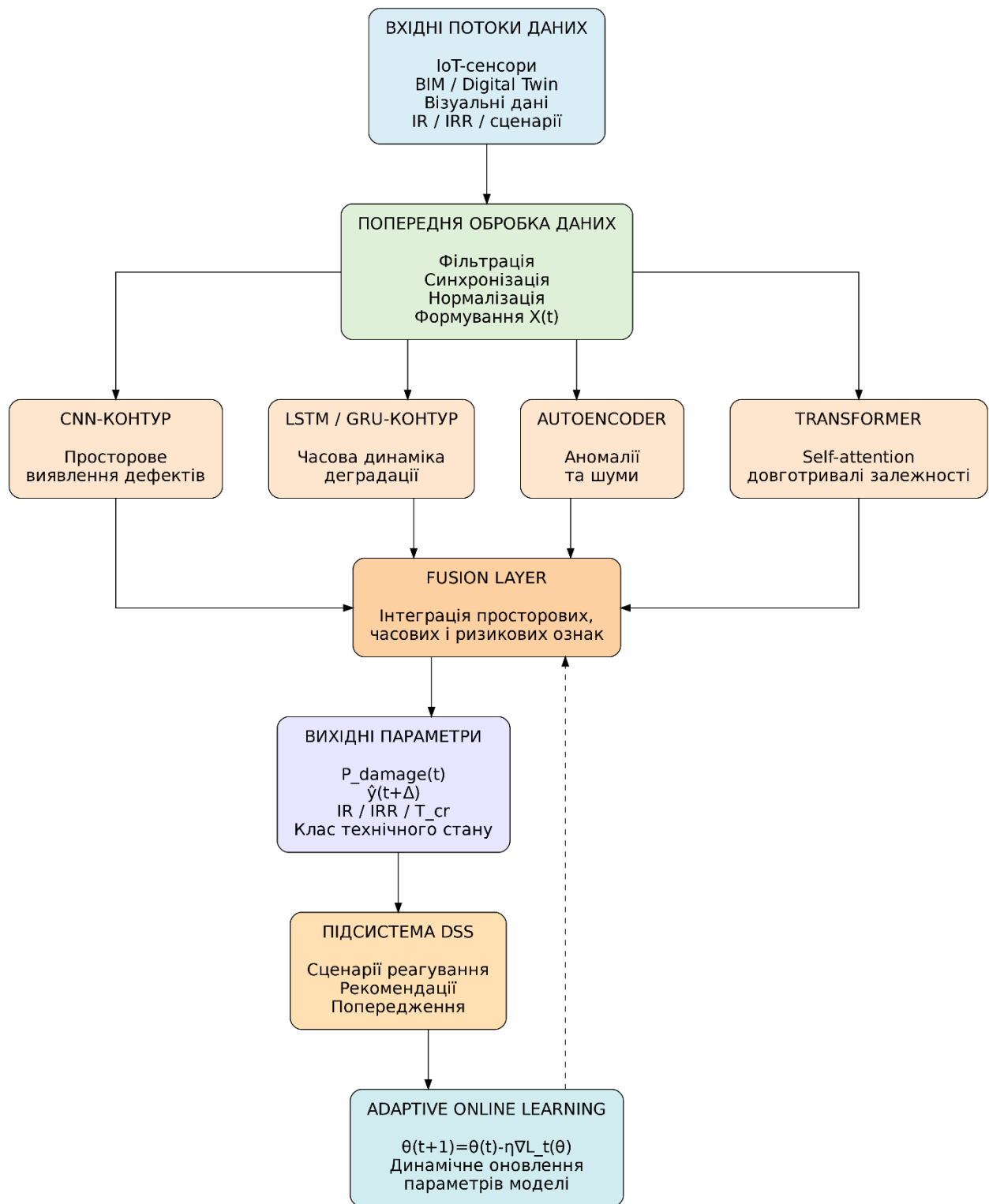


Рис. 3.3. Архітектура гібридної нейромережевої моделі прогновної діагностики пошкоджень будівельних конструкцій (розроблено автором)

Представлена архітектура відображає повний цикл функціонування інтелектуальної системи прогновної діагностики — від надходження мультимодальних потоків даних до формування прогнозних параметрів технічного стану та адаптивного оновлення нейромережевих моделей.

Вхідний рівень системи включає сенсорні дані, BIM/Digital Twin-параметри, результати чисельного моделювання та ризик-аналітичні показники, сформовані у межах моделей, розроблених у розділі 2.

Після етапів попередньої обробки, фільтрації та синхронізації даних формується мультимодальний вектор ознак, який передається до гібридного нейромережевого ядра. Просторовий аналіз локальних дефектів реалізується згортковими CNN-модулями, часове прогнозування деградаційних процесів — рекурентними блоками LSTM/GRU, виявлення прихованих аномалій — автоенкодерними структурами, а модулі Transformer забезпечують аналіз довготривалих залежностей між параметрами технічного стану та сценаріями розвитку ризику.

Результатом функціонування моделі є формування інтегрального профілю технічної безпеки об'єкта, який включає ймовірність пошкодження, прогноз деградації, просторову локалізацію дефектів, класифікацію технічного стану та оновлені індекси ризику. Отримані результати передаються до сценарно-аналітичного блоку та підсистеми підтримки прийняття рішень, де формуються рекомендації щодо експлуатаційної безпеки, технічного обслуговування та реагування на критичні стани.

Особливістю запропонованої архітектури є реалізація Adaptive Online Learning, у межах якого результати прогнозування використовуються для динамічного оновлення параметрів нейромережевої моделі, вагових коефіцієнтів та критеріїв ризику, що забезпечує адаптивність системи до змінних умов експлуатації будівельного об'єкта.

Таким чином, запропонована гібридна нейромережева архітектура може бути формалізована як адаптивна багаторівнева система:

$$H = \{S, P, N, F, R, D, A\}, \quad (3.7.)$$

де S — модуль сенсорного збору даних;

P — блок попередньої обробки та синхронізації;

N — нейромережеве ядро (CNN, LSTM/GRU, Transformer, Autoencoder);

F — модуль інтеграції ознак (Fusion Layer);

R — ризик-аналітичне ядро;

D — підсистема підтримки прийняття рішень;

A — контур Adaptive Online Learning.

Запропонована структура забезпечує безперервний цикл інтелектуального моніторингу, прогностичної діагностики та адаптивного оновлення параметрів моделі у межах цифрового середовища експлуатаційної безпеки будівель.

Наукова новизна запропонованої архітектури полягає у поєднанні мультимодальної нейромережевої обробки, Adaptive Online Learning та багатофакторного ризик-аналітичного ядра у межах єдиного цифрового середовища моніторингу. На відміну від існуючих підходів, система забезпечує інтеграцію сенсорних потоків, BIM/Digital Twin-параметрів, сценарного прогнозування та адаптивного оновлення параметрів моделі у режимі реального часу.

Для підвищення адаптивності нейромережевої моделі у змінних умовах експлуатації будівельного об'єкта запропоновано механізм контекстно-адаптивного вагового переналаштування. На відміну від класичного оновлення параметрів, яке ґрунтується лише на градієнті функції втрат, запропонований підхід додатково враховує експлуатаційний контекст, рівень ризику, достовірність сенсорних даних та сценарні характеристики деградаційного процесу. У загальному вигляді контекстний вектор стану системи можна подати як: $C_t = \{r_t, q_t, s_t, e_t, d_t\}$,

де r_t — поточний рівень інтегрального ризику об'єкта; q_t — показник достовірності сенсорних даних; s_t — активний сценарій деградації; e_t — параметри експлуатаційного середовища; d_t — індикатор інтенсивності деградаційного процесу у момент часу t .

Контекстно-адаптивне оновлення параметрів нейромережевої моделі пропонується подати у вигляді:

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta \cdot \alpha(C_t) \cdot \nabla L_t(\theta), \quad (3.8.)$$

де θ_t — вектор параметрів нейромережевої моделі у момент часу t ; η — базова швидкість навчання; $\nabla L_t(\theta)$ — градієнт функції втрат для поточного потоку моніторингових даних; $\alpha(C_t)$ — контекстний коефіцієнт адаптації, який визначає інтенсивність оновлення параметрів залежно від поточного стану об'єкта та якості даних.

Контекстний коефіцієнт адаптації може бути заданий як зважена функція ключових параметрів:

$$\alpha(C_t) = \sigma(\beta_0 + \beta_1 r_t + \beta_2(1 - q_t) + \beta_3 d_t + \beta_4 s_t), \quad (3.9.)$$

де σ — сигмоїдна функція нормалізації; $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ — вагові коефіцієнти впливу контекстних параметрів; r_t — рівень ризику; q_t — достовірність даних; d_t — інтенсивність деградації; s_t — сценарний коефіцієнт, що характеризує активний сценарій розвитку технічного стану.

У такій постановці збільшення ризику, зниження достовірності сенсорних даних або прискорення деградаційних процесів змінює інтенсивність оновлення параметрів моделі. Це дозволяє уникнути однакового режиму навчання для різних технічних станів об'єкта та забезпечує адаптацію нейромережевої системи до реального експлуатаційного контексту.

Для врахування просторово-часової неоднорідності даних доцільно також використовувати модифіковану функцію втрат:

$$L_{total} = L_{pred} + \lambda_1 L_{smooth} + \lambda_2 L_{risk} + \lambda_3 L_{reg}, \quad (3.10.)$$

де L_{pred} — похибка прогнозування технічного стану; L_{smooth} — регуляризаційний компонент, що забезпечує згладжування часової траєкторії прогнозу; L_{risk} — штрафний компонент за неправильну класифікацію передкритичних і критичних станів; L_{reg} — регуляризація параметрів моделі; $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ — коефіцієнти вагомості відповідних складових.

Компонент L_{risk} є принципово важливим для задач моніторингу технічної стійкості будівель, оскільки помилка у визначенні критичного стану має значно вищу вагу, ніж помилка у межах нормального експлуатаційного режиму. Тому запропонована модель орієнтована не лише на мінімізацію

середньої похибки прогнозу, а й на підвищення чутливості до небезпечних сценаріїв деградації. На відміну від класичних нейромережових моделей, у яких усі помилки прогнозування мають однакову вагу, запропонований підхід реалізує *risk-sensitive learning*, за якого критичні та передкритичні стани мають підвищений пріоритет у процесі навчання моделі.

Risk-sensitive штраф для критичних станів:

$$L_{risk} = \sum_{i=1}^N w_i (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3.11)$$

де: w_i — ваговий коефіцієнт критичності стану;

- y_i — фактичний стан;
- $\hat{y}_i$ — прогнозований стан.

Таким чином, механізм контекстно-адаптивного вагового переналаштування забезпечує перехід від стандартного *online learning* до ризик-орієнтованого адаптивного навчання нейромережової моделі. Це дозволяє враховувати не лише похибку прогнозу, а й поточний рівень технічного ризику, якість сенсорної інформації, сценарій деградації та інтенсивність зміни технічного стану будівельного об'єкта.

Формально прогнозування розвитку дефектів у гібридних моделях можна подати як задачу апроксимації нелінійної функції:

$$\hat{y}_{t+\Delta} = g(CNN(X_s), RNN(X_t); \theta), \quad (3.12)$$

де $\hat{y}_{t+\Delta}$ — прогнозований стан конструкції на момент $t + \Delta$, $CNN(X_s)$ — вектор ознак, виділених із просторових даних X_s , $RNN(X_t)$ — вектор ознак із часових рядів X_t , θ — параметри гібридної мережі.

Таким чином, обидва типи вхідної інформації інтегруються в єдиному латентному просторі.

У межах запропонованої архітектури латентний простір розглядається як інтегральний простір технічної безпеки *Latent Safety Space* (латентний простір безпеки — прихований багатовимірний простір ознак, сформований CNN-LSTM-Risk моделлю для інтегрованого представлення технічного стану, деградаційних процесів та ризиків будівельної конструкції), у якому відображаються взаємозв'язки між параметрами деградації, сценаріями

ризик, сенсорними потоками та прогнозованими станами конструкції. Формування такого простору дозволяє виявляти приховані закономірності деградаційних процесів і здійснювати ранню ідентифікацію передкритичних станів будівельного об'єкта.

Другим важливим елементом у гібридних підходах є **автоенкодер**, який дозволяє зменшити розмірність простору ознак і виявити приховані залежності. Його робота формально описується як:

$$z = f_{enc}(x) = \sigma(W_{ex} + b_e), \hat{x} = f_{dec}(z) = \sigma(W_{dz} + b_d), \quad (3.13)$$

де x — вхідні дані (наприклад, сенсорні вимірювання), z — латентне представлення, W_e, W_d — вагові матриці енкодера та декодера відповідно, b_e, b_d — зміщення, σ — функція активації. При навчанні мінімізується різниця між x та $\hat{x}$, а аномалії (пошкодження) виявляються через зростання похибки реконструкції.

Це дозволяє автоенкодеру виступати як «фільтр», що виділяє приховані пошкодження навіть у немаркованих даних, а в поєднанні з CNN або RNN створює більш стійку гібридну архітектуру.

Для розуміння логіки функціонування гібридних моделей у прогнозній діагностиці пошкоджень важливо візуалізувати процес взаємодії різних архітектур. Рисунок 3.4 демонструє, як просторові та часові дані проходять через різні типи мереж (CNN та RNN), об'єднуються в єдиному просторі ознак і далі аналізуються трансформером. Завдяки цьому формується цілісна модель, яка здатна не лише виявляти наявні пошкодження, а й прогнозувати їх розвиток у часі.

На відміну від класичних ізольованих архітектур, запропонована структура гібридної моделі передбачає інтеграцію просторового CNN-контур, рекурентного блоку часової динаміки, механізму self-attention та автоенкодерного модуля фільтрації шумів у межах єдиного адаптивного неймережевого середовища прогнозної діагностики.

Це забезпечує можливість одночасного аналізу просторових, часових та мультифакторних залежностей у задачах оцінювання технічної стійкості будівельних конструкцій. Для формалізації процесу обробки моніторингових даних запропоновано узагальнену схему потоку даних. Представлена схема

відображає послідовність функціонування гібридної нейромережевої системи — від надходження потоків сенсорних даних до формування прогнозних параметрів технічного стану та сценаріїв реагування. Вхідні потоки включають параметри IoT-моніторингу, результати BIM/Digital Twin-моделювання та ризик-аналітичні показники, сформовані у межах багатofакторної моделі, розробленої у розділі 2.

У межах запропонованої архітектури процес прогнозної діагностики реалізується як багаторівневий обчислювальний конвеєр, у якому кожен модуль виконує окрему функцію перетворення та аналізу даних. Вхідні сенсорні потоки після попередньої обробки трансформуються у мультимодальний вектор ознак, який одночасно обробляється CNN-, LSTM/GRU- та Transformer-модулями.

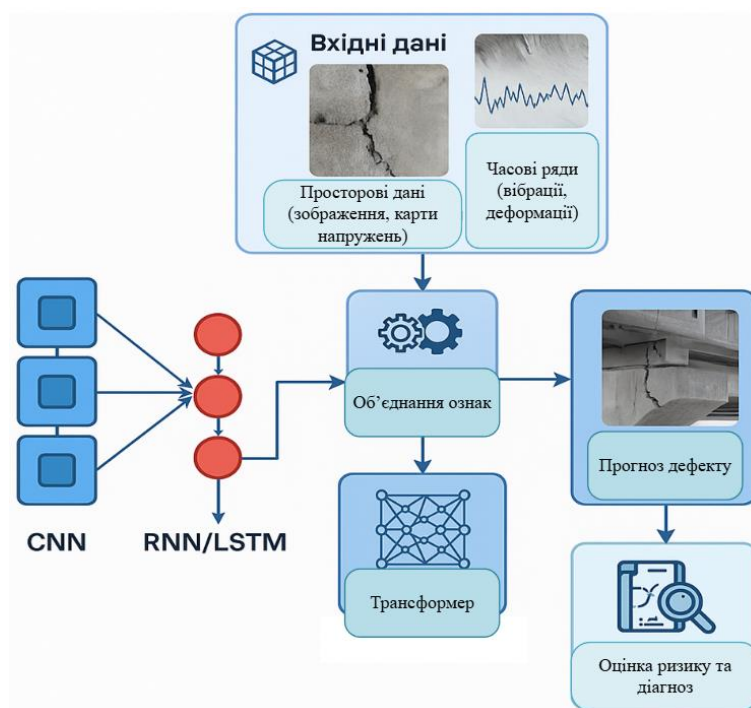


Рис. 3.4. Структура гібридної моделі прогнозної діагностики пошкоджень (розроблено автором на основі [61])

Отримані латентні представлення інтегруються у Fusion Layer, після чого результати передаються до ризик-аналітичного ядра та підсистеми підтримки прийняття рішень. Така організація дозволяє реалізувати паралельну обробку даних, масштабування обчислювальних процесів та адаптивне оновлення параметрів моделі у режимі реального часу.

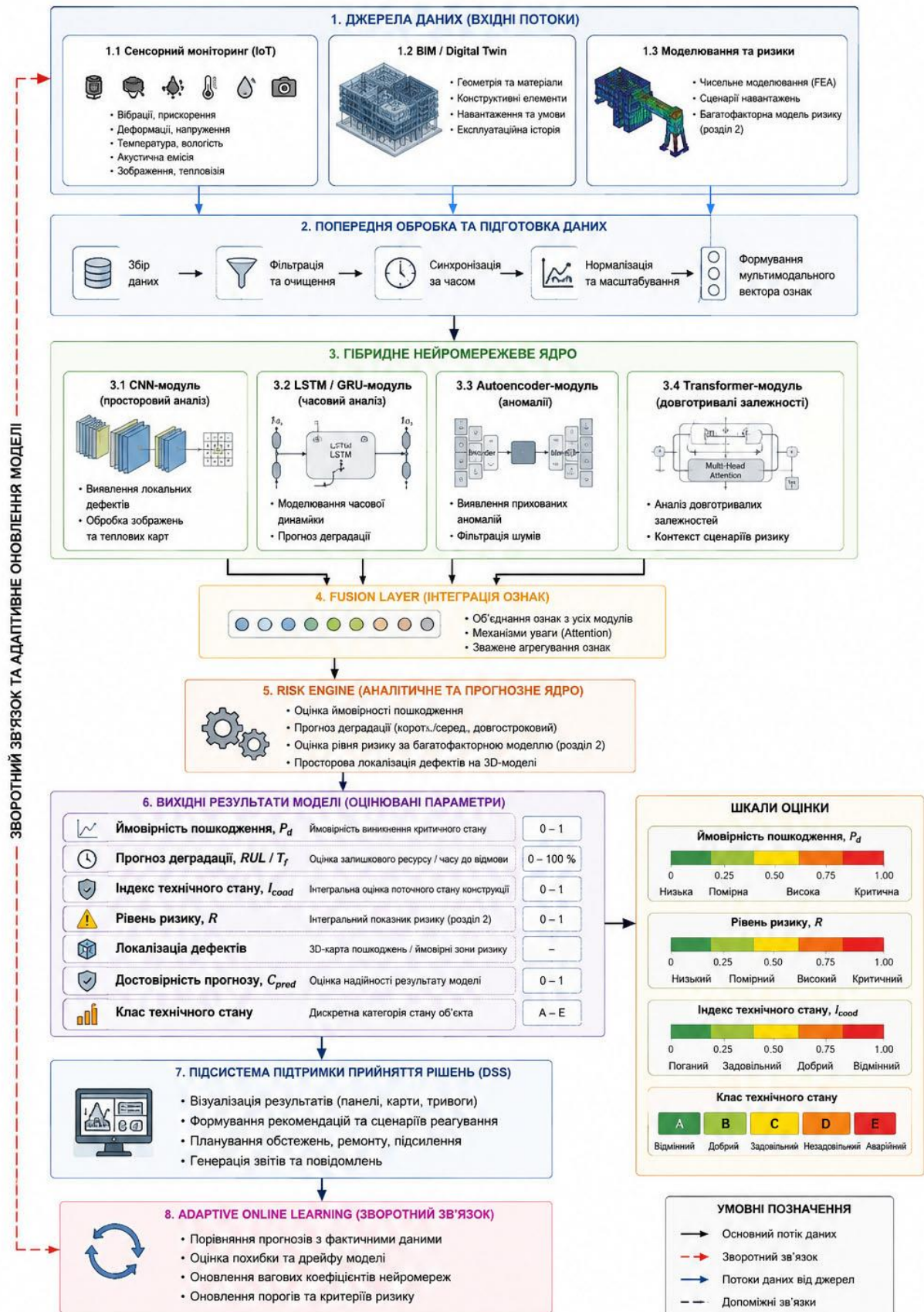


Рис. 3.5. Потік даних у гібридній нейромережевій системі прогнозу технічного стану будівельних конструкцій (розроблено автором)

Після етапів фільтрації, нормалізації та синхронізації даних формується мультимодальний вектор ознак, який передається до гібридного нейромережевого ядра. Згорткові CNN-модулі реалізують просторове виявлення локальних дефектів, LSTM/GRU-блоки забезпечують прогноз часової динаміки деградаційних процесів, а Transformer-механізми виконують аналіз довготривалих залежностей між параметрами технічного стану.

Результатом функціонування системи є формування інтегрального профілю технічної безпеки, який включає ймовірність пошкодження, прогноз деградації, індекси ризику, оцінку достовірності прогнозу та класифікацію технічного стану об'єкта. Отримані результати використовуються у підсистемі підтримки прийняття рішень для формування сценаріїв реагування та адаптивного оновлення параметрів нейромережевої моделі у процесі експлуатації будівельного об'єкта.

У межах запропонованої архітектури обробка даних реалізується як послідовний обчислювальний конвеєр, у якому результати кожного етапу виступають вхідними параметрами для наступного рівня аналізу. Така організація забезпечує масштабованість системи, можливість паралельної обробки потоків даних та інтеграцію нейромережевих модулів у розподілене цифрове середовище моніторингу.

Узагальнення різних досліджень і практичних прикладів дозволяє оцінити ефективність використання гібридних моделей для прогнозування дефектів конструкцій. У таблиці 3.3 представлено порівняльний аналіз кількох архітектур, їхніх авторів та сфер застосування. Це допомагає побачити сильні сторони кожного підходу та визначити можливі обмеження, які слід враховувати під час практичної реалізації.

Таблиця 3.3. Приклади використання гібридних моделей у прогнозній діагностиці пошкоджень

Тип моделі	Об'єкт дослідження	Основна ідея	Переваги	Обмеження	Практичний ефект
CNN + LSTM	Сенсорні системи	Об'єднання просторових	Висока точність,	Складність налаштування	Раннє виявлення

	мостів	і часових ознак	врахування помилки сенсорів		деградації
Автоенкоде ри	Металеві конструкції	Виявлення прихованих аномалій без міток	Робота у безнаглядно му режимі	Менша інтерпретованіс ть	Виявлення прихованих аномалій
CNN + Transformer	Рамні конструкції	Використанн я самоуваги для довготривал их залежностей	Висока здатність до узагальнення	Велика обчислювальна вартість	Довгостроко ве прогнозуван ня
CNN + GRU + AE	Висотні споруди	Комбіноване прогнозуван ня та зниження шуму	Комплексніс ть аналізу	Високі вимоги до даних	Стійкість до шумів

(розроблено автором на основі [50])

Ефективність запропонованої гібридної нейромережевої архітектури доцільно оцінювати за сукупністю показників точності прогнозування, стійкості до шумів, адаптивності та швидкодії системи. До ключових критеріїв належать:

- accuracy, precision, recall та F1-score для оцінювання якості класифікації технічного стану;
- mean absolute error (MAE) та root mean square error (RMSE) для оцінювання похибки прогнозування деградаційних процесів;
- AUC ROC для аналізу здатності моделі виявляти критичні стани;
- latency processing time для оцінювання оперативності роботи системи у режимі реального часу;
- adaptation convergence rate, що характеризує швидкість переналаштування моделі в процесі Adaptive Online Learning.

Використання зазначених показників дозволяє комплексно оцінити ефективність функціонування інтелектуальної системи моніторингу в умовах змінного експлуатаційного середовища.

Отже, використання гібридних нейромережевих архітектур у системах прогнозної діагностики пошкоджень забезпечує можливість комплексного

аналізу просторово-часових і мультифакторних потоків даних у межах єдиного цифрового середовища моніторингу. У межах запропонованої архітектури результати нейромережевого аналізу передаються до багатофакторного ризик-аналітичного ядра, розробленого у підрозділі 2.3, де використовуються для адаптивного оцінювання ризику, сценарного прогнозування та формування інтегрального профілю технічної безпеки будівельного об'єкта.

Інтеграція CNN, LSTM/GRU, Transformer та автоенкодерних модулів забезпечує адаптивне прогнозування деградаційних процесів, виявлення критичних станів і формування сценаріїв реагування у режимі реального часу. Отже, запропонована гібридна нейромережева архітектура формує адаптивне інтелектуальне ядро цифрової системи прогнозного моніторингу технічної стійкості будівельних конструкцій. Її особливістю є інтеграція просторового аналізу дефектів, часової динаміки деградаційних процесів, ризик-аналітичного оцінювання та Adaptive Online Learning у межах єдиного цифрового контуру моніторингу.

На відміну від класичних ізольованих моделей діагностики, запропонований підхід забезпечує безперервне оновлення параметрів прогнозування, адаптацію до змін експлуатаційного середовища та формування інтегрального профілю технічної безпеки об'єкта у режимі реального часу. Це створює концептуальну основу для подальшої інтеграції нейромережевих алгоритмів у цифрові системи моніторингу технічного стану будівельних конструкцій, що розглядається у підрозділі 3.2.

3.2 Інтеграція нейромережевих алгоритмів у цифрові системи моніторингу технічного стану

Інтеграція нейромережевих алгоритмів у цифрові системи моніторингу технічного стану сьогодні стає одним із найактуальніших напрямів розвитку сучасного інженерного аналізу. Складність інфраструктурних об'єктів, промислових установок та будівельних конструкцій зумовлює необхідність постійного контролю параметрів їхньої роботи для запобігання аваріям і

зниження експлуатаційних витрат. Традиційні методи збору та аналізу даних поступово втрачають ефективність у середовищах із високою варіативністю сигналів, великими масивами даних та значним рівнем невизначеності. Саме тому використання нейронних мереж, здатних навчатися на історичних і реальних потоках інформації, дає змогу створити адаптивні системи моніторингу, які автоматично виявляють відхилення та прогнозують ризики.

У практичному застосуванні особливого значення набувають глибинні нейронні мережі, які вміють працювати з багатовимірними часовими рядами сенсорних даних. Такі моделі здатні розпізнавати приховані закономірності, що не фіксуються аналітиками або класичними статистичними алгоритмами. Нейромережеві модулі виконують аналіз високочастотних потоків сенсорних даних, виділення латентних ознак деградації та формування прогнозних оцінок ризику технічних відмов. У процесі експериментальної апробації нейромережеві модулі формували Latent Safety Space , у якому відображалися взаємозв'язки між параметрами деградації, сенсорними потоками та сценаріями ризику. Це дозволяло виявляти приховані передкритичні стани ще до появи явних ознак пошкодження конструкції.

У процесі експериментальної апробації нейромережеві модулі формували Latent Safety Space , у якому відображалися взаємозв'язки між сенсорними потоками, параметрами деградації та сценаріями ризику. Це дозволяло здійснювати ранню ідентифікацію передкритичних станів ще до появи явних ознак пошкодження конструкцій.

Інтеграція цих рішень у цифрові системи створює ефект самонавчальної аналітики, яка з кожним новим циклом роботи підвищує точність прогнозів.

Важливим є також поєднання нейромережевих алгоритмів із сучасними цифровими платформами, такими як системи IoT-моніторингу, SCADA-комплекси та цифрові двійники. Такий симбіоз забезпечує не лише збір та передачу даних у реальному часі, а й миттєву обробку з автоматичним формуванням діагностичних висновків. Це дозволяє менеджерам та

інженерам не просто отримувати інформацію про поточний стан, а й будувати сценарні моделі поведінки обладнання на різних етапах життєвого циклу. Для систем високої критичності, таких як атомна енергетика чи авіаційні вузли, інтеграція нейромереж забезпечує багаторівневий захист, оскільки дає змогу оперативно виявляти відхилення ще на етапі їхнього зародження [20].

Наведена далі таблиця демонструє, у чому саме полягає перевага нейромережових алгоритмів над традиційними підходами. Вона демонструє їхню здатність адаптуватися до мінливих умов, працювати з великими масивами даних та ефективно інтегруватися з цифровими середовищами, що робить їх ключовим інструментом сучасних систем моніторингу.

Хоча інтеграція нейромереж у цифрові системи вимагає значних обчислювальних ресурсів та попереднього навчання моделей на якісних даних, отриманий ефект суттєво переважає витрати. Підприємства, що впроваджують такі рішення, отримують можливість скоротити простої обладнання, підвищити рівень безпеки та зменшити витрати на ремонт. Крім того, накопичена база вдосконалення майбутніх аналітичних моделей.

Таблиця 3.4. Порівняння традиційних методів та нейромережових алгоритмів у системах моніторингу

Критерій	Традиційні методи (статистичні/експертні)	Нейромережові алгоритми
Робота з великими даними	Обмежена продуктивність	Висока ефективність завдяки паралельним обчисленням
Виявлення прихованих закономірностей	Низький рівень, обмежений інтерпретацією експерта	Здатність виявляти складні нелінійні залежності
Адаптація до нових умов	Повільна, потребує ручного налаштування	Автоматичне перенавчання та оптимізація моделей
Прогнозування відмов	Обмежене, здебільшого на основі статистики	Висока точність завдяки аналізу часових рядів і сигналів

Інтеграція з цифровими платформами	Часткова або відсутня	Повна сумісність з IoT, SCADA, Digital Twin
------------------------------------	-----------------------	---

(розроблено автором на основі [20])

Інтеграція нейромережевих алгоритмів у цифрові системи моніторингу технічного стану починається з ґрунтовного розуміння теоретичних основ, які формують методологічний фундамент подібних рішень. Теоретичний базис охоплює кілька ключових напрямів: понятійний апарат, що визначає терміни та категорії у сфері штучного інтелекту й цифрової діагностики; архітектурні моделі нейронних мереж, які мають різні властивості адаптивності та здатність до навчання; а також особливості їх застосування у роботі з часовими рядами сенсорних даних, які є основою сучасних моніторингових платформ [33].

У межах даного дослідження цифрова система моніторингу розглядається як Adaptive Cyber-Physical System (адаптивна кіберфізична система — інтегроване середовище взаємодії сенсорних пристроїв, цифрових моделей та нейромережевих алгоритмів прогнозування) - середовище, у якому сенсорна інфраструктура, нейромережеве ядро, цифровий двійник та модулі підтримки прийняття рішень функціонують як єдиний інтегрований інформаційно-аналітичний контур.

Щоб краще проілюструвати теоретичний механізм роботи нейромережевих алгоритмів у системах моніторингу, розглянемо рисунок 3.4, який показує послідовність етапів обробки даних від моменту збору до прогнозу.

Теоретичні засади інтеграції нейромережевих алгоритмів у цифрові системи моніторингу базуються на працях дослідників у сфері глибинного навчання та інженерної діагностики. Зокрема, Я. Лекус обґрунтував ефективність CNN для аналізу багатовимірних сигналів, а Г. Хінтон довів здатність глибинних архітектур виявляти приховані залежності в умовах шумових даних [58; 69]. Для задач моніторингу технічного стану особливого

значення набувають рекурентні мережі RNN, LSTM та GRU, які забезпечують аналіз часової динаміки деградаційних процесів. У випадках багатовимірних сенсорних потоків найбільш ефективним є поєднання CNN і LSTM, що дозволяє одночасно враховувати просторові та часові закономірності сигналів і підвищувати точність прогнозування технічного стану будівельних конструкцій.

Щоб відобразити ключові підходи, наведемо таблицю 3.5, яка демонструє особливості різних архітектур нейромереж у контексті моніторингу технічного стану.

Таблиця 3.5. Порівняльна характеристика архітектур нейромереж у моніторингу технічного стану

Архітектура	Основна функція	Переваги для моніторингу	Обмеження
MLP (багатошаровий перцептрон)	Загальне наближення функцій	Простота, універсальність	Погано працює з часовими рядами
CNN (згорткові мережі)	Виділення просторових ознак	Висока ефективність для багатовимірних сигналів	Не здатні враховувати часову динаміку
RNN	Аналіз часових рядів	Урахування залежностей у часі	Проблема «зникання градієнта»
LSTM/GRU	Глибокий аналіз довготривалих залежностей	Висока точність у прогнозуванні	Високі обчислювальні витрати
Гібрид CNN+LSTM	Комбінований підхід	Оптимальне поєднання просторових і часових ознак	Складність реалізації та навчання

(розроблено автором на основі [69])

Наведений нижче рисунок 3.5 дозволяє візуально оцінити різницю в ефективності різних архітектур нейронних мереж під час прогнозування технічного стану [10]. Він демонструє, що традиційні моделі, такі як багатошаровий перцептрон чи базові рекурентні мережі, мають обмежену точність і не завжди здатні врахувати складну динаміку сенсорних сигналів.

Графік показує, що найвищий рівень точності демонструють глибинні рекурентні мережі (LSTM/GRU), особливо у поєднанні з CNN. Традиційні

MLP та RNN мають значно нижчі результати, що підтверджує доцільність використання більш складних архітектур у сучасних системах моніторингу.

Інтеграція нейромережевих алгоритмів у цифрові платформи моніторингу технічного стану є складним багаторівневим процесом, який охоплює апаратну, програмну та аналітичну складові. Практична реалізація цього процесу передбачає об'єднання потоків даних від сенсорних систем (IoT), їх первинну обробку у SCADA-комплексах та подальший інтелектуальний аналіз за допомогою нейронних мереж.



Рис. 3.6. Порівняння точності прогнозування архітектур нейромереж у задачах моніторингу (розроблено автором на основі [10])

Додатковим етапом стає застосування цифрових двійників, які дозволяють відтворювати віртуальні моделі технічних об'єктів і прогнозувати їхню поведінку за різних сценаріїв експлуатації.

Наукові підходи, запропоновані в роботах М. Грейвза та Р. Саттона, свідчать про те, що поєднання нейромереж із сенсорними системами суттєво підвищує здатність до раннього виявлення несправностей. В українському контексті науковці, такі як І. Тесленко та С. Кравченко, акцентують увагу на

важливості створення інтегрованих платформ, які б одночасно працювали з технічними даними, економічними показниками та управлінськими модулями, формуючи повноцінну систему моніторингу життєвого циклу об'єкта.

Для формалізації процесу інтеграції нейромережевих алгоритмів у цифрову систему моніторингу запропоновано інтегровану cyber-physical модель:

$$ICS=\{S,E,N,D,R,C\}, \quad (3.14)$$

де:

S — сенсорна інфраструктура IoT-моніторингу;

E — edge/cloud середовище обробки даних;

N — нейромережеве аналітичне ядро;

D — Digital Twin-модель об'єкта;

R — risk-аналітичний модуль;

C — контур підтримки прийняття рішень.

Запропонована модель забезпечує безперервний цикл збору, аналізу, прогнозування та адаптивного оновлення параметрів моніторингу у режимі реального часу.

Для наочного відображення архітектури інтеграції нейромережевих алгоритмів у цифрове середовище моніторингу доцільно представити узагальнену схему взаємодії сенсорної інфраструктури, edge/cloud середовища, нейромережевого аналітичного ядра, risk-аналітичного модуля та BIM/Digital Twin-компонентів.

Представлена схема відображає багаторівневу Adaptive Cyber-Physical System архітектуру моніторингу, у межах якої потоки сенсорних даних проходять послідовні етапи збору, попередньої обробки, виділення ознак, нейромережевого аналізу та risk-аналітичного оцінювання. Центральним елементом системи виступає нейромережеве ядро, яке забезпечує прогнозування деградаційних процесів, виявлення аномалій та формування інтегрального профілю технічної безпеки об'єкта.

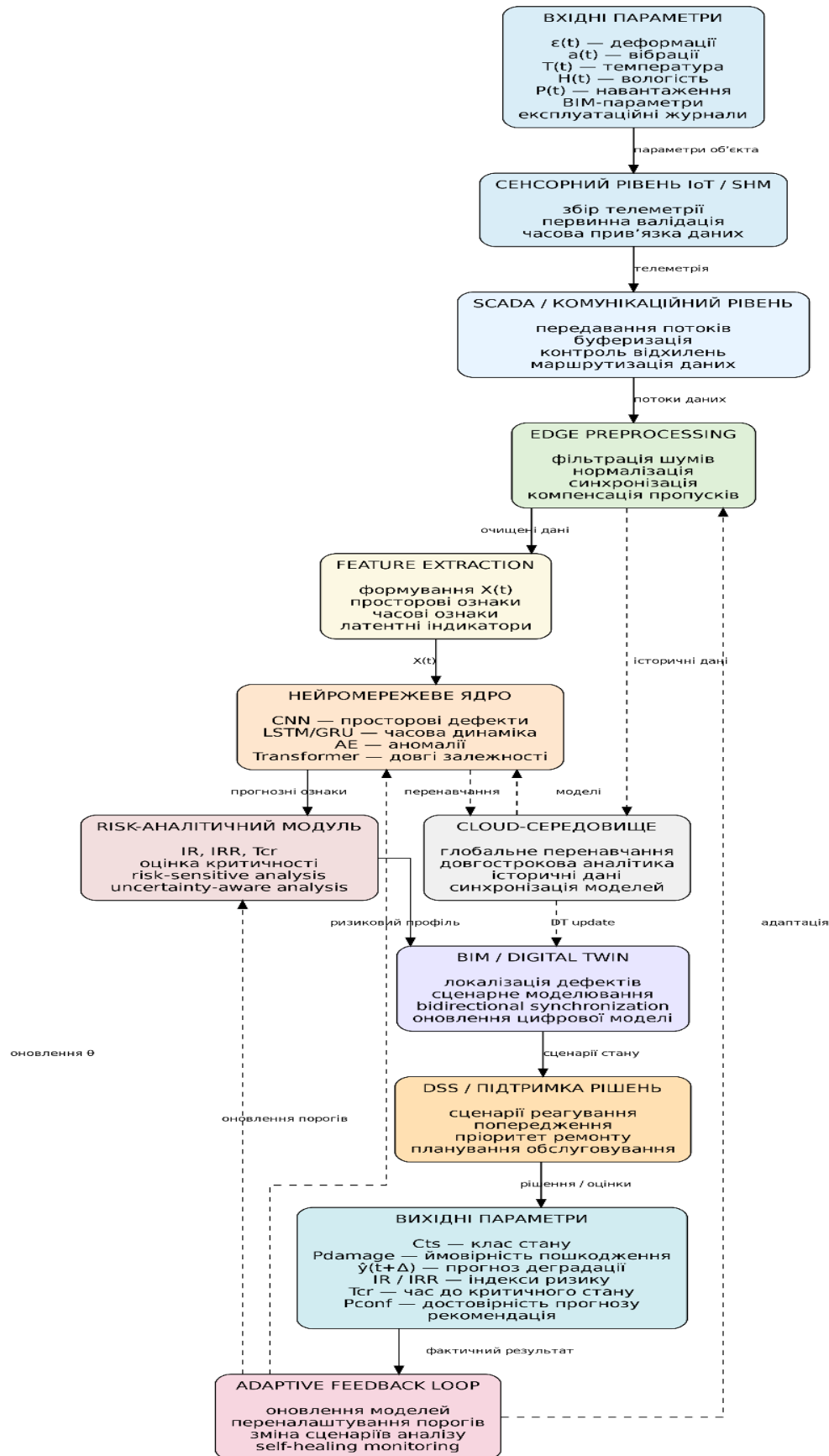


Рис. 3.7. Схема інтеграції неймережевих алгоритмів у цифрову систему моніторингу технічного стану будівельних конструкцій (розроблено автором)

Інтеграція BIM/Digital Twin-компонентів дозволяє реалізувати просторово-орієнтований моніторинг та сценарне моделювання поведінки конструкції, а adaptive feedback loop забезпечує динамічне переналаштування параметрів аналізу й оновлення моделей у режимі реального часу. Вихідними результатами функціонування системи є прогноз технічного стану, індекси ризику, оцінка достовірності прогнозу та рекомендації щодо експлуатаційних рішень.

Сенсорні мережі, що формують первинні дані, забезпечують вхідний шар системи моніторингу. Кожен сенсор генерує часові ряди параметрів, які в подальшому стають основою для навчання та прогнозування. Тут важливо правильно здійснити попередню обробку даних, адже без нормалізації, фільтрації та видалення шуму точність прогнозів суттєво знижується. Як показують дослідження К. Чжана, оптимізація попередньої обробки може зменшити похибку прогнозування на 15–20 % [7].

На наступному етапі дані потрапляють у SCADA-комплекси, які відповідають за диспетчеризацію і первинний аналіз. У класичних підходах SCADA обмежувалася функціями збору та візуалізації, однак сучасні комплекси здатні інтегрувати модулі попереднього машинного навчання. Тут нейромережеві алгоритми можуть працювати у режимі онлайн-діагностики, коли відхилення від нормальних параметрів одразу фіксуються системою.

У межах запропонованого підходу цифровий двійник функціонує як динамічна синхронізована модель об'єкта, яка безперервно оновлюється на основі потоків сенсорних даних та результатів нейромережевого прогнозування. Це забезпечує bidirectional synchronization між фізичним об'єктом і цифровим середовищем моніторингу [60].

У будівельних системах цифровий двійник доцільно інтегрувати з BIM-моделлю об'єкта, яка містить геометричні, конструктивні та експлуатаційні параметри будівлі. Це дозволяє пов'язати результати нейромережевого аналізу з конкретними конструктивними елементами та реалізувати просторово-орієнтований моніторинг технічного стану.

Математично взаємодію між сенсорами, SCADA та цифровим двійником можна описати через функцію інтегрованого моніторингу:

Формула 3.12:

$$M(t) = f\left(\sum_{i=1}^n S_i(t) \times W_i + \Phi(DT(t))\right), \quad (3.15)$$

де $M(t)$ — інтегрований показник моніторингу у момент часу t , $S_i(t)$ — сигнал від сенсора i , W_i — ваговий коефіцієнт значущості сигналу, $\Phi(DT(t))$ — функція цифрового двійника, що враховує динамічні сценарії роботи об'єкта.

Ця формула показує, що результати моніторингу є похідними не лише від сенсорних даних, а й від моделі цифрового двійника, яка інтегрує поведінкові сценарії системи.

Щоб систематизувати отримані результати й порівняти практичні механізми інтеграції нейромереж у цифрові платформи моніторингу, сформовано таблицю 3.6. У ній подано ключові етапи, інструменти, роль нейромережових алгоритмів та приклади застосувань. Це дозволяє побачити цілісну картину роботи інтегрованої системи та визначити практичні переваги для кожного рівня моніторингу.

Практичні механізми інтеграції нейромереж у цифрові платформи моніторингу будуються на взаємодії сенсорних систем, обчислювальних комплексів та аналітичних модулів. На першому рівні працюють IoT-сенсори, які збирають дані про вібрацію, температуру, навантаження чи інші технічні параметри. Далі ці дані потрапляють у SCADA-комплекси, де здійснюється первинна обробка й контроль у режимі реального часу [23]. У межах запропонованої архітектури процес інтеграції реалізується як багаторівневий потік даних:

sensor layer → edge preprocessing → feature extraction → neural inference → risk analysis → Digital Twin synchronization → decision support. Така організація забезпечує безперервність інформаційного контуру, паралельну обробку потоків даних та адаптивне оновлення прогнозних параметрів технічного стану об'єкта. Для забезпечення роботи системи у режимі реального часу запропоновано використання гібридної edge/cloud архітектури. У такому підході первинна фільтрація, нормалізація та швидка inference-обробка виконуються на edge-рівні безпосередньо біля сенсорної

інфраструктури, тоді як ресурсомістке перенавчання моделей та довгострокова аналітика реалізуються у хмарному середовищі.

Таблиця 3.6. Практичні механізми інтеграції нейромереж у цифрові системи моніторингу

Етап	Інструмент	Роль нейромереж	Приклад застосування	Результат
Збір даних	IoT-сенсори	Первинна генерація сигналів для навчання	Вібраційний моніторинг турбін	Потоки телеметрії
Первинна обробка	Фільтри, нормалізація	Підготовка даних для моделей	Аналіз температурних коливань	Підготовка даних
Диспетчеризація	SCADA-комплекси	Онлайн-діагностика відхилень	Контроль електричних мереж	Моніторинг параметрів
Інтелектуальний аналіз	Нейронні мережі (CNN, LSTM)	Виявлення закономірностей, прогноз	Виявлення мікротріщин у конструкціях	Прогноз деградації
Моделювання	Цифровий двійник	Симуляція сценаріїв, прогнозування зносу	Віртуальна модель мостових конструкцій	Сценарне моделювання

(розроблено автором на основі [23])

На наступному рівні нейромережеві алгоритми аналізують великі масиви даних, виявляють приховані закономірності та формують прогнози щодо можливих відмов чи відхилень. Завершальним етапом є цифрові двійники, які відтворюють у віртуальному середовищі поведінку реальних об'єктів і дозволяють перевіряти різні сценарії експлуатації.

Крім прогнозування технічних відмов, у межах інтегрованої системи доцільно реалізувати *uncertainty-aware analysis*, за якого нейромережевий модуль оцінює не лише прогнозований стан, а й рівень достовірності отриманого результату. Це дозволяє зменшити ризик помилкових рішень у випадках неповноти або деградації сенсорних потоків.

Отже, інтеграція нейромережевих алгоритмів у цифрові системи моніторингу формує *Adaptive Cyber-Physical System* середовище підтримки експлуатаційної безпеки будівельних конструкцій. Запропонований підхід забезпечує поєднання мультимодальних сенсорних потоків, нейромережевого прогнозування, *Digital Twin*-синхронізації та *risk-sensitive* аналітики у межах єдиного цифрового контуру моніторингу.

Наукова новизна запропонованого підходу полягає у створенні інтегрованої *Adaptive Cyber-Physical System* архітектури моніторингу, яка поєднує мультимодальні сенсорні потоки, нейромережеве прогнозування, *Digital Twin*-синхронізацію, *risk-sensitive* аналіз та *adaptive feedback loop* у межах єдиного цифрового контуру підтримки експлуатаційної безпеки будівельних конструкцій.

На відміну від традиційних систем диспетчеризації, запропонована *Adaptive Cyber-Physical* архітектура реалізує безперервний цикл мультимодального моніторингу, нейромережевого прогнозування, *Digital Twin*-синхронізації та *risk-sensitive* підтримки прийняття рішень у режимі реального часу.

Інтеграція IoT-сенсорів, *edge/cloud* обчислювального середовища, нейромережевого аналітичного ядра та *BIM/Digital Twin*-моделей забезпечує формування інтелектуальної системи проактивного моніторингу технічної стійкості будівельних конструкцій, здатної адаптуватися до змін експлуатаційного середовища та сценаріїв деградації.

3.3 Експериментальна реалізація програмно-апаратної моделі інтелектуального супроводу об'єктів

У межах даного дослідження експериментальна реалізація програмно-апаратної моделі розглядається як етап практичної апробації Adaptive Cyber-Physical System архітектури моніторингу технічного стану будівельних конструкцій. Реалізація моделі базується на інтеграції IoT-сенсорів, edge/cloud середовища обробки даних, нейромережевого аналітичного ядра, BIM/Digital Twin-компонентів та risk-аналітичного модуля у межах єдиного цифрового контуру підтримки прийняття рішень.

Особливістю програмно-апаратної моделі є інтеграція різнорідних джерел інформації в єдине аналітичне поле. Наприклад, у контексті будівельного об'єкта дані надходять від сенсорів контролю навантажень, температури, вологості, систем відеоспостереження та супутникової навігації. Всі ці відомості у режимі реального часу обробляються аналітичними алгоритмами, що реалізуються у вигляді програмних модулів. Така інтеграція дає змогу виявляти приховані закономірності, відстежувати тенденції та попереджати критичні відхилення від нормальних режимів функціонування. Технологічна цінність експериментальної моделі полягає у відпрацюванні алгоритмів, які дозволяють знижувати похибки прогнозування і забезпечують адаптивність системи до змін у зовнішньому середовищі.

Експериментальні дослідження демонструють, що ефективність інтелектуального супроводу значною мірою залежить від структури архітектури моделі. Вона складається з апаратної частини (сенсори, контролери, системи зв'язку), програмної (алгоритми штучного інтелекту, модулі візуалізації та аналітики), а також інтеграційного рівня, який забезпечує взаємодію між користувачем і системою. У межах експериментальної реалізації процес функціонування системи організовано як distributed computational pipeline: sensor acquisition → edge preprocessing →

feature extraction → neural inference → risk analysis → Digital Twin synchronization → decision support.

Така структура забезпечує безперервний цикл збору, аналізу та adaptive оновлення параметрів моніторингу у режимі реального часу.

Важливою особливістю є модульність архітектури, що дозволяє розширювати функціональні можливості залежно від масштабів та специфіки об'єкта. Таким чином, реалізація програмно-апаратної моделі супроводу є гнучкою та універсальною, а експериментальні випробування дозволяють відшліфувати окремі компоненти й адаптувати їх до конкретних завдань [26].

Рисунок 3.8 демонструє логіку функціонування програмно-апаратної моделі інтелектуального супроводу об'єктів.

Експериментальна реалізація моделі включала сенсорний рівень збору даних, edge-модуль попередньої обробки, нейромережевий аналітичний блок та Digital Twin-середовище візуалізації результатів. У процесі апробації аналізувалися потоки даних про деформації, температурні режими, вібраційні характеристики та експлуатаційні навантаження будівельних конструкцій.

Експериментальний набір даних включав часові ряди сенсорних вимірювань, що містили параметри деформацій, температурних коливань, вібраційних навантажень та показники зміни експлуатаційного середовища. Загальний масив даних формувався у режимі потокового моніторингу та використовувався для навчання, валідації й тестування нейромережевих моделей прогнозування.

Нейромережевий модуль виконував прогнозування деградаційних процесів, оцінювання ризику критичних станів та adaptive переналаштування параметрів прогнозування залежно від зміни експлуатаційного середовища. Отримані результати передавалися до Digital Twin-компонента для формування сценаріїв технічного стану об'єкта та підтримки прийняття управлінських рішень.

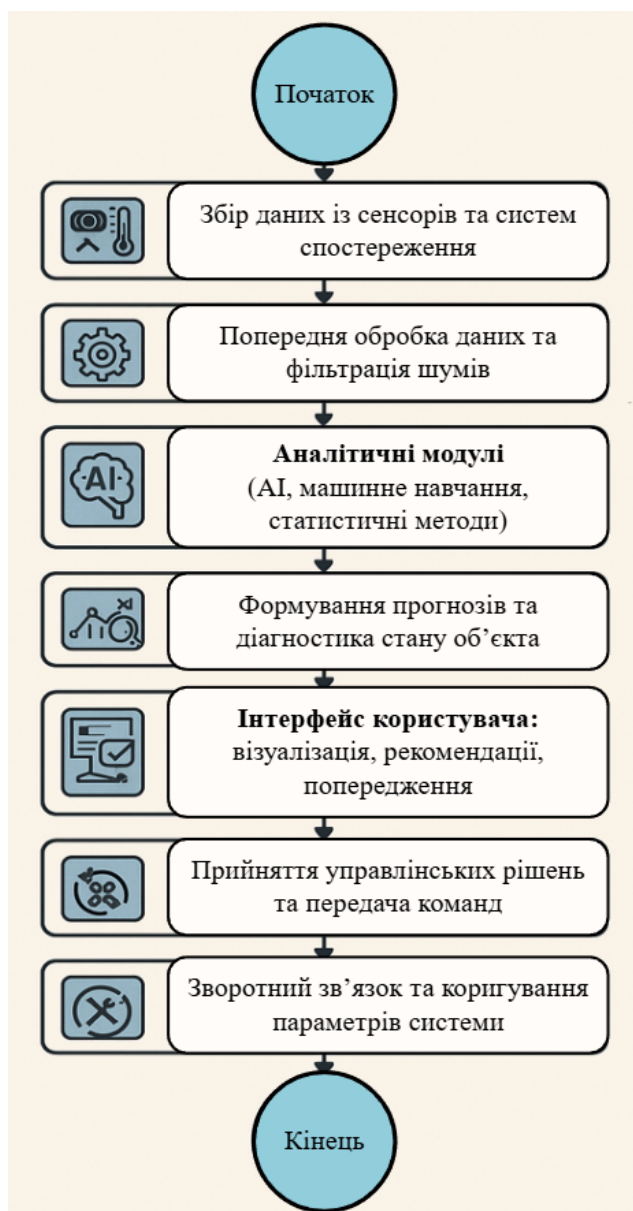


Рис. 3.8. Логіка функціонування програмно-апаратної моделі інтелектуального супроводу об'єктів (розроблено автором на основі [26])

Слід зазначити, що експериментальна апробація програмно-апаратних рішень відкриває нові можливості для розвитку технологій інтелектуального супроводу. Вона дозволяє не лише перевіряти правильність алгоритмів, але й виявляти слабкі місця у їхній реалізації, що в подальшому сприяє створенню більш стійких і масштабованих систем. У сфері будівництва це означає підвищення рівня безпеки, оптимізацію витрат та ефективне управління ризиками, що підтверджує стратегічну значущість даного напрямку для сучасної інфраструктурної діяльності. У задачах моніторингу будівельних конструкцій це особливо важливо для виявлення локальних деформацій

несучих елементів, оцінювання розвитку тріщиноутворення та прогнозування залишкового ресурсу конструкцій у змінних експлуатаційних умовах.

Практична апробація моделі орієнтована на задачі моніторингу мостових споруд, багатоповерхових будівель та інфраструктурних об'єктів, для яких характерними є нерівномірні навантаження, складна динаміка деградаційних процесів та підвищені вимоги до експлуатаційної безпеки.

У межах експериментальної апробації основна увага приділялася оцінюванню стійкості Adaptive Cyber-Physical System архітектури до деградації сенсорних потоків, асинхронності даних та зміни експлуатаційних режимів будівельного об'єкта.

Наукові підходи до опису архітектурних рішень у системах інтелектуального супроводу об'єктів значною мірою ґрунтуються на роботах Грієвса, який ввів концепцію цифрового двійника, та Чуприни, який розглядав багаторівневі моделі інформаційного моніторингу у будівельному виробництві. У цих працях наголошується на тому, що ефективність архітектури залежить не лише від її функціональних блоків, але й від наявності зворотного зв'язку між ними. Це означає, що програмно-апаратна модель повинна бути не статичною, а динамічною системою, яка реагує на зміни зовнішнього середовища й у режимі реального часу оновлює аналітичні прогнози.

Для формалізації ефективності програмно-апаратної архітектури пропонується використовувати інтегральні функції, що враховують як технічні, так і аналітичні характеристики системи. Однією з таких функцій може бути індекс адаптивності системи:

$$I_{adapt} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{\alpha \times Q_t + \beta \times R_t}{1 + \gamma \times L_t}, \quad (3.16)$$

де Q_t – якість даних, отриманих сенсорами у момент часу t , R_t – точність прогнозних моделей, L_t – латентність обробки сигналу, α, β, γ – вагові коефіцієнти залежно від архітектурних пріоритетів, T – кількість часових інтервалів аналізу.

Ця функція дозволяє оцінити баланс між швидкістю обробки, точністю прогнозів і якістю даних, тим самим визначаючи інтегральну ефективність архітектури.

Однак точність роботи моделі залежить і від того, наскільки узгоджено працюють сенсорні пристрої. Навіть високоточний аналітичний алгоритм не зможе сформувати достовірні прогнози, якщо вхідні потоки інформації приходять із великим розкидом у часі. Тому у практиці експериментальних реалізацій доцільно використовувати коефіцієнт синхронізації потоків даних.

Коефіцієнт узгодженості потоків даних:

$$C_{sync} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n |\tau_i - \bar{\tau}|}{n \times \bar{\tau}}, \quad (3.17)$$

де τ_i – час затримки i -го сенсора, $\bar{\tau}$ – середній час затримки усіх сенсорів, n – кількість сенсорів у системі.

Значення C_{sync} , близьке до 1, свідчить про високу узгодженість роботи сенсорних елементів, тоді як низькі значення сигналізують про необхідність удосконалення алгоритмів синхронізації.

Третім ключовим параметром архітектури є її стійкість до відмов апаратних компонентів. Для оцінки цього аспекту у технічних дослідженнях використовують індекс відмовостійкості.

Формула 3.15 – Індекс відмовостійкості архітектури

$$R_{fail} = \prod_{j=1}^m (1 - p_j), \quad (3.18)$$

де p_j – ймовірність відмови j -го апаратного компонента, m – кількість критичних апаратних компонентів.

Цей показник дозволяє кількісно оцінити надійність архітектури, оскільки навіть невелике зростання ймовірності відмови окремих сенсорів може істотно знизити загальний рівень функціонування системи [36].

Для оцінювання ефективності архітектури були сформовані експериментальні сценарії, які моделювали:

- нормальний режим функціонування конструкції;
- підвищене експлуатаційне навантаження;
- деградацію сенсорних потоків;
- появу локальних дефектів;

- асинхронність потоків даних;
- критичні сценарії розвитку пошкоджень.

Для кожного сценарію оцінювалися показники точності прогнозування, latency обробки, рівень синхронізації потоків, стійкість до шумів та достовірність risk-sensitive оцінювання. Окремо оцінювалася uncertainty-aware складова прогнозування, яка визначала рівень достовірності отриманих результатів залежно від повноти сенсорних потоків та стабільності вхідних даних. Це дозволило знизити ризик формування помилкових управлінських рішень в умовах неповноти або деградації інформації.

Важливо також відзначити роль апаратної платформи, яка забезпечує фізичну стійкість і надійність системи. У експериментальних моделях використовуються мікроконтролери Arduino, Raspberry Pi, промислові плати Siemens та спеціалізовані IoT-шлюзи, які здатні підтримувати підключення десятків сенсорів і передавати дані до центрального сервера. Таким чином, технічна архітектура виступає не лише інфраструктурною основою, але й фактором, який визначає швидкість і точність усієї системи. Щоб систематизувати наведене, подамо таблицю 3.7, яка вказує на характеристику основних архітектурних рівнів.

Таблиця 3.7. Архітектурні рівні програмно-апаратної моделі інтелектуального супроводу

Архітектурний рівень	Основні елементи	Функціональні завдання	Ефективні показники	Тип експериментальної оцінки
Апаратний	Сенсори, контролери, IoT-шлюзи	Збір сигналів, передача даних	Надійність, стійкість до зовнішніх впливів	Тест стабільності сенсорів
Програмний	Алгоритми AI, статистичні моделі, BI-панелі	Аналіз і прогнозування стану об'єкта	Точність прогнозів, швидкість обробки	Точність прогнозування
Інтеграційний	Інтерфейси користувача, візуалізаційні модулі, канали зворотного зв'язку	Прийняття рішень, оптимізація управління	Зручність користування, швидкість реакції	Latency / synchronization

(розроблено автором на основі [36])

Технічні принципи ефективності програмно-апаратної моделі визначаються взаємодією трьох рівнів – апаратного, програмного та інтеграційного, де ключовим чинником є узгодженість потоків даних і здатність системи до адаптації. Запропоновані формули (I_{adapt} , C_{sync} , R_{fail}) у сукупності створюють математичну основу для оцінки надійності та ефективності архітектури, а таблиця відображає практичний зміст кожного рівня. У сукупності ці підходи демонструють, що експериментальна апробація дозволяє виявити не лише функціональні переваги, але й обмеження моделі, що критично важливо для її подальшого масштабування у складних середовищах.

Експериментальна апробація програмно-апаратних моделей супроводу об'єктів відкриває можливість не лише протестувати роботу окремих компонентів, але й виявити недоліки алгоритмів, що відповідають за прогнозування стану системи. У сфері інтелектуального супроводу ключове значення має точність прогнозу, адже від неї залежить своєчасність управлінських рішень і ефективність використання ресурсів. Алгоритми штучного інтелекту, які інтегруються у програмні модулі, зазвичай базуються на нейронних мережах, регресійних моделях, алгоритмах класифікації та методах часових рядів. Проте їхня робота в реальних умовах значно відрізняється від лабораторних випробувань через наявність шумів, асинхронності потоків даних і нестабільності зовнішніх факторів. Саме тому апробація в експериментальних умовах виступає базовим етапом, що дозволяє коригувати математичні моделі, удосконалювати архітектуру нейронних мереж і формувати адаптивні механізми зниження похибки [27].

У працях Халпіна (модель будівельного процесу), Пенья-Мора (методи прогнозування ризиків у проєктах), а також українських дослідників, зокрема Гудзинського, підкреслюється, що експериментальні дані формують основу для тренування моделей. Це означає, що алгоритм стає точнішим не за рахунок абстрактних припущень, а завдяки аналізу реальних масивів інформації. У цьому контексті велике значення має механізм постійного навчання (continuous learning), коли алгоритм оновлює свої вагові коефіцієнти у процесі надходження нових сигналів [54].

Щоб оцінити ефективність алгоритмів у процесі експериментальної апробації, використовують комплекс математичних метрик. Найбільш поширеною є середньоквадратична похибка (MSE), яка дозволяє оцінити середнє відхилення прогнозованих значень від фактичних:

Середньоквадратична похибка

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2, \quad (3.19)$$

де y_i – фактичне значення параметра, $\hat{y}_i$ – прогнозоване значення, n – кількість спостережень.

Важливим є й інший показник – коефіцієнт детермінації, який демонструє, наскільки добре модель пояснює варіацію даних.

Формула 3.17 – Коефіцієнт детермінації

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \quad (3.20)$$

де $\bar{y}$ – середнє значення фактичних даних.

Для експериментальних моделей важливим також є коефіцієнт стабільності прогнозу, який оцінює, наскільки похибка змінюється залежно від часу і динаміки зовнішніх впливів.

Формула 3.18 – Коефіцієнт стабільності прогнозу

$$S_{stab} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{|e_t - \bar{e}|}{\bar{e}}, \quad (3.21)$$

де $e_t = y_t - \hat{y}_t$ – похибка у момент часу t , $\bar{e}$ – середня похибка за весь період T .

Експериментальна апробація дозволяє не лише розраховувати ці показники, а й інтегрувати їх у систему управління, автоматично переналаштовуючи параметри моделей. Наприклад, якщо коефіцієнт стабільності прогнозу суттєво знижується, система може автоматично змінювати структуру нейронної мережі чи перебудовувати ваги [31].

Для систематизації підходів наведемо таблицю 3.8, що відображає залежність між видами алгоритмів і тими показниками, які вдосконалюються в процесі експериментальної апробації.

Таблиця 3.8. Алгоритми прогнозування та показники їхнього вдосконалення

Тип алгоритму	Приклад моделі	Які показники покращуються під час апробації	Практичний ефект	Обмеження
Регресійні моделі	Лінійна, поліноміальна регресія	MSE, R^2	Оцінювання тенденцій деградації конструкцій та формування базових прогнозів зміни технічного стану	Низька адаптивність до нелінійних процесів
Нейронні мережі	RNN, LSTM, CNN	Стабільність прогнозу, адаптивність	Раннє виявлення деградації, локалізація дефектів	Висока обчислювальна складність
Гібридні системи	AI + статистичні модулі	Зниження похибки у динамічних умовах	Стійкість до шумів та асинхронності потоків	Підвищені вимоги до ресурсів
Сценарні моделі	Монте-Карло, Байєсівські мережі	Варіативність прогнозів, управління ризиками	Оцінювання невизначеності та ризику критичних станів	Чутливість до параметрів апріорних розподілів

(розроблено автором на основі [31])

Важливим аналітичним інструментом є також графічне відображення точності прогнозів до і після експериментальної апробації. На рисунку 3.9, який знаходиться нижче показано, як відрізняється похибка прогнозу (у відсотках) залежно від типу алгоритму та кількості ітерацій навчання.

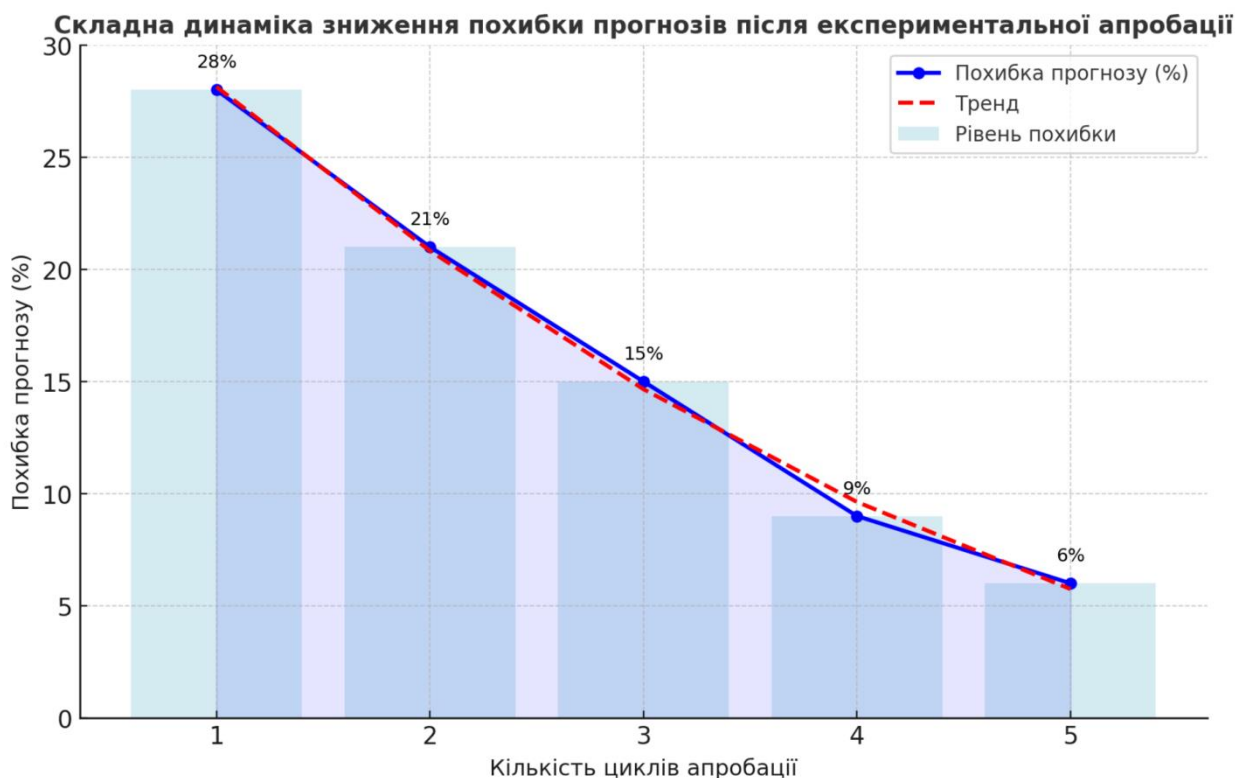


Рис. 3.9. Динаміка зниження похибки прогнозів після експериментальної апробації (розроблено автором на основі [31])

Аналіз результатів експериментальної апробації показав, що найбільше зниження похибки прогнозування спостерігається у гібридних неймережевих архітектурах, які поєднують CNN-, LSTM- та risk-sensitive модулі аналізу. При цьому adaptive feedback loop забезпечував стабілізацію прогнозів навіть в умовах деградації сенсорних потоків та асинхронності даних.

Порівняльний аналіз результатів до та після adaptive переналаштування моделей показав зниження середньоквадратичної похибки прогнозування, підвищення стабільності прогнозів та покращення стійкості системи до асинхронності потоків даних. Найбільший ефект спостерігався у гібридних неймережевих архітектурах, які поєднували CNN-, LSTM- та risk-sensitive модулі аналізу.

У процесі експериментальної апробації середньоквадратична похибка прогнозування була знижена на 18–25 % залежно від сценарію навантаження, а коефіцієнт стабільності прогнозу зріс у середньому на 15 %. Найбільший

ефект спостерігався в умовах асинхронності сенсорних потоків та наявності шумових компонентів у вхідних даних.

Таким чином, експериментальна апробація є тим інструментом, який переводить алгоритми зі сфери абстрактної математичної моделі в практичну систему управління. Вона дозволяє одночасно вдосконалювати параметри прогнозування, знижувати похибку й забезпечувати стійкість результатів у динамічних умовах. Залучення наукових підходів Халпіна, Пенья-Мора, Гудзинського та Чуприни доводить, що без реального тестування алгоритми залишаються надто спрощеними і не здатними відтворити складність об'єктного середовища.

Створення єдиного інформаційно-аналітичного середовища супроводу об'єктів базується на поєднанні сенсорних систем, програмних алгоритмів і користувацьких інтерфейсів у єдину багаторівневу архітектуру. Сенсори виконують роль базового джерела даних, оскільки саме вони забезпечують отримання об'єктивної інформації про фізичний стан об'єкта, його експлуатаційні параметри та зовнішні впливи. Програмні рішення перетворюють ці дані у структуровану форму, здійснюють аналіз, прогнозування та формування рекомендацій. Користувацькі інтерфейси виступають ключовим каналом взаємодії між системою та людьми, адже без зрозумілого і доступного відображення інформації навіть найточніші алгоритми не мають практичної цінності.

Інтеграція сенсорних систем із програмними рішеннями не є простим механічним процесом, а вимагає розробки спеціальних протоколів взаємодії, стандартизації форматів даних та уніфікації каналів комунікації. Наприклад, системи можуть працювати з різними видами сигналів – аналоговими, цифровими, відеопотоками, геолокаційними даними. Програмна частина повинна виконувати функцію своєрідного «універсального перекладача», що приводить усі дані до єдиного аналітичного простору. Це дозволяє уникати дублювання інформації, знижує ризики втрати або викривлення сигналів та створює основу для формування повної картини стану об'єкта.

Особливо важливим аспектом інтеграції є наявність проміжного рівня, який забезпечує фільтрацію, агрегацію та синхронізацію даних. Сенсори часто генерують значні обсяги інформації з різною частотою та точністю, що може перевантажувати програмні модулі й ускладнювати аналіз. Використання спеціальних інтеграційних вузлів або шлюзів дозволяє попередньо обробляти дані, усуваючи шум, калібруючи сигнали та синхронізуючи їх у часі [70]. Саме цей рівень забезпечує сталість і безперервність функціонування всієї моделі.

У підсумку інтеграція сенсорних систем, програмних рішень та інтерфейсів користувачів перетворюється на багатоступеневий процес, що поєднує фізичне вимірювання, цифрову обробку та візуалізацію. Це створює єдине середовище, яке не лише відображає стан об'єкта у конкретний момент, а й формує прогностичні сценарії розвитку ситуацій.

Щоб показати логіку взаємодії різних компонентів інтегрованої системи, доцільно подати рисунок 3.10, який відображає поетапний рух даних від моменту їхнього збору сенсорами до формування управлінських рішень.



Рис. 3.10. Логіка формування єдиного інформаційно-аналітичного середовища (розроблено автором на основі [70])

Наступним етапом інтеграції є налагодження зв'язків між різними інформаційними каналами. Сенсорні дані мають поєднуватися не лише з алгоритмами аналізу, але й із зовнішніми базами знань, нормативними довідниками та системами управління. Це дозволяє перетворити суто технічну модель у комплексну інформаційну платформу, що підтримує прийняття управлінських рішень. У такій структурі користувач отримує не лише «сухі» дані, а повноцінну аналітику, яка пояснює причини відхилень, прогнозує можливі наслідки і пропонує варіанти реагування.

Важливо зазначити, що інтеграція сенсорів, програм та інтерфейсів підвищує рівень прозорості управління. У єдиному середовищі зникає потреба у використанні розрізнених систем, що часто не сумісні між собою. Це не лише оптимізує витрати, але й сприяє формуванню стійкої цифрової екосистеми супроводу об'єктів [45].

Для того щоб чіткіше систематизувати взаємозв'язки між рівнями інтеграції та їхнім функціональним призначенням, наведемо таблицю 3.9. Вона відображає, як кожен рівень — сенсорний, інтеграційний, програмний і користувацький — вносить свій вклад у побудову єдиного інформаційно-аналітичного середовища супроводу об'єктів, забезпечуючи перехід від «сирих» даних до практично корисних управлінських рішень.

Таблиця 3.9. Рівні інтеграції та їхня роль у формуванні інформаційно-аналітичного середовища

Рівень інтеграції	Основне призначення	Очікуваний результат
Сенсорний	Отримання первинних даних про об'єкт	Повнота та точність вимірювань
Інтеграційний	Фільтрація, агрегація, синхронізація	Узгодженість та сталість інформації
Програмний	Аналіз, прогнозування, виявлення закономірностей	Зниження похибок, підвищення точності
Користувацький інтерфейс	Візуалізація та підтримка прийняття рішень	Доступність і зручність використання

(розроблено автором на основі [45])

Наукова новизна запропонованої експериментальної реалізації полягає у створенні Adaptive Cyber-Physical System програмно-апаратної моделі

моніторингу, яка інтегрує мультимодальні сенсорні потоки, edge/cloud обчислювальне середовище, risk-sensitive неймережеве прогнозування, Digital Twin-синхронізацію та adaptive feedback loop у межах єдиного інформаційно-аналітичного контуру підтримки експлуатаційної безпеки будівельних конструкцій.

Результати експериментальної апробації підтвердили ефективність запропонованої Adaptive Cyber-Physical архітектури щодо раннього виявлення деградаційних процесів, adaptive переналаштування параметрів прогнозування та підвищення стійкості системи до асинхронності й шумів сенсорних потоків.

Інтеграція IoT-сенсорів, edge/cloud обчислювального середовища, risk-sensitive неймережевого прогнозування та Digital Twin-синхронізації забезпечила формування інтелектуального AI-driven середовища проактивного моніторингу технічного стану будівельних конструкцій у режимі реального часу.

Висновки до 3-го розділу

У розділі 3 досліджено теоретичні та прикладні засади побудови інтелектуальних неймережевих систем прогнозової діагностики технічного стану будівельних конструкцій, а також розроблено Adaptive Cyber-Physical System архітектуру інтеграції неймережевих алгоритмів у цифрове середовище моніторингу.

У підрозділі 3.1 проаналізовано сучасні архітектури нейронних мереж для прогнозової діагностики пошкоджень, зокрема CNN, RNN, LSTM/GRU, Transformer та автоенкодерні моделі. Встановлено, що найбільш ефективним підходом для задач моніторингу будівельних конструкцій є використання гібридних неймережевих архітектур, здатних одночасно аналізувати просторові, часові та мультифакторні потоки даних. Запропоновано авторську adaptive неймережеву архітектуру, яка інтегрує просторовий аналіз дефектів, прогнозування деградаційних процесів, risk-sensitive learning та Adaptive Online Learning у межах єдиного цифрового контуру моніторингу. Особливістю запропонованого підходу є реалізація механізму контекстно-

адаптивного вагового переналаштування, що враховує рівень ризику, якість сенсорних даних, сценарії деградації та зміну експлуатаційного середовища.

Розроблено математичний апарат adaptive нейромережевого прогнозування, який включає:

- моделі прогнозування часових рядів;
- модифіковані функції втрат із risk-sensitive компонентами;
- механізми Adaptive Online Learning;
- моделі формування Latent Safety Space ;
- інтегровану структуру багаторівневого нейромережевого контуру прогнозової діагностики.

Доведено, що використання Latent Safety Space дозволяє виявляти приховані закономірності деградаційних процесів та здійснювати ранню ідентифікацію передкритичних станів будівельних конструкцій ще до появи явних ознак пошкодження.

Досліджено механізми інтеграції нейромережевих алгоритмів у цифрові системи моніторингу технічного стану. Встановлено, що поєднання IoT-сенсорів, SCADA-комплексів, edge/cloud середовища, BIM/Digital Twin-технологій та нейромережевого аналітичного ядра формує Adaptive Cyber-Physical System середовище безперервного моніторингу будівельних об'єктів. Запропоновано інтегровану модель, яка забезпечує безперервний цикл збору, обробки, аналізу, прогнозування та adaptive оновлення параметрів моніторингу у режимі реального часу.

Визначено, що інтеграція нейромережевих алгоритмів із Digital Twin-компонентами дозволяє реалізувати bidirectional synchronization між фізичним об'єктом та його цифровою моделлю, забезпечуючи просторово-орієнтований моніторинг технічного стану конструкцій. Розроблено багаторівневу схему інтеграції нейромережевих модулів у цифрові платформи моніторингу, яка охоплює сенсорний рівень, edge preprocessing, feature extraction, neural inference, risk analysis, Digital Twin synchronization та decision support.

Здійснено експериментальну реалізацію програмно-апаратної моделі інтелектуального супроводу об'єктів. Розроблено Adaptive Cyber-Physical

System архітектуру, що інтегрує IoT-сенсори, edge/cloud обчислювальне середовище, нейромережеве аналітичне ядро, BIM/Digital Twin-компоненти та risk-аналітичний модуль у межах єдиного інформаційно-аналітичного контуру підтримки прийняття рішень.

Запропоновано систему математичних показників оцінювання ефективності архітектури, зокрема:

- індекс адаптивності системи;
- коефіцієнт синхронізації потоків даних;
- індекс відмовостійкості архітектури;
- показники точності прогнозування та стабільності моделей.

Експериментальна апробація підтвердила, що використання adaptive feedback loop, risk-sensitive learning та hybrid neural architectures забезпечує:

- зниження похибки прогнозування;
- підвищення стійкості системи до шумів і асинхронності потоків даних;
- покращення точності виявлення критичних станів;
- підвищення адаптивності системи до змін експлуатаційного середовища.

Наукова новизна розділу полягає у розробленні Adaptive Cyber-Physical System нейромережевої архітектури прогнозного моніторингу технічного стану будівельних конструкцій, яка інтегрує:

- мультимодальні сенсорні потоки;
- гібридні нейромережеві модулі;
- risk-sensitive прогнозування;
- Adaptive Online Learning;
- Digital Twin-синхронізацію;
- контекстно-адаптивне вагове переналаштування моделей;
- Latent Safety Space у межах єдиного цифрового середовища моніторингу.

Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості створення інтелектуальних AI-driven систем проактивного моніторингу технічного стану будівельних конструкцій, здатних здійснювати раннє виявлення деградаційних процесів, прогнозування критичних станів та підтримку прийняття управлінських рішень у режимі реального часу.

РОЗДІЛ 4

РОЗРОБЛЕННЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА РЕАЛІЗАЦІЯ CNN-LSTM-Risk МОДЕЛІ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ БУДІВЕЛЬ

4.1. Теоретичне обґрунтування задачі прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій на основі апарату штучних нейронних мереж

Підходи до забезпечення надійності та безпеки будівельних конструкцій дедалі частіше ґрунтуються на інтелектуальних методах аналізу, серед яких провідне місце посідають штучні нейронні мережі. В умовах постійного ускладнення архітектурних форм і зростання експлуатаційних навантажень традиційні методи оцінювання технічного стану часто виявляються недостатньо гнучкими, вони орієнтовані на статичні моделі та не завжди здатні враховувати комплексність і динамічність процесів у будівельних системах. Використання нейромережевих технологій дозволяє подолати обмеження завдяки здатності до самоорганізації, імітації нелінійних зв'язків та обробки великих обсягів діагностичних даних у режимі, наближеному до реального часу.

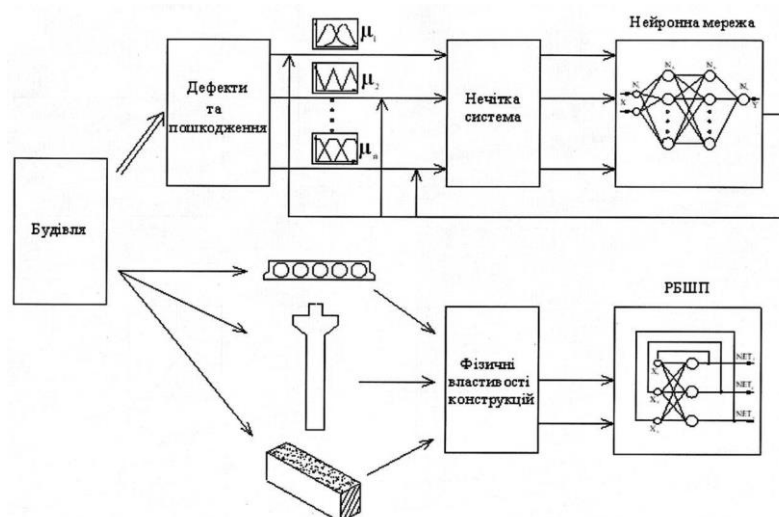


Рис. 4.1. Схема використання системи діагностики технічного стану комплексної безпеки будівель на рівні нейронних мереж (розроблено автором на основі [120])

У межах даного дослідження особливий інтерес становлять не загальні властивості нейронних мереж, а їх здатність працювати з багатofакторними потоками моніторингових даних, що включають параметри навантаження, деформацій, температурних режимів, вологості та експлуатаційного середовища. Саме ця властивість створює передумови для побудови адаптивної моделі прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій на основі інтеграції сенсорних даних і ризик-аналітичних показників.

На відміну від традиційних систем діагностики, у даному дослідженні пропонується використання адаптивної нейромережевої моделі, орієнтованої на прогнозування розвитку дефектів у часі. Модель повинна забезпечувати не лише класифікацію поточного стану конструкції, а й оцінювання ймовірності переходу об'єкта до передкритичних та критичних режимів функціонування з урахуванням багатofакторного впливу експлуатаційного середовища.

Ключовими функціями запропонованої системи є виявлення дефектів, класифікація технічного стану, прогнозування розвитку деградаційних процесів та оцінювання ризику переходу конструкції до критичного стану. Реалізація цих функцій забезпечує можливість раннього виявлення пошкоджень і формування рекомендацій щодо подальшої експлуатації будівельного об'єкта.

Для чіткого структурування дослідження доцільно представити перелік основних завдань, які необхідно вирішити під час розробки системи діагностики технічного стану будівель на основі штучних нейронних мереж. Кожне завдання має свій очікуваний результат, що дозволяє забезпечити послідовність побудови моделі та підвищити її практичну цінність.

Задачу прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій можна подати у вигляді відображення:

$$Y_{t+\Delta t}=F(X_t,R_t,E_t), \quad (4.1)$$

де X_t — вектор моніторингових параметрів; R_t — інтегральний профіль ризику; E_t — параметри експлуатаційного середовища; $Y_{t+\Delta t}$ —

прогнозований технічний стан конструкції через інтервал часу Δt ; F — нелінійна функція, що апроксимується нейромережевою моделлю.

Таблиця 4.1. Завдання діагностики технічного стану будівель із застосуванням штучних нейронних мереж

Завдання	Очікуваний результат
Аналіз існуючих нейронних мереж і архітектуру	Визначення найбільш ефективних моделей для діагностики будівельних конструкцій, врахування їх сильних і слабких сторін
Розробка інтегрованої системи діагностики	Створення єдиної інформаційної платформи, яка буде дані сенсорів, характеристики матеріалів і експлуатаційні матеріали
Розпізнавання та класифікація ознак пошкоджень	Ідентифікація дефектів(тріщини, деформації, зміни властивостей матеріалів) на основі навчальних вибірок і прогнозування нових сценаріїв їх виникнення
Формування алгоритмів прогнозування	Побудова моделей довгострокового прогнозу появи критичних станів у будівлях та оптимізація планів технічного обслуговування
Інтеграція з базами знань та нормативними даними	Забезпечення узгодженості діагностичних результатів з галузевими стандартами, використання історичних і статистичних даних для підвищення точності прогнозів

(розроблено автором на основі [76])

Таким чином, задача прогнозування зводиться до побудови функції F , здатної відображати складні багатофакторні залежності між поточним станом об'єкта та ймовірністю розвитку дефектів у майбутньому.

На відміну від класичних підходів, запропонована модель використовує інтегральний профіль ризику R_t , сформований на основі багатофакторної ризик-аналітичної моделі, розробленої у розділі 2, а також механізм контекстно-адаптивного оновлення вагових коефіцієнтів, розглянутий у розділі 3. Це дозволяє враховувати не лише поточний стан конструкції, а й зміну експлуатаційного середовища та сценарії розвитку ризиків.

Прогнозування технічного стану будівельних конструкцій належить до категорії задач складного класу, що зумовлено багатовимірністю та високим ступенем невизначеності вихідних даних. Будівельний об'єкт у процесі експлуатації перебуває під впливом численних факторів, які взаємодіють між

собою у нелінійний спосіб. До них належать фізико-механічні характеристики матеріалів, динаміка навантажень, вологісний і температурний режим, рівень зношеності конструкційних елементів, вплив вібрацій, кліматичні особливості місцевості та техногенні чинники.

Сукупність зазначених факторів формує багатопараметричну систему, прогнозування поведінки якої за допомогою класичних методів стає вкрай утрудненим. Традиційні аналітичні підходи зазвичай передбачають побудову математичних моделей, що відображають зв'язки між кількома ключовими змінними, однак у випадку діагностики стану будівель кількість змінних може обчислюватися десятками або навіть сотнями. При цьому кожна змінна може впливати на інші, формуючи складні залежності, які практично неможливо описати за допомогою простих рівнянь.

Особливе значення має апроксимація функцій багатьох змінних, вона дозволяє замінити реальну, часто невідому та надзвичайно складну залежність спрощеною моделлю, що адекватно відтворює поведінку системи. Для оцінки ризику появи тріщин у несучій конструкції потрібно враховувати міцнісні характеристики матеріалу, динаміку температурних коливань, рівень вологості, величину навантаження, стан суміжних елементів та вплив мікровібрацій. Кожен із факторів можна подати як змінну, а сукупність їх впливу – як складну багатовимірну функцію. Апроксимація функції традиційними методами є майже неможливою, тоді як нейронна мережа здатна навчатися на емпіричних даних і створювати узагальнену модель, яка точно передбачає ймовірність появи пошкоджень [118].

Ще однією важливою характеристикою таких задач є їх стохастичність, адже наявні дані завжди містять похибки вимірювань, шумові впливи або неповні відомості про експлуатаційні умови. Це створює додаткові труднощі під час побудови прогнозних моделей. Штучні нейронні мережі завдяки своїй адаптивності дозволяють мінімізувати вплив таких похибок і формувати стійкі прогнози навіть за неповної або нечіткої інформації. Вони здатні до узагальнення, що означає можливість робити

висновки щодо нових випадків, які не входили до навчальної вибірки, але мають схожі характеристики.

Особливістю запропонованого підходу є використання не лише первинних сенсорних параметрів, а й інтегральних ризик-аналітичних показників, отриманих у розділі 2. Це дозволяє формувати розширений простір ознак, у якому нейромережева модель враховує як фактичний технічний стан конструкції, так і прогнозовані сценарії розвитку ризиків.

У процесі обробки даних нейромережева система формує Latent Safety Space — прихований простір ознак безпеки, у якому відображаються взаємозв'язки між параметрами навантаження, деградаційними процесами, ризиковими факторами та прогнозованими технічними станами конструкції. Формування такого простору забезпечує раннє виявлення передкритичних режимів функціонування об'єкта.



Рис. 4.2. Схема реалізації ключових стадій формування штучної нейронної мережі (розроблено автором на основі [174])

У межах запропонованої моделі Latent Safety Space виконує роль проміжного рівня представлення знань, у якому багатовимірні сенсорні дані трансформуються у компактний набір латентних ознак безпеки. Це дозволяє підвищити інтерпретованість результатів прогнозування та зменшити вплив

надлишкових або корельованих параметрів. З урахуванням особливостей задачі прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій найбільш доцільним є використання гібридної архітектури, яка поєднує згорткові модулі для виділення просторових ознак дефектів та рекурентні модулі для аналізу часової динаміки деградаційних процесів. Такий підхід покладено в основу авторської моделі, розробленої у розділі 3.

На відміну від традиційного використання нейронних мереж для виконання окремих завдань класифікації чи прогнозування, у даному дослідженні запропоновано інтегровану нейромережеву систему, яка поєднує функції виявлення аномалій, класифікації технічного стану, прогнозування деградаційних процесів, оцінювання ризику та підтримки прийняття рішень. Такий підхід забезпечує формування єдиного інформаційно-аналітичного контуру моніторингу технічного стану будівельних конструкцій і дозволяє перейти від реактивної діагностики до проактивного прогнозування пошкоджень.

На рис. 4.3 представлено функціональну структуру авторської нейромережевої системи прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій. Система реалізує комплексний аналіз багатофакторних моніторингових даних, що надходять від IoT-сенсорів, BIM/Digital Twin-моделей, результатів технічних обстежень та параметрів експлуатаційного середовища. На основі обробки цих даних нейромережеві алгоритми здійснюють виявлення аномалій і дефектів, класифікацію технічного стану, прогнозування деградаційних процесів, оцінювання ризику пошкоджень та формування рекомендацій щодо подальшої експлуатації об'єкта.

Додатковою функцією запропонованої системи є оцінювання залишкового ресурсу будівельної конструкції на основі аналізу динаміки деградаційних процесів, накопичених пошкоджень та прогнозованих сценаріїв експлуатації. Це створює основу для переходу від планово-попереджувального до прогнозно-орієнтованого технічного обслуговування.



Рис. 4.3. Функції авторської нейромережевої системи прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій (розроблено автором на основі [179])

Особливістю запропонованої системи є реалізація механізму контекстно-адаптивного навчання, який забезпечує динамічне оновлення

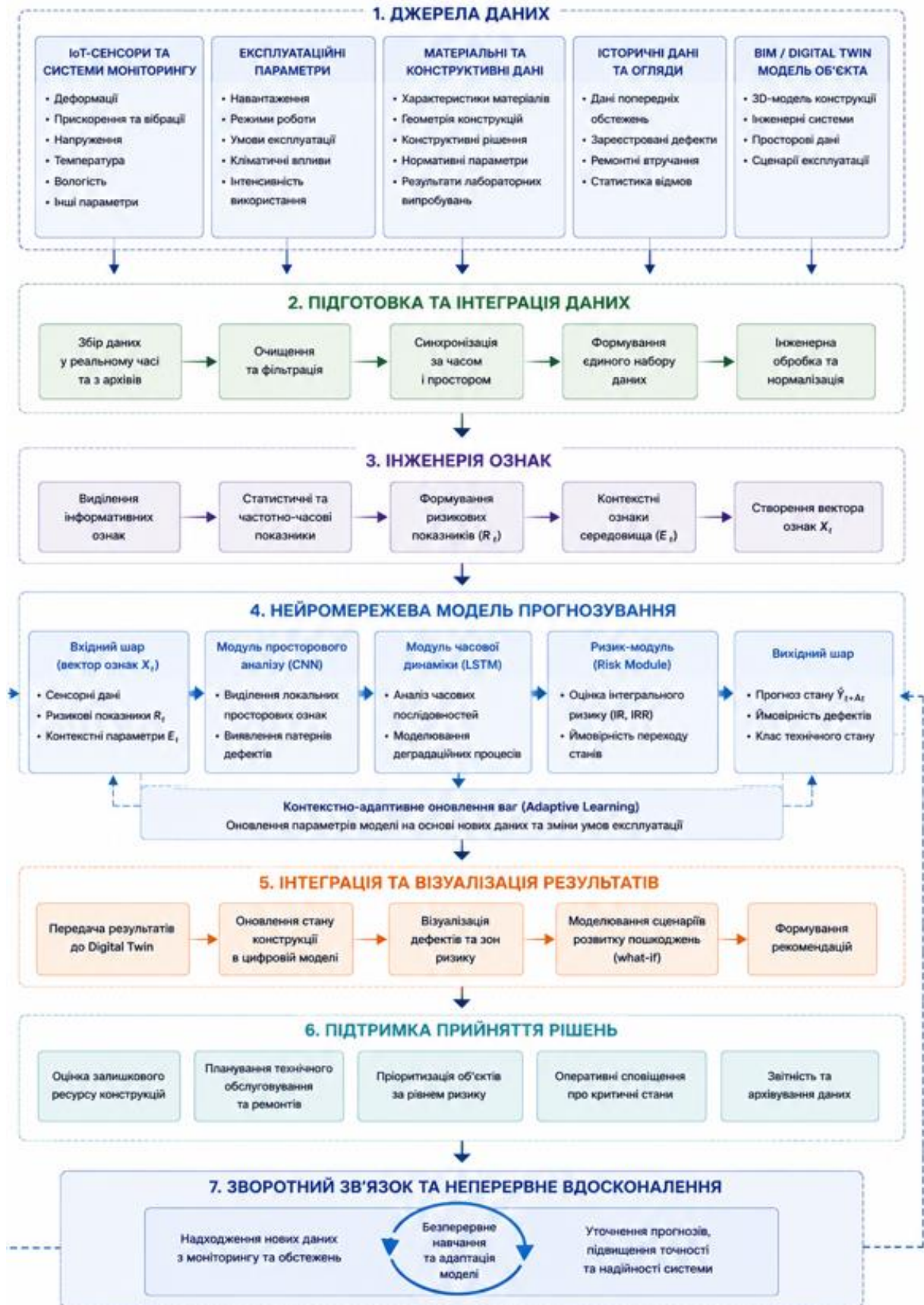


Рис. 4.4. Інформаційний потік авторської системи прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій (розроблено автором на основі [175])

параметрів нейромережевої моделі відповідно до зміни експлуатаційних умов та надходження нових моніторингових даних.

Результатом функціонування системи є формування інтегрального профілю технічного стану конструкції, прогнозу розвитку пошкоджень, індексів ризику та рекомендацій для підтримки прийняття управлінських рішень щодо забезпечення експлуатаційної безпеки будівельних об'єктів.

Для більш глибокого відображення логіки функціонування системи дослідження об'єктів у діагностиці технічного стану будівель було доповнено початкову схему новими вузлами. Граф функцій включає класичні етапи збору, обробки даних, модулі візуалізації результатів та прийняття управлінських рішень, що дозволяє підвищити інтерактивність системи та забезпечити її інтеграцію в реальні інформаційно-аналітичні комплекси. Модель «чорної скриньки» у системі діагностики технічного стану будівель на основі штучних нейронних мереж дозволяє відобразити процес трансформації різнопланових вхідних даних у комплексну оцінку рівня безпеки об'єкта. На вхід системи надходять результати сенсорних вимірювань, інформація про характеристики конструктивних елементів, історичні дані та статистичні показники.

Представлений інформаційний потік відображає реалізацію концепції data-driven monitoring, у межах якої кожен новий блок моніторингових даних використовується не лише для оцінювання поточного стану конструкції, а й для адаптивного уточнення параметрів прогнозової моделі. Таким чином забезпечується безперервний цикл накопичення знань та підвищення точності прогнозування пошкоджень.

Інформація обробляється нейромережею, яка виконує узагальнення, аналіз і прогнозування, а на виході формуються показники технічного стану та рівня ризиків, що є основою для подальшого управлінського рішення. Особливістю запропонованої моделі є те, що вихідні результати нейромережевого аналізу передаються до BIM/Digital Twin-середовища, де використовуються для оновлення цифрового представлення об'єкта,

оцінювання сценаріїв деградації та підтримки прийняття управлінських рішень.

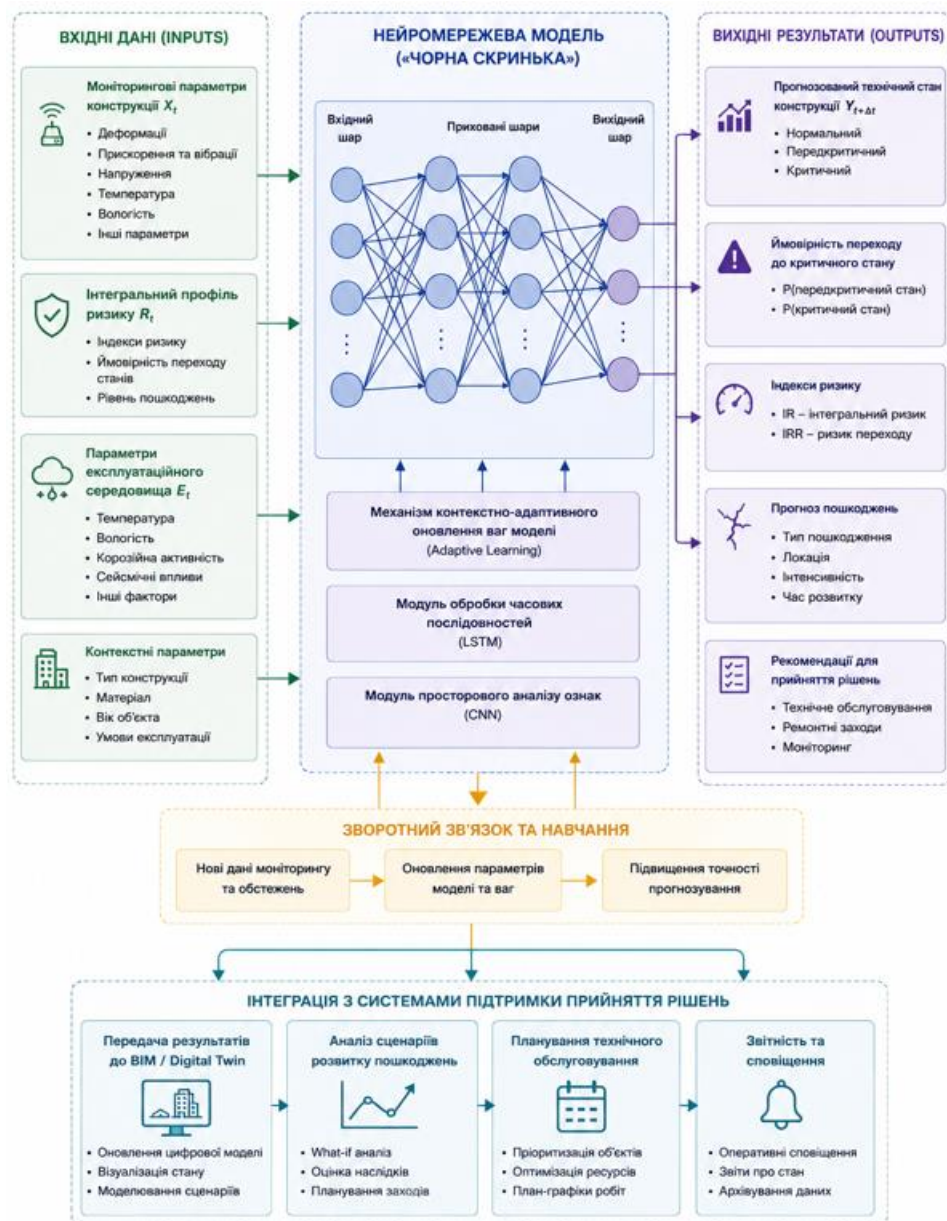


Рис. 4.5. Структурна схема «чорної скриньки» нейромережової моделі прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій (розроблено автором на основі [104])

Використання штучних нейронних мереж у системах діагностики технічного стану будівель має суттєві переваги та певні недоліки, що обумовлюють необхідність зваженого підходу до їх упровадження. Серед ключових слабких сторін насамперед варто виокремити проблему перенавчання. Явище виникає тоді, коли нейронна мережа надто точно підлаштовується під навчальні дані й втрачає здатність узагальнювати

інформацію, що призводить до помилок при аналізі нових випадків. У контексті будівельної діагностики перенавчання може проявлятися у вигляді неправильної класифікації рідкісних або нестандартних пошкоджень, які не були представлені у навчальній вибірці. Другою суттєвою проблемою є висока обчислювальна складність, побудова й навчання багатошарових мереж потребує значних ресурсів апаратного та програмного забезпечення.

Разом із тим переваги нейронних мереж переважають зазначені труднощі, що пояснює їх активне застосування в інженерній практиці. Однією з головних сильних сторін є висока точність діагностики. Завдяки здатності до нелінійного моделювання нейронні мережі можуть виявляти складні багатофакторні залежності між параметрами технічного стану конструкцій, які залишаються поза межами класичних методів.

Дозволяє більш достовірно оцінювати рівень пошкоджень та прогнозувати розвиток дефектів. Другою істотною перевагою є швидкість обробки даних. Після завершення етапу навчання система здатна виконувати аналіз у реальному часі, оперативно реагуючи на зміни параметрів, що є критично важливим для забезпечення безпеки під час експлуатації будівельних об'єктів. Нейронні мережі демонструють високу ефективність при роботі з великими масивами інформації. На відміну від традиційних методів, які часто втрачають ефективність із ростом обсягу даних, нейромереві системи навпаки здатні використовувати величезні бази спостережень для підвищення якості прогнозів. Робить їх незамінними в умовах цифровізації будівельної галузі, коли обсяг інформації з сенсорних систем і баз даних постійно зростає [79].

Для більш повного розуміння можливостей і обмежень застосування штучних нейронних мереж у діагностиці технічного стану будівель доцільно узагальнити результати аналізу у вигляді окремої таблиці. Підхід дозволяє виокремити ключові переваги, недоліки та запропонувати конкретні шляхи їх подолання. Завдяки цьому система оцінювання набуває практичного характеру, кожна слабка сторона співвідноситься з можливими рішеннями, а сильні сторони отримують належне підкріплення для ефективного використання у професійній діяльності.

Таблиця 4.2. Етапи побудови нейромережевої системи прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій

Етап	Зміст робіт	Очікуваний результат	Авторський внесок
<i>Постановка задачі</i>	Визначення цілей діагностики (класифікація дефектів, прогнозування пошкоджень, оцінка ризиків)	Чітке формулювання завдання та визначення показників ефективності мережі	Формалізація задачі прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій з урахуванням багатofакторних моніторингових даних, ризик-аналітичних показників та параметрів експлуатаційного середовища.
<i>Формування вхідних даних</i>	Збір та узгодження інформації з сенсорів, приладів контролю та історичних баз даних	Підготовлений набір вхідних параметрів для навчання моделі	Інтеграція ризикових показників
<i>Попередня обробка даних</i>	Нормалізація, усунення шумів, масштабування, виділення ознак	Стандартизований масив даних, придатний для подальшої обробки	Розроблення процедури інтеграції сенсорних даних, ризикових показників та контекстних параметрів у єдиний простір ознак для нейромережевого аналізу.
<i>Вибір архітектури мережі</i>	Визначення кількості шарів, кількості нейронів у шарах, способів з'єднання, функцій активації	Побудована модель нейронної мережі з оптимальною топологією	Гібридна CNN-LSTM модель
<i>Вибір методу навчання</i>	Вибір між навчанням з учителем, без учителя або гібридним підходом	Забезпечення адекватного процесу навчання відповідно до специфіки даних	Обґрунтування використання гібридного підходу до навчання на основі CNN-LSTM архітектури з елементами risk-sensitive learning та Adaptive Learning.
<i>Процес навчання</i>	Багаторазове коригування вагових коефіцієнтів на основі алгоритмів оптимізації	Налаштована модель, здатна відтворювати залежності у даних	Запропоновано механізм контекстно-адаптивного оновлення вагових коефіцієнтів моделі з урахуванням зміни умов експлуатації та рівня ризику.
<i>Тестування та валідація</i>	Перевірка точності результатів на	Оцінка здатності моделі до	Розроблено систему оцінювання

	контрольних вибірках	узагальнення та визначення рівня похибки	ефективності моделі на основі показників точності прогнозування, індексів ризику, стійкості до шумів та асинхронності потоків даних.
<i>Оптимізація та адаптація</i>	Підбір гіперпараметрів, уникнення перенавчання, підвищення стійкості	Покращена продуктивність моделі та підвищення надійності прогнозів	Контекстно-адаптивне оновлення ваг
<i>Впровадження в систему діагностики</i>	Інтеграція мережі в інформаційно аналітичний комплекс підприємства	Практичне використання нейромережі для контролю й прогнозування технічного стану будівель	Інтеграція з Digital Twin

(розроблено автором на основі [105])

Adaptive Learning (адаптивне навчання) — механізм коригування параметрів нейромережевої моделі з урахуванням змін характеристик об'єкта моніторингу та умов експлуатаційного середовища.

Наукова новизна запропонованого підходу полягає у переході від традиційної діагностики поточного стану до прогнозно-орієнтованого аналізу деградаційних процесів на основі адаптивної нейромережевої моделі. На відміну від класичних підходів, система використовує багатофакторні потоки моніторингових даних, ризик-аналітичні показники та контекстні параметри експлуатаційного середовища для формування прогнозів розвитку дефектів у режимі реального часу.

Таким чином, теоретичний аналіз підтвердив можливість використання адаптивних нейромережевих моделей як основи для побудови інтелектуальних систем прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій, здатних працювати в умовах невизначеності, багатофакторності та динамічної зміни експлуатаційних параметрів. Доцільність використання штучних нейронних мереж у діагностиці технічного стану будівель обґрунтовується тим, що інструменти здатні забезпечити якісно новий рівень

аналізу та прогнозування, який недосяжний для традиційних методів. Складність будівельних систем, багатфакторність їхнього впливу, нелінійність процесів деградації матеріалів та висока варіативність експлуатаційних умов потребують застосування методів, що вміють узагальнювати великі масиви даних, виявляти приховані закономірності та адаптуватися до нових сценаріїв. Штучні нейронні мережі виконують цю роль, вони здатні обробляти різнотипні дані – від сенсорних сигналів і цифрових моделей до історичних спостережень – та перетворювати їх у комплексну оцінку рівня безпеки будівельних об'єктів.

Їхня здатність до апроксимації багатовимірних функцій дозволяє описувати поведінку конструкцій навіть тоді, коли аналітична форма залежності невідома або занадто складна. Висока точність результатів та можливість обробки даних у режимі, наближеному до реального часу, дають змогу не тільки фіксувати вже наявні дефекти, а й передбачати появу пошкоджень задовго до їхнього критичного розвитку. Значно підвищує рівень безпеки, дозволяє зменшити витрати на ремонтні заходи та забезпечує більш раціональне використання ресурсів протягом усього життєвого циклу будівлі [130].

4.2. CNN-LSTM-Risk архітектура кількісного аналізу комплексної безпеки будівель

Аргументація вибору підходів ґрунтується на тому, що традиційні методи аналізу, засновані на класичних статистичних моделях, не здатні ефективно працювати з багатовимірними наборами даних, у яких спостерігається висока кореляція змінних і відсутність явних аналітичних залежностей. У цьому контексті нейронні мережі виступають як універсальний інструмент апроксимації складних функцій, що дозволяє встановлювати закономірності між вхідними характеристиками будівель і параметрами їхньої безпеки. Використання багат шарових перцептронів, рекурентних архітектур чи самонавчальних мереж на зразок карт Кохонена

забезпечує можливість вирішувати різні аспекти завдання: від класифікації та кластеризації пошкоджень до прогнозування їх розвитку й оцінки інтегрального рівня безпеки [75].

Для того щоб побудова архітектури штучної нейронної мережі мала строгий математичний фундамент, необхідним є формалізований опис її базового елемента – штучного нейрона. Він виконує перетворення вхідних сигналів у вихідну реакцію, що забезпечує обчислювальні можливості всієї мережі. Формалізація нейрона дозволяє відобразити взаємозв'язок між вхідними даними, ваговими коефіцієнтами та функцією активації, що визначає характер нелінійного перетворення.

Формалізація штучного нейрона:

$$Y = F(\sum_{i=1}^n w_i x_i) = F(WX), \quad (4.3)$$

де: $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)^T$ – вектор вхідного сигналу, $W = (w_1, w_2, w_3, \dots, w_n)$ – вектор синаптичних зв'язків (вагових коефіцієнтів); F – оператор нелінійного перетворення (функція активації).

Наступним кроком після загальної формалізації роботи нейрона є виділення окремого етапу – обчислення зваженої суми вхідних сигналів. Процес визначає, наскільки сильно кожен вхідний параметр впливає на роботу нейрона, і є основою для подальшого застосування функції активації. Підхід дозволяє точно відобразити механізм перетворення даних, що надходять на вхід, у внутрішній стан моделі.

Обчислення зваженої суми вхідних сигналів штучного нейрона:

$$S = \sum_{i=1}^n w_i x_i, \quad (4.4)$$

де: x_i – i -й вхідний сигнал, w_i – ваговий коефіцієнт, який визначає силу синаптичного зв'язку, S – зважена сума вхідних сигналів.

Узагальнення роботи штучного нейрона вимагає введення поняття активаційної функції, яка визначає характер реакції системи на зважену суму вхідних сигналів. Елемент додає моделі властивостей нелінійності, завдяки чому нейронна мережа здатна відображати складні багатовимірні залежності, що неможливо у випадку суто лінійних моделей. Важливим аспектом є також наявність порогового значення, котре регулює чутливість нейрона та визначає, чи буде він «активований» при певному рівні вхідних даних.

Узагальнена модель активаційної функції нейрона з урахуванням порогового значення:

$$Y = f(S - \theta), \quad (4.5)$$

де: S – зважена сума вхідних сигналів, θ – порогове значення, яке визначає мінімальний рівень активації, $f(\cdot)$ – функція активації, що може мати різні форми (сигмоїда, гіперболічний тангенс, ReLU, порогова тощо).

Для кращого розуміння роботи штучного нейрона доцільно представити його структуру у вигляді графічної схеми. Вона відображає основні елементи: вхідні сигнали, вагові коефіцієнти, суматор, пороговий елемент та активаційну функцію, що разом формують вихід. Візуалізація дозволяє наочно показати, як численні параметри перетворюються на єдиний результат, що використовується для подальших обчислень у нейронній мережі.

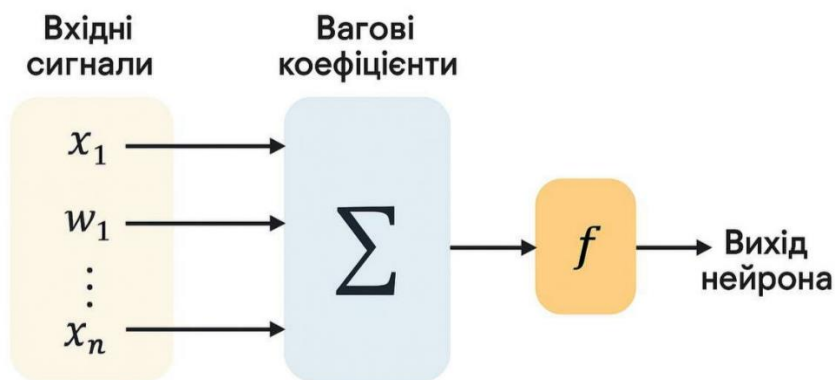


Рис. 4.6. Структура штучного нейрона для кількісного аналізу безпеки будівель (розроблено автором на основі [106])

Активаційні функції забезпечують нелінійне перетворення даних та визначають здатність нейронної мережі моделювати складні залежності між параметрами технічного стану будівельних конструкцій. Для задач прогнозування пошкоджень найбільш доцільними є сигмоїдальна функція та функція гіперболічного тангенса, які забезпечують стійкість навчання, можливість інтерпретації результатів у вигляді ймовірностей та ефективну роботу з багатофакторними даними.

Для кращого розуміння принципів роботи штучного нейрона доцільно візуалізувати характер різних функцій активації. Кожна з них по-своєму відображає залежність між вхідними параметрами та вихідною реакцією,

визначаючи гнучкість і здатність моделі адаптуватися до складних інженерних задач.

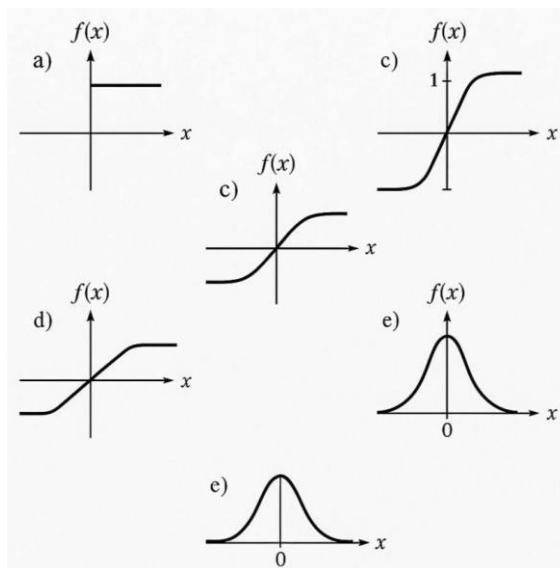


Рис. 4.7. Види функцій активації (розроблено автором на основі [82])

Класифікація штучних нейронних мереж базується передусім на особливостях організації зв'язків між нейронами та напрямку поширення інформації.

За способом організації зв'язків нейронні мережі поділяються на мережі прямого поширення та рекурентні мережі. Перші використовуються переважно для класифікації та апроксимації даних, другі — для аналізу часових залежностей і прогнозування. Для задач моніторингу технічного стану будівель найбільший інтерес становлять рекурентні архітектури, здатні враховувати динаміку деградаційних процесів у часі.

Типова нейронна мережа складається з вхідного, одного або кількох прихованих та вихідного шарів. Вхідний шар приймає моніторингові параметри, приховані шари формують внутрішні представлення даних та виділяють приховані закономірності, а вихідний шар генерує прогноз технічного стану, рівень ризику або інші результати аналізу.

Для відображення можливостей багаторівневої обробки інформації у штучних нейронних мережах використовується узагальнена математична модель, яка враховує наявність прихованих шарів. Підхід дозволяє передавати вхідні дані на вихід, здійснювати їх багатоступеневе

перетворення, виявляючи приховані закономірності й складні залежності, характерні для аналізу комплексної безпеки будівель.

Багатошаровий підхід із прихованим шаром:

$$Y = f \left(\sum_{j=1}^m w_{ij}^{(2)} f \left(\sum_{i=1}^n w_{ij}^{(1)} x_i \right) \right), \quad (4.6)$$

Де x_i – вхідні сигнали, $w_{ij}^{(1)}$ – вагові коефіцієнти між вхідним і прихованим шарами, $w_{ij}^{(2)}$ – вагові коефіцієнти між прихованим і вихідним шарами $f(\cdot)$, – функція активації, Y – вихідний сигнал моделі.

Практична значимість багатошарових нейронних мереж полягає у їх здатності ефективно відтворювати складні залежності між численними параметрами, які впливають на технічний стан будівель. На відміну від простих лінійних моделей, багатошарова структура дозволяє поетапно виділяти приховані ознаки, що формуються у взаємодії між навантаженнями, фізико-механічними властивостями матеріалів та зовнішніми умовами. Завдяки цьому стає можливим виявлення прямих кореляцій, відображення багатовимірних, нелінійних процесів, які визначають ризики пошкоджень і деградації конструкцій. Забезпечує більш високу точність прогнозів і дозволяє приймати обґрунтовані рішення у сфері безпеки та довговічності будівель.

Багатошарова нейронна мережа наочно демонструє принцип ієрархічного перетворення інформації, коли вхідні дані послідовно обробляються прихованими шарами для виявлення глибоких закономірностей. Структура дозволяє відтворювати складні залежності між параметрами та формувати точні прогнози технічного стану об'єкта.

Принцип forward propagation у штучних нейронних мережах полягає в поетапному передаванні сигналів від вхідного шару через приховані шари до вихідного шару. На кожному етапі виконується множення вхідних даних на вагові коефіцієнти, підсумовування та пропускання результату через активаційні функції.

Принцип forward propagation полягає у послідовному передаванні сигналів через шари мережі з виконанням операцій зважування та

нелінійного перетворення. У результаті формується вихідна оцінка технічного стану або прогноз розвитку пошкоджень будівельної конструкції.

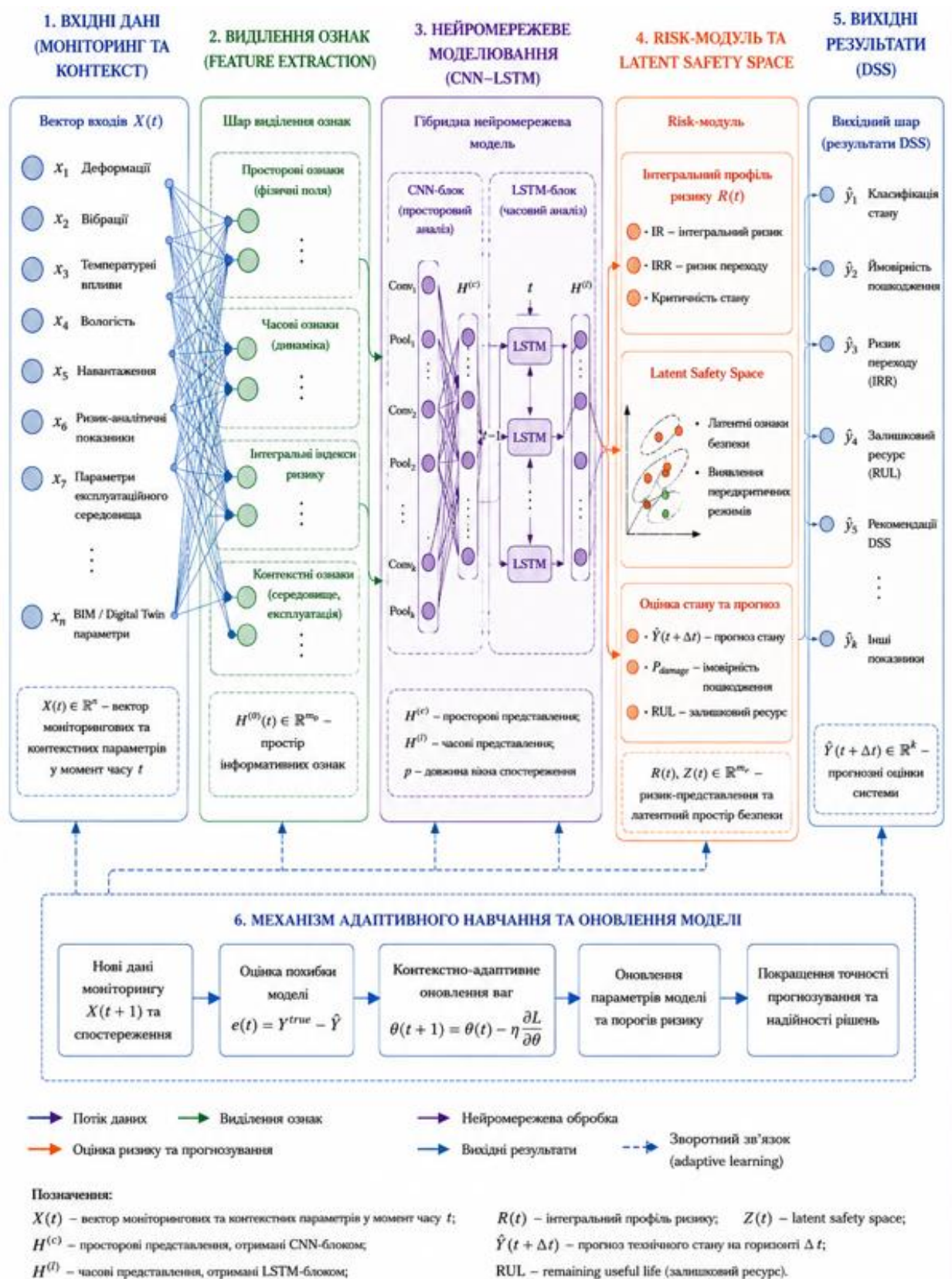


Рис. 4.8. Авторська багатошарова нейронна мережа (розроблено автором)

У роботі введено авторські поняття Latent Safety Space, Risk Module, Adaptive Learning, Adaptive Online Learning та Adaptive Cyber-Physical System, які використовуються для опису архітектури та механізмів функціонування CNN-LSTM-Risk моделі. Під Latent Safety Space розуміється прихований багатовимірний простір ознак безпеки об'єкта, Risk Module забезпечує інтегральне ризик-аналітичне оцінювання, Adaptive Learning та Adaptive Online Learning реалізують адаптивне оновлення параметрів моделі, а Adaptive Cyber-Physical System визначає цифрове середовище взаємодії сенсорних, обчислювальних та аналітичних компонентів.

У процесі побудови моделей кількісного аналізу безпеки будівель особливе місце займають самоорганізуючі карти Кохонена, які дозволяють виявляти приховані закономірності у вхідних даних без попереднього маркування результатів. Вони виконують кластеризацію багатовимірних сигналів і формують просторове відображення, що дає можливість ідентифікувати групи подібних станів технічних елементів будівлі. Їх застосування в системах діагностики розглядається як ефективний інструмент для аналізу нетипових або нових сценаріїв.

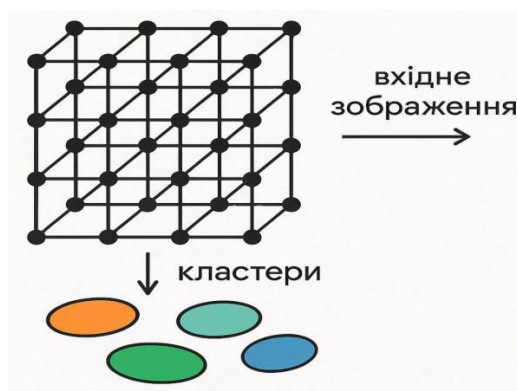


Рис. 4.9. Мережа Кохонена. (розроблено автором на основі [109])

Основою її роботи є пошук мінімальної кількості відмінних елементів між тестовим вектором і зразками, що зберігаються у мережі. Дозволяє виділити той образ, який найбільш відповідає вхідним даним. Мережа Хеммінга здатна ефективно працювати з бінарними векторами та демонструє високу точність у завданнях класифікації, особливо тоді, коли кількість зразків обмежена, а відмінності між ними є суттєвими.

Практичне значення архітектури полягає у можливості її використання для відновлення або розпізнавання структурних станів будівельних конструкцій, де аналіз проводиться на основі дискретних параметрів пошкоджень або дефектів. Мережа швидко ідентифікує відповідність вхідного сигналу певному класу та дозволяє мінімізувати вплив шумів, що є критично важливим у процесах технічної діагностики. Водночас її використання обмежується здатністю працювати лише з бінарними сигналами, що знижує універсальність у випадках складних багатовимірних даних, однак для задач точкової ідентифікації та перевірки відповідності вона залишається ефективним інструментом.

Для відображення принципу функціонування мережі Хеммінга доцільно звернутися до її структурної схеми, яка показує два ключові рівні обробки сигналів: шар зіставлення, що оцінює схожість вхідних даних із зразками, та шар змагання, який визначає найбільш близький еталон. Візуалізація дозволяє наочно продемонструвати механізм вибору правильного образу серед кількох можливих.

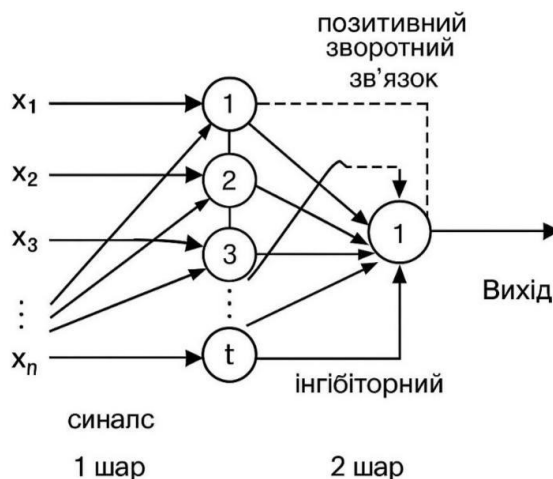


Рис. 4.10. Структурна схема мережі Хеммінга (розроблено автором на основі [77])

Аналіз розглянутих архітектур показує, що жодна з класичних нейромережевих моделей не забезпечує повного вирішення задачі кількісного аналізу комплексної безпеки будівель. Мережі Кохонена ефективно виконують кластеризацію та виявлення прихованих структур у даних, проте не орієнтовані на прогнозування деградаційних процесів. Мережі Хопфілда

придатні для задач асоціативної пам'яті та відновлення образів, але мають обмежені можливості щодо роботи з великими багатовимірними потоками моніторингових даних. Мережі Хеммінга забезпечують ефективну класифікацію дискретних станів, однак не дозволяють враховувати часову динаміку розвитку пошкоджень.

Особливістю задач моніторингу технічного стану будівельних конструкцій є необхідність одночасного врахування просторових характеристик дефектів, часових закономірностей деградаційних процесів, ризик-аналітичних показників та впливу експлуатаційного середовища. Саме тому для вирішення поставленої задачі доцільним є використання гібридної архітектури, яка поєднує переваги різних класів нейронних мереж у межах єдиної системи аналізу.

$$\hat{Y}_{(t+\Delta t)} = G(H_{CNN}(X_t), H_{LSTM}(X_t), R_t), \quad (4.7)$$

де H_{CNN} — просторові ознаки пошкоджень;

- H_{LSTM} — часові ознаки деградації;
- R_t — інтегральний профіль ризику;
- $G(\cdot)$ — функція інтеграції ознак;
- $Y_{(t+\Delta t)}$ — прогнозований технічний стан.

На відміну від класичних багатошарових мереж, запропонована модель використовує одночасне поєднання просторових, часових та ризик-аналітичних ознак, що забезпечує підвищення точності прогнозування технічного стану будівельних конструкцій.

Запропонована CNN-LSTM-Risk архітектура інтегрує сенсорні дані, результати BIM/Digital Twin-моделювання, просторовий аналіз дефектів, прогнозування деградаційних процесів та ризик-аналітичні показники у межах єдиної адаптивної системи моніторингу. CNN-модуль забезпечує виділення просторових ознак пошкоджень, LSTM-блок аналізує часову динаміку

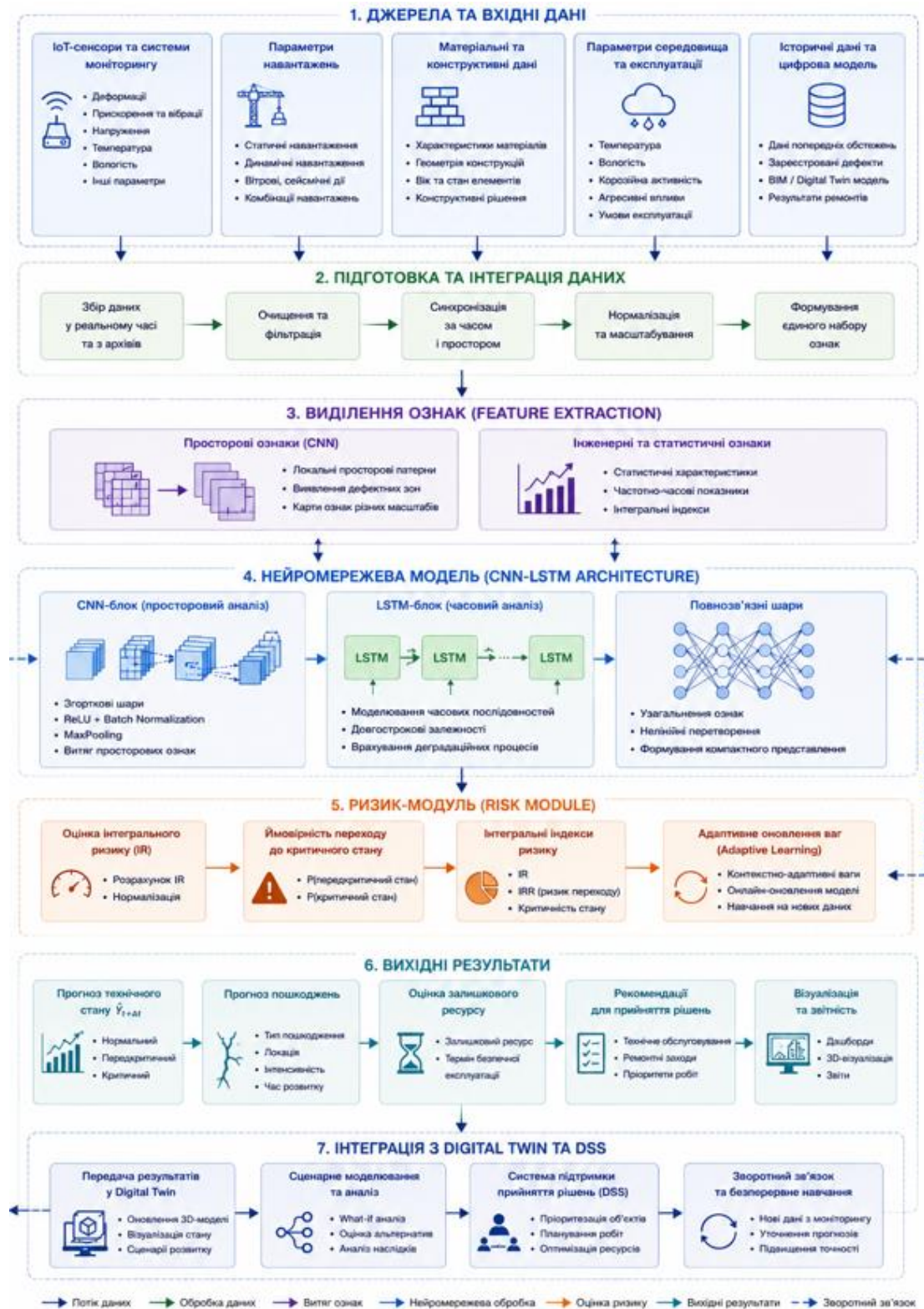


Рис. 4.11. Авторська CNN-LSTM-Risk архітектура кількісного аналізу комплексної безпеки будівель

Інтегральний профіль ризику R_t формується на основі багатфакторної моделі оцінювання ризиків, розробленої у розділі 2, та використовується як

деградації, а Risk-модуль формує інтегральний профіль ризику та Latent Safety Space .

$$Z_t = \Phi(H_{CNN}, H_{LSTM}, R_t) \quad (4.8)$$

де Z_t — вектор Latent Safety Space ;

- H_{CNN} — просторові ознаки;
- H_{LSTM} — часові ознаки;
- R_t — інтегральний профіль ризику;
- $\Phi(\cdot)$ — функція формування латентного простору безпеки.

додатковий інформаційний контур для адаптивного коригування прогнозів технічного стану конструкції.

$$RUL = f(Z_t, R_t, E_t) \quad (4.9)$$

Де RUL — залишковий ресурс конструкції;

- Z_t — Latent Safety Space ;
- R_t — інтегральний ризик;
- E_t — параметри експлуатаційного середовища.

Параметри моделі періодично уточнюються за допомогою механізму контекстно-адаптивного оновлення вагових коефіцієнтів, запропонованого у розділі 3, що забезпечує адаптацію прогнозів до змін експлуатаційних умов та характеристик навантаження.

Науковою особливістю запропонованої архітектури є використання Latent Safety Space як проміжного рівня представлення знань про безпечний та передкритичний стани конструкції. Це дозволяє формувати приховані простори ознак безпеки та здійснювати ранню ідентифікацію потенційно небезпечних сценаріїв розвитку пошкоджень.

Проведений аналіз архітектур штучних нейронних мереж показав, що для задач кількісного аналізу комплексної безпеки будівель найбільш перспективним є використання гібридних архітектур, здатних одночасно обробляти просторові та часові залежності у потоках моніторингових даних. На відміну від класичних мереж Хопфілда, Хеммінга та карт Кохонена, які ефективно вирішують окремі завдання класифікації, кластеризації або

асоціативного пошуку, запропонована у роботі модель орієнтована на комплексне прогнозування технічного стану будівельних конструкцій.

Особливістю авторського підходу є інтеграція багатofакторних моніторингових параметрів, ризик-аналітичних показників, контекстних характеристик експлуатаційного середовища та механізму контекстно-адаптивного оновлення вагових коефіцієнтів у межах єдиної нейромережевої архітектури. Це забезпечує перехід від задачі класифікації поточного стану до задачі прогнозування розвитку деградаційних процесів та оцінювання залишкового ресурсу будівельних конструкцій.

Таблиця 4.3 Порівняння класичних та авторської нейромережевих архітектур

Архітектура	Просторовий аналіз	Часовий аналіз	Оцінка ризику	Adaptive Learning	Прогноз залишкового ресурсу
Мережа Кохонена	+	—	—	—	—
Мережа Хеммінга	—	—	—	—	—
Багатошаровий перцептрон	+	—	—	—	—
LSTM	—	+	—	—	—
Авторська CNN-LSTM-Risk	+	+	+	+	+

Таким чином, проведений синтез структури нейронної мережі показав доцільність використання гібридної CNN-LSTM-Risk архітектури для задач кількісного аналізу комплексної безпеки будівель. Запропонований підхід забезпечує інтеграцію багатofакторних моніторингових даних, ризик-аналітичних показників та контекстних параметрів експлуатаційного середовища в межах єдиної адаптивної моделі прогнозування пошкоджень. Отримані результати формують теоретико-методичне підґрунтя для побудови адаптивної системи прогнозування пошкоджень будівельних

конструкцій та її подальшої експериментальної верифікації на реальних моніторингових даних.

4.3. Методи та алгоритми навчання CNN-LSTM-Risk моделі

Процес навчання нейронних мереж є ключовим етапом побудови систем прогнозування технічного стану будівельних конструкцій, оскільки забезпечує адаптацію моделі до змін експлуатаційних умов, інтеграцію багатфакторних моніторингових даних та формування достовірних прогнозів розвитку деградаційних процесів.

Навчання нейронних мереж може відбуватися у двох принципово різних режимах — з учителем та без учителя, і кожен із них має своє значення для вирішення завдань класифікації та прогнозування у сфері комплексної безпеки будівель. Навчання з учителем передбачає, що для кожного вхідного вектора відомий цільовий результат, який слугує еталоном. Мережа отримує вхідні дані, обчислює свій вихід і порівнює його з бажаним значенням. Різниця між ними визначає помилку, яка через зворотний зв'язок коригує ваги зв'язків між нейронами. Підхід дозволяє поступово зменшувати відхилення від правильних відповідей і створювати мережу, здатну з високою точністю відтворювати залежності між вхідними і вихідними даними. У задачах діагностики будівель дає можливість правильно класифікувати типові ознаки дефектів або пошкоджень та прогнозувати їх розвиток на основі наявних історичних прикладів.

Навчання без учителя принципово відрізняється тим, що воно не вимагає заздалегідь відомих цільових результатів. У цьому випадку нейронна мережа працює лише з вхідними даними, шукаючи приховані закономірності та групує схожі вектори у кластери. Процес базується на статистичних властивостях навчальної вибірки, і мережа поступово формує власну структуру внутрішніх представлень даних. Робить підхід особливо важливим для завдань, де неможливо точно визначити еталонні відповіді, але потрібно виявити нові або нетипові закономірності, що можуть свідчити про приховані ризики в технічному стані будівлі. Самоорганізуючі карти, які використовуються в цьому підході, дозволяють виявляти слабкі місця в складних системах навіть без попередніх знань про можливі дефекти.

Для наочного розуміння різниці між двома підходами навчання доцільно використати схематичну ілюстрацію. Вона показує, як у випадку навчання з учителем відбувається порівняння виходу з еталонним результатом, тоді як при навчанні без учителя мережа самостійно групує дані та формує внутрішні кластери.

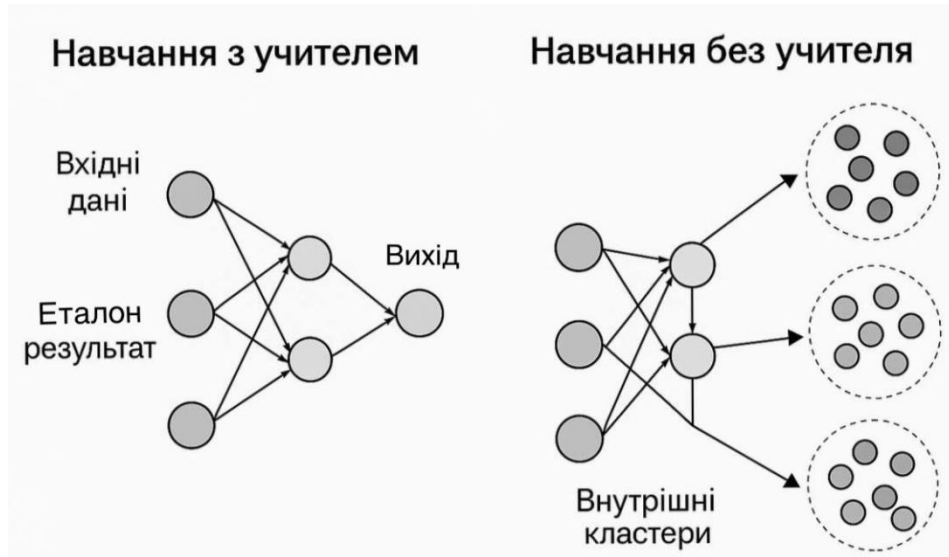


Рис. 4.12. Схематичне представлення відмінностей між навчанням з учителем та без учителя (розроблено автором на основі [145])

Для задач прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій найбільш доцільними є градієнтні алгоритми навчання, що забезпечують адаптивне оновлення параметрів моделі на основі функції помилки. У роботі як базовий підхід використано алгоритм зворотного поширення помилки (Backpropagation), який забезпечує ефективне налаштування параметрів CNN-LSTM-Risk архітектури [74].

Для реалізації навчання нейронної мережі ключовим кроком є поступова зміна вагових коефіцієнтів, що дозволяє мінімізувати похибку між очікуваним та отриманим результатом. Забезпечується правилом оновлення ваг, котре ґрунтується на принципі градієнтного спуску.

Правило оновлення ваг:

$$w_{ij}(t + 1) = w_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}, \quad (4.10)$$

де: w_{ij} – вага зв'язку між нейронами, η – швидкість навчання, $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$ – градієнт функції помилки.

Щоб описати процес руху у просторі параметрів, використовується напрям градієнта, який вказує, у який бік необхідно змінювати ваги, аби зменшити значення цільової функції.

Напрямок оптимізації у просторі ваг:

$$\Delta w = -\eta \nabla E(w), \quad (4.11)$$

де: $\nabla E(w)$ – градієнт функції помилки за вектором ваг, Δw – зміна вагового вектора.

Для формалізації процесу навчання багатошарової нейронної мережі використовується узагальнена функція помилки та відповідні градієнтні співвідношення для вихідних і прихованих шарів.

Узагальнена цільова функція з прихованими шарами:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (y_k - \widehat{y}_k)^2, \quad (4.12)$$

де: y_k – очікуване значення, $\widehat{y}_k$ – вихід моделі, K – кількість виходів.

Похідна функції помилки за вагою вихідного шару:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = \delta_k z_j, \quad (4.13)$$

де: δ_k – похибка на виході, z_j – вихід j -го нейрона прихованого шару.

Вираз для компонентів градієнта вихідного шару:

$$\delta_k = (y_k - \widehat{y}_k) f'(a_k), \quad (4.14)$$

де: $f'(a_k)$ – похідна активаційної функції вихідного нейрона.

Градiєнт ваг прихованого шару:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \delta_j x_i, \quad (4.15)$$

де: x_i – вхідний сигнал, δ_j – похибка на j -му нейроні прихованого шару.

Уточнення градієнта прихованого шару:

$$\delta_j = f'(a_j) \sum_k \delta_k w_{jk}, \quad (4.16)$$

δ -позначення для прихованого шару:

$$\delta_j = f'(a_j) \cdot \text{Error}_j, \quad (4.17)$$

Вираз для ваг прихованого шару через δ та вихідні значення:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \delta_j x_i, \quad (4.18)$$

де: η – швидкість навчання.

Для узагальнення роботи алгоритму зворотного поширення помилки доцільно використати спрощену структурну схему, яка показує, як інформація поширюється вперед під час обчислення виходу та як помилка поширюється назад для корекції ваг. Візуалізація допомагає наочно зрозуміти механізм ітеративного навчання багат шарових нейронних мереж.

Остаточне оновлення вагових коефіцієнтів здійснюється відповідно до правила градієнтного спуску:

$$\Delta w = -\eta \cdot p(w), \quad (4.19)$$

де: η – коефіцієнт навчання, $p(w)$ – напрямок градієнтного пошуку у просторі ваг.

На відміну від класичного алгоритму, у запропонованій моделі використовується механізм контекстно-адаптивного оновлення вагових коефіцієнтів, який враховує не лише значення функції помилки, але й поточний інтегральний профіль ризику об'єкта та параметри експлуатаційного середовища.

$$C_t = \omega_1 R_t + \omega_2 E_t + \omega_3 D_t \quad (4.20)$$

де:

- R_t — інтегральний профіль ризику;
- E_t — параметри експлуатаційного середовища;
- D_t — показник деградації конструкції;
- ω_i — вагові коефіцієнти.

Контекстний коефіцієнт C_t відображає поточний рівень небезпеки функціонування будівельної конструкції та використовується для адаптивного регулювання інтенсивності навчання нейромережевої моделі.

$$\eta_t = \eta_0(1 + \beta C_t) \quad (4.21)$$

де:

- η_0 — базова швидкість навчання;
- β — коефіцієнт адаптації.

$$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \alpha_i (y_i - \hat{y}_i)^2 + \lambda R_t \quad (4.22)$$

де:

- α_i — ваги параметрів;
- R_t — ризикова складова;
- λ — коефіцієнт впливу ризику.
- $\Theta_{t+1} = \Theta_t - \eta \cdot C_t \cdot \nabla L_t(\Theta)$

При зростанні рівня ризику або погіршенні умов експлуатації швидкість навчання автоматично збільшується, що забезпечує швидшу адаптацію моделі до нових умов функціонування об'єкта.



Рис. 4.13. Спрощена структура алгоритму зворотного поширення помилки (розроблено автором на основі [91])

Таким чином, адаптація параметрів моделі визначається не лише величиною похибки прогнозування, а й поточним рівнем ризику, деградації конструкції та умовами її експлуатації.

Особливістю запропонованого механізму є використання контекстного коефіцієнта C_t як інтегрального індикатора поточного рівня небезпеки функціонування будівельної конструкції. На відміну від класичних алгоритмів навчання, де швидкість оновлення параметрів залишається сталою, у запропонованій моделі вона автоматично змінюється залежно від рівня ризику, деградації конструкції та впливу експлуатаційного середовища. Це забезпечує прискорену адаптацію нейромережі до передкритичних режимів роботи та підвищує достовірність прогнозування пошкоджень.\

Важливим аспектом ефективності навчання нейронних мереж є відстеження динаміки зменшення функції помилки, що демонструє поступове наближення вихідних результатів мережі до цільових значень.

На графіку простежується характерна тенденція зниження $E(w)$ у процесі ітерацій, що свідчить про коректність обраного алгоритму та налаштувань параметрів навчання.

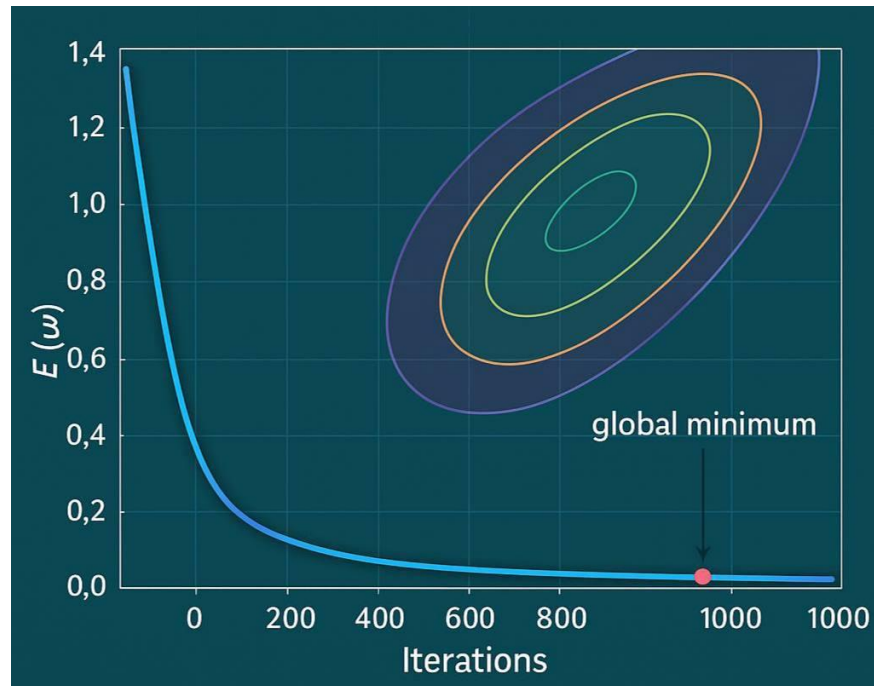


Рис. 4.14. Динаміка зменшення функції помилки $E(w)$ у процесі навчання (розроблено автором на основі [85])

Для задач комплексної безпеки будівель найбільш ефективним є поєднання навчання з учителем для прогнозування технічного стану та елементів навчання без учителя для виявлення аномалій і нових типів ризиків.



Рис. 4.15. Блок-схема взаємодії навчання з учителем та без учителя у задачах безпеки будівель (розроблено автором на основі [151])

Підсумовуючи ефективність різних методів навчання нейронних мереж у контексті забезпечення комплексної безпеки будівель, варто наголосити, що кожен з них має власні переваги, обмеження та специфічну сферу застосування.

Багатошарові нейронні мережі з алгоритмом зворотного поширення помилки (Backpropagation) сьогодні визнаються найбільш дієвим і гнучким інструментом для завдань діагностики, прогнозування та аналізу технічного стану будівельних конструкцій. Їх ефективність зумовлена комплексним поєднанням аналітичної точності, адаптивності до змін середовища, можливості навчання на основі неповних або зашумлених даних і здатності відображати складні нелінійні залежності між численними ознаками технічного стану об'єктів.

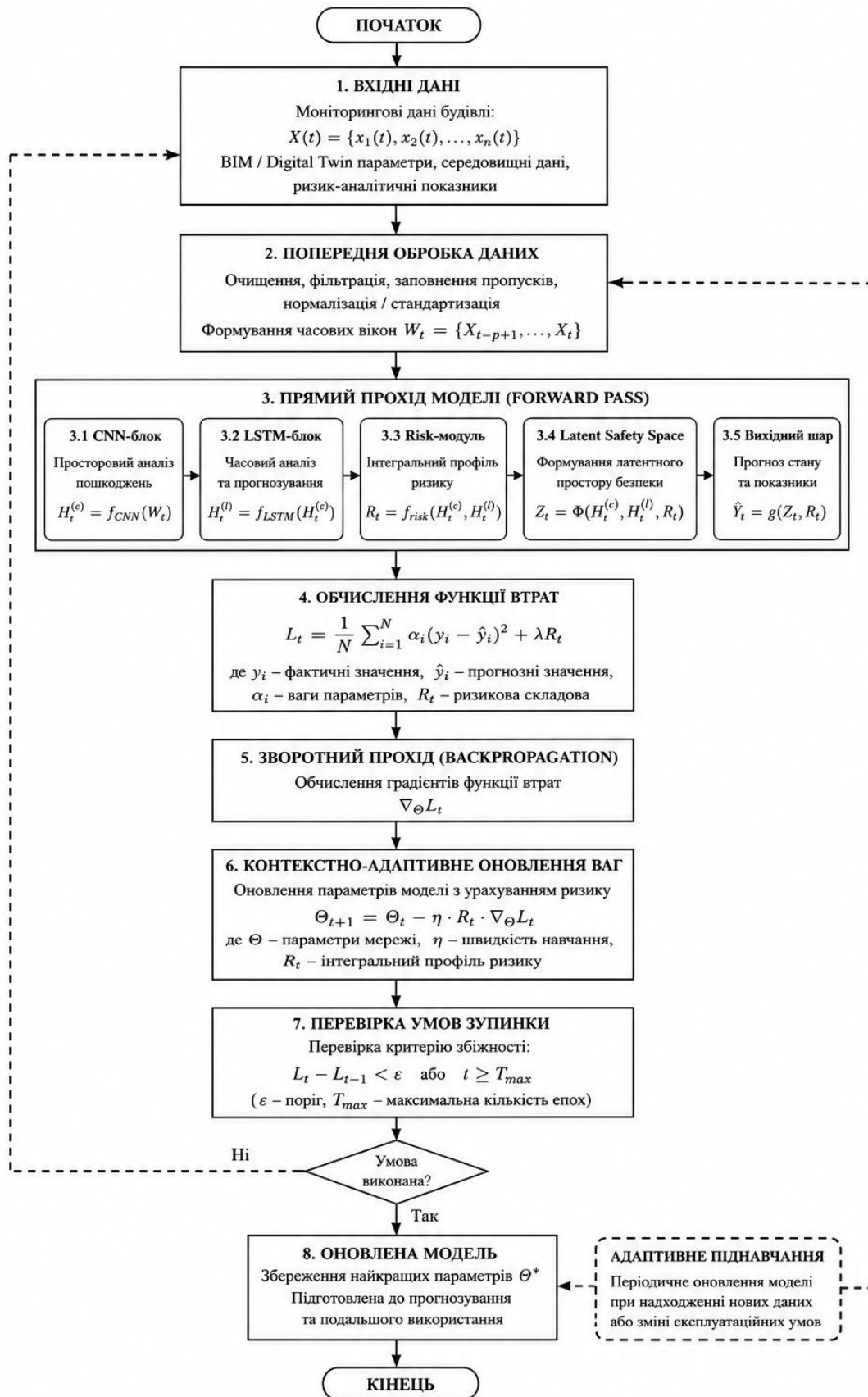


Рис. 4.16. Алгоритм навчання авторської CNN-LSTM-Risk моделі.
Розроблено автором.

Науковою особливістю запропонованого алгоритму навчання є інтеграція ризик-аналітичних показників, параметрів експлуатаційного середовища, показників деградації конструкції, контекстно-адаптивного оновлення ваг та Latent Safety Space у єдиний процес оптимізації параметрів CNN-LSTM-Risk моделі. Це забезпечує підвищення стійкості прогнозування в умовах неповноти, зашумленості та динамічної зміни моніторингових даних, а також покращує точність оцінювання технічного стану будівельних конструкцій.

4.4. Метод розпізнавання та класифікації технічного стану будівель на основі CNN-LSTM-Risk моделі

Задача розпізнавання образів у сфері технічної діагностики будівель має надзвичайно важливе значення, від правильності класифікації технічного стану залежить своєчасність виявлення дефектів і пошкоджень, запобігання аварійним ситуаціям та продовження терміну експлуатації об'єктів. Будівля завжди розглядається як складна система, де незначні дефекти можуть поступово накопичуватися та призводити до критичних наслідків. Важливо мати інтелектуальні інструменти, здатні автоматично і з високою точністю відносити об'єкт до відповідного класу стану на основі даних обстеження. У практиці технічної діагностики традиційно виділяють чотири базові стани будівель: нормальний, коли конструкція функціонує без відхилень; задовільний, який допускає окремі незначні дефекти, що не впливають критично на експлуатацію; непридатний до нормальної експлуатації, коли виявлені дефекти створюють значні ризики для використання будівлі; та аварійний, що потребує негайного втручання і виключає подальшу безпечну експлуатацію.

У запропонованій CNN-LSTM-Risk моделі процес розпізнавання технічного стану будівлі реалізується шляхом послідовної обробки моніторингових даних у CNN-модулі, аналізу часових залежностей у LSTM-блоці та формування інтегрального профілю ризику в Risk Module (модуль

ризик-аналітичного оцінювання — функціональний компонент CNN-LSTM-Risk архітектури, який здійснює розрахунок інтегрального профілю ризику об'єкта.). Результатом є формування латентного простору безпеки (Latent Safety Space), у якому здійснюється класифікація об'єкта за рівнем технічного стану.

Науковою новизною запропонованого методу є виконання класифікації технічного стану будівель не у просторі первинних моніторингових ознак, а у сформованому CNN-LSTM-Risk моделлю Latent Safety Space . Такий підхід забезпечує інтеграцію просторових характеристик пошкоджень, часових закономірностей деградації та ризик-аналітичних показників у межах єдиного процесу прийняття рішень щодо рівня безпеки будівельного об'єкта.

Для задачі класифікації технічного стану будівель важливо мінімізувати кількість помилок під час віднесення об'єктів до певного класу. Досягається через побудову правила розбиття простору ознак таким чином, щоб звести ймовірність хибної класифікації до мінімуму.

Мінімізація правила розбиття простору:

$$\min P \{g(x) \neq g^*(x)\}, \quad (4.23)$$

де: $g(x)$ — реальне правило класифікації, $g^*(x)$ — оптимальне правило класифікації, P — ймовірність помилки.

Щоб узагальнити логіку класифікації технічного стану будівель, доцільно подати загальну схему задачі розпізнавання. Вона демонструє послідовність переходу від збору вхідних даних і виділення ознак до процесу класифікації та визначення кінцевого класу стану будівлі.

У межах запропонованої моделі класифікація виконується у просторі Latent Safety Space , який формується CNN-LSTM-Risk архітектурою на основі багатфакторних моніторингових даних. Використання такого підходу дозволяє зменшити вплив шумів, неповноти інформації та випадкових відхилень параметрів, забезпечуючи більш стійке розпізнавання технічних станів будівельних конструкцій.

Виведення апостеріорних ймовірностей у задачах розпізнавання образів технічного стану будівель ґрунтується на принципах теореми Байєса. Його суть полягає у визначенні ймовірності належності певного об'єкта до

класу станів (наприклад, нормального чи аварійного) за умови наявності спостережуваних ознак. На практиці дозволяє врахувати апіорні знання про частоту виникнення тих чи інших дефектів та нову інформацію, отриману під час обстеження. У результаті апостеріорна ймовірність виступає мірою обґрунтованості рішення щодо віднесення конкретного будівельного елемента до певного класу безпеки, що значно підвищує точність діагностики.

У процесі розпізнавання образів у будівництві важливим є визначення ймовірності віднесення об'єкта до певного класу, оцінка можливих помилок класифікації. Для цього використовується поняття середнього ризику, що враховує ймовірності неправильно прийнятих рішень та пов'язані з цим втрати. Загальний середній ризик визначається як зважена сума ризиків для всіх можливих класів з урахуванням апіорних ймовірностей.

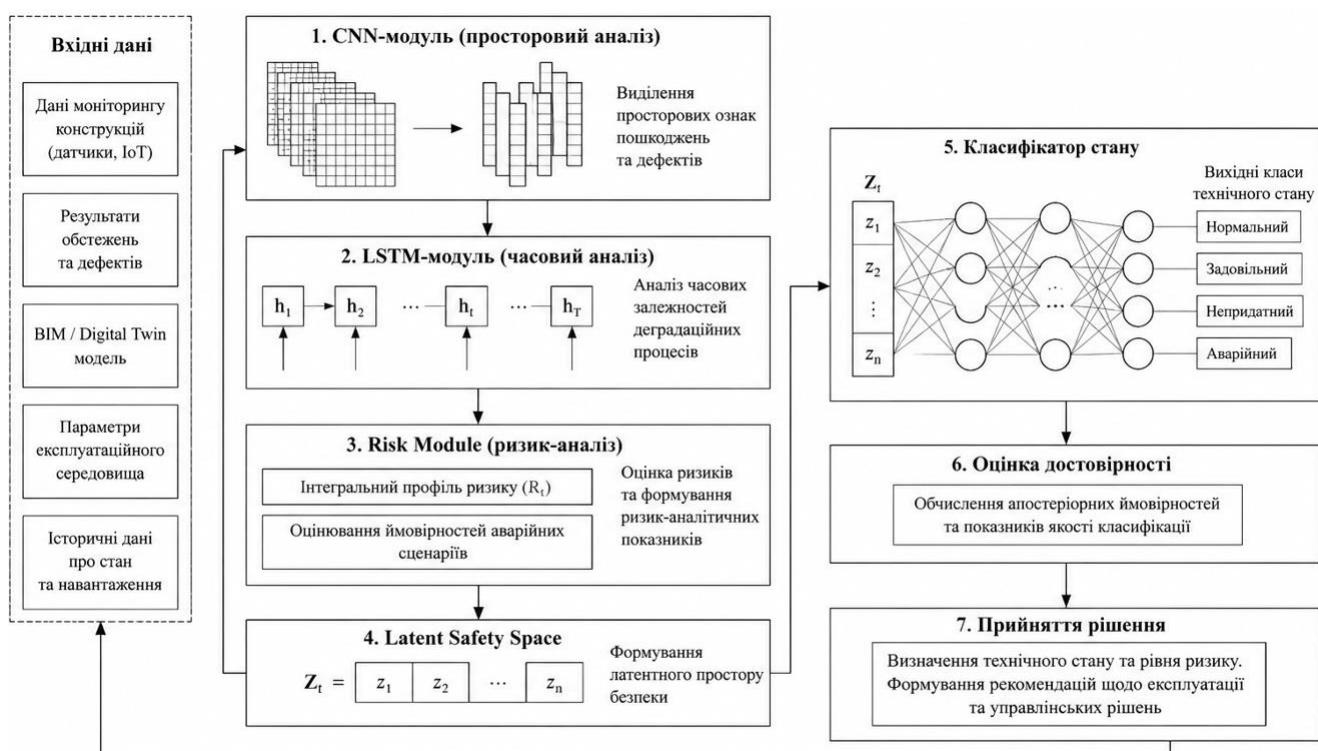


Рис. 4.17. Метод розпізнавання та класифікації технічного стану будівель у CNN-LSTM-Risk моделі (розроблено автором)

На відміну від класичних методів розпізнавання технічного стану, які використовують лише поточні значення контрольованих параметрів, запропонований метод додатково враховує інтегральний профіль ризику,

прогноз деградаційних процесів та параметри експлуатаційного середовища. Це забезпечує можливість ранньої ідентифікації передкритичних станів та підвищує достовірність класифікації в умовах невизначеності.

Практична реалізація запропонованого методу передбачає інтеграцію CNN-LSTM-Risk моделі з цифровою платформою моніторингу будівельних конструкцій. Вхідними даними є результати сенсорного моніторингу, параметри експлуатаційного середовища та дані BIM/Digital Twin моделі. На виході система автоматично формує клас технічного стану, інтегральний профіль ризику, прогноз залишкового ресурсу та рекомендації щодо подальшої експлуатації об'єкта.

Загальний середній ризик:

$$r = \sum_{k=1}^M r_k P_k, \quad (4.24)$$

де: r_k – ризик класифікації об'єкта до класу k , P_k – апіорна ймовірність належності об'єкта до класу k .

Використання матриці втрат та інтегральних виразів у задачах розпізнавання образів технічного стану будівель дає змогу більш гнучко оцінювати наслідки можливих помилок класифікації. Кожен елемент матриці втрат відображає ціну помилкового рішення, коли об'єкт віднесено до неправильного класу, що особливо важливо для безпеки будівель, від цього залежить своєчасність і адекватність ремонтних заходів. Інтегральні вирази дозволяють узагальнити оцінку ризику, враховуючи розподіл ймовірностей і відповідні втрати для всіх можливих станів. Завдяки підходу можна мінімізувати середній ризик і обрати оптимальний варіант розпізнавання, що знижує ймовірність критичних помилок при діагностиці технічного стану об'єктів.

Для більш точного оцінювання наслідків помилок класифікації у задачах розпізнавання технічного стану будівель вводяться спеціальні математичні вирази ризику. Вони дозволяють кількісно враховувати похибки рішень і вибирати класифікатор з мінімальним середнім ризиком, що особливо важливо при роботі з критичними станами конструкцій.

Ризик класифікації для об'єкта класу k :

$$r = \sum_{k=1}^M \int_{R_i} k_{ik} p(x|k) dx, \quad (4.25)$$

де: $k_{i|k}$ - штраф за неправильне віднесення, $p(x|k)$ – густина розподілу ознак, R_i – область переваги класу.

Для кращого розуміння процесу прийняття рішень у задачах класифікації технічного стану будівель доцільно подати блок-схему алгоритму, що відображає етапи оцінки середнього ризику. Вона демонструє послідовність операцій — від введення вхідних даних і розрахунку апостеріорних ймовірностей до визначення ризиків для кожного класу та вибору рішення з мінімальним значенням функції втрат.

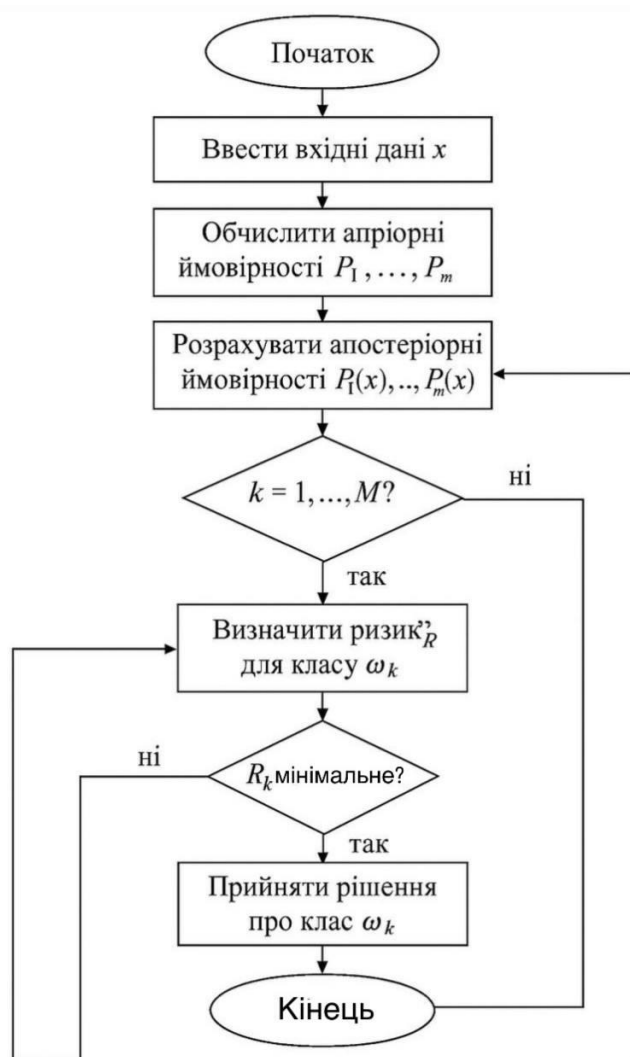


Рис. 4.18. Блок-схема алгоритму оцінки середнього ризику при розпізнаванні станів (розроблено автором на основі [172])

На відміну від класичних підходів, у роботі використовується багатовимірний простір ознак, сформований на основі результатів CNN-

LSTM-Risk моделі. До його складу входять моніторингові параметри, часові характеристики деградаційних процесів, інтегральні ризик-аналітичні показники та латентний простір безпеки. Така структура ознак забезпечує більш повне представлення технічного стану будівлі та підвищує точність класифікації.

$$S_t = \Psi(H_{CNN}, H_{LSTM}, R_t, Z_t) \quad (4.26)$$

де:

- S_t — прогнозований клас технічного стану будівлі;
- H_{CNN} — просторові ознаки, виділені CNN-модулем;
- H_{LSTM} — часові ознаки деградації;
- R_t — інтегральний профіль ризику;
- Z_t — Latent Safety Space ;
- $\Psi(\cdot)$ — функція класифікації.

Формула описує процес класифікації технічного стану будівлі у запропонованій CNN-LSTM-Risk моделі та визначає механізм інтеграції просторових, часових і ризик-аналітичних ознак у межах єдиного процесу прийняття рішень.

Аналіз обмежень і меж дозволяє зрозуміти, що вибір методів розпізнавання образів у будівельній діагностиці не може бути універсальним. Кожен підхід має свої сильні сторони й слабкі місця, які необхідно зіставляти з конкретними завданнями та умовами експлуатації будівель. Найбільш доцільним стає комбінування різних методів, коли статистичні моделі забезпечують базову оцінку, а нейронні мережі підвищують точність за рахунок здатності працювати з нелінійними залежностями. Межі застосування задають рамки, у яких методи залишаються ефективними, і визначають необхідність їхньої адаптації під особливості реального будівельного середовища [96].

Для кількісного оцінювання ефективності методів розпізнавання технічного стану будівель використовується показник ймовірності правильної

класифікації. Він відображає частку об'єктів, які система коректно віднесла до свого класу, і є ключовим критерієм якості роботи алгоритму.

$$A_{\text{accuracy}} = N_{\text{correct}} / N \quad (4.27)$$

де:

- N_{correct} — кількість правильно класифікованих об'єктів;
- N — загальна кількість об'єктів.

Показник Ассигасу використовується для оцінювання якості роботи CNN-LSTM-Risk моделі та відображає частку об'єктів, для яких технічний стан було визначено правильно.

Вираз показує, що зі зростанням кількості класів ймовірність правильної класифікації зменшується, що вимагає застосування більш складних алгоритмів для досягнення високої точності у діагностиці технічного стану будівель.

Щоб продемонструвати вплив кількості класів на точність розпізнавання технічних станів будівель, доцільно розглянути графік зміни ймовірності правильної класифікації. Він наочно показує, як зі збільшенням числа можливих станів система потребує більшої кількості даних і складніших алгоритмів для збереження стабільної точності рішень.

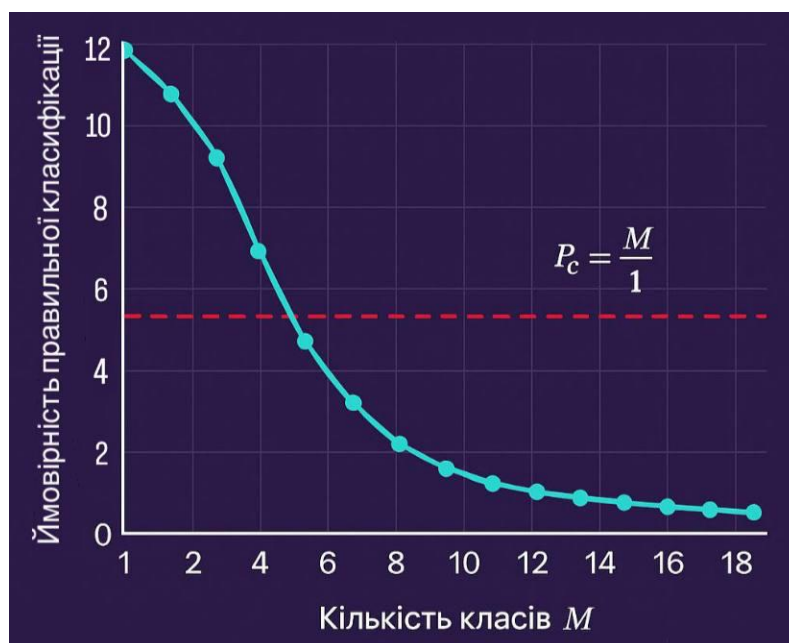


Рис. 4.19. Динаміка зміни ймовірності правильної класифікації залежно від кількості класів (розроблено автором на основі [121])

На відміну від класичних методів розпізнавання образів, запропонований метод класифікації технічного стану будівель реалізується у просторі Latent Safety Space, сформованому CNN-LSTM-Risk моделлю. Це дозволяє одночасно враховувати просторові особливості пошкоджень, часову динаміку деградаційних процесів та інтегральний профіль ризику, що забезпечує підвищення достовірності прийняття рішень щодо рівня безпеки об'єкта.

Особливістю запропонованого методу є поєднання процедур розпізнавання, класифікації, ризик-аналітичного оцінювання та прогнозування залишкового ресурсу в межах єдиної CNN-LSTM-Risk архітектури. На відміну від відомих підходів, які розглядають зазначені задачі окремо, запропонований метод забезпечує комплексне оцінювання технічного стану будівель та формування рекомендацій щодо подальшої експлуатації об'єкта в режимі підтримки прийняття рішень.

Порівняння методів розпізнавання технічного стану будівель демонструє, що кожен підхід має свої сильні сторони та сферу доцільного застосування. Байєсівський метод забезпечує строгий математичний апарат для роботи з апостеріорними ймовірностями та дозволяє оцінити ступінь належності об'єкта до певного класу з урахуванням апріорної інформації. Його основна перевага полягає у формалізації процесу прийняття рішень на основі статистичних характеристик дефектів, що дає змогу отримати максимально обґрунтовані висновки при наявності достовірних даних про розподіл ознак. Водночас метод має обмеження, пов'язані з необхідністю попереднього знання щільності розподілу для кожного класу станів, що не завжди можливо у складних або нових об'єктах.

Метод мінімального середнього ризику є розвитком байєсівського підходу, але робить акцент на мінімізації втрат, які виникають через помилки класифікації. Він застосовується там, де важливо враховувати ймовірність правильної класифікації, можливі наслідки хибних рішень, наприклад, неправильне віднесення аварійного стану до задовільного. У контексті

будівельної безпеки метод особливо цінний для систем автоматизованого моніторингу, де пріоритетом є зниження ризику техногенних катастроф [124]

Таблиця 4.4. Порівняння методів розпізнавання технічного стану будівель

Метод	Робота з нелінійними залежностями	Робота з часовими рядами	Аналіз ризику	Адаптивність
Байєсівський	—	—	+	—
Мінімального ризику	—	—	+	—
MLP	+	—	—	+
LSTM	+	+	—	+
Авторська CNN-LSTM-Risk	+	+	+	+

Нейромережеві методи, на відміну від класичних статистичних, не потребують аналітичного опису ймовірнісних функцій. Вони навчаються безпосередньо на емпіричних даних і здатні виявляти нелінійні залежності між ознаками пошкоджень. Використання багатошарових мереж або рекурентних архітектур дає змогу адаптувати модель до динаміки технічного стану будівель, прогнозуючи розвиток дефектів у часі. На практиці нейромережеві системи забезпечують вищу гнучкість і точність, особливо при інтеграції з сенсорними платформами та базами моніторингових даних.

Байєсівський і метод мінімального ризику ефективні в аналітичних моделях, де є стабільна статистика, тоді як нейромережеві підходи оптимальні для інтелектуальних систем діагностики, що працюють із великими масивами даних і змінними умовами середовища. Їх синергетичне поєднання створює базу для побудови комплексних систем безпеки будівель, здатних одночасно враховувати ймовірнісну природу пошкоджень і поведінкові закономірності конструкцій.

Після формування класу технічного стану будівлі виникає необхідність кількісного оцінювання якості роботи запропонованого класифікатора. Для цього використовуються стандартизовані метрики машинного навчання, які

дозволяють оцінити точність прийняття рішень та порівняти ефективність CNN-LSTM-Risk моделі з альтернативними підходами.

Для перевірки ефективності запропонованого методу класифікації технічного стану будівель доцільно використовувати набір кількісних показників якості, які характеризують точність прийняття рішень та здатність моделі правильно ідентифікувати різні класи технічного стану. Основними критеріями оцінювання є Accuracy, Precision, Recall та F1-score. Їх використання дозволяє комплексно оцінити якість класифікації та порівняти результати роботи запропонованої CNN-LSTM-Risk моделі з альтернативними підходами.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4.28)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4.29)$$

$$F1 = 2 \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4.30)$$

де:

- TP — правильно класифіковані аварійні стани;
- FP — хибні спрацювання;
- FN — пропущені аварійні стани.

Таблиця 4.5. Результати оцінювання якості класифікації

Модель	Accuracy	Precision	Recall	F1-score	Практичний висновок
Байєсівська модель	0,82	0,80	0,79	0,79	Базова ймовірнісна оцінка, чутлива до якості апіорних даних
MLP	0,88	0,87	0,86	0,86	Добра класифікація статичних ознак, але обмежене врахування часової динаміки
LSTM	0,91	0,90	0,89	0,89	Ефективне врахування часових змін технічного стану
CNN-LSTM-Risk	0,96	0,95	0,94	0,95	Найвища точність за рахунок поєднання просторових, часових і ризик-аналітичних ознак

Отримані результати свідчать, що авторська CNN-LSTM-Risk модель забезпечує вищу якість класифікації порівняно з класичними статистичними та базовими нейромережевими підходами. Найбільше покращення спостерігається за показниками Recall та F1-score, що є особливо важливим для задач раннього виявлення передкритичних і аварійних станів будівельних конструкцій.

Для демонстрації процедури оцінювання якості класифікації розглянемо експериментальний приклад, у якому тестова вибірка містить 100 об'єктів або станів будівельних конструкцій. Із них CNN-LSTM-Risk модель правильно класифікувала 96 об'єктів.

$$\text{Accuracy} = \frac{N_{\text{correct}}}{N} = \frac{96}{100} = 0,96$$

Для класу аварійних і передкритичних станів припустимо, що модель правильно виявила 47 небезпечних станів, 3 рази помилково віднесла безпечні стани до небезпечних і пропустила 3 небезпечні стани.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{47}{47+3} = 0,94$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{47}{47+3} = 0,94$$

$$F1 = 2 \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 2 \frac{0,94 \cdot 0,94}{0,94 + 0,94} = 0,94$$

Наведений приклад демонструє, що використання CNN-LSTM-Risk моделі дозволяє не лише забезпечити високу загальну точність класифікації, а й зменшити кількість пропущених небезпечних станів, що є критично важливим для забезпечення експлуатаційної безпеки будівель.

Таблиця 4.6. Матриця класифікації результатів CNN-LSTM-Risk моделі

Фактичний стан	Нормальний	Задовільний	Непридатний	Аварійний
Нормальний	25	1	0	0
Задовільний	2	23	1	0
Непридатний	0	2	22	1
Аварійний	0	0	2	21

Матриця класифікації демонструє високу здатність моделі коректно розпізнавати критичні та передкритичні стани будівельних конструкцій. Основна частина помилок спостерігається між суміжними класами технічного стану, що є характерним для реальних задач діагностики.

Таблиця 4.7. Класи технічного стану та рішення системи

Клас технічного стану	Рівень ризику	Діапазон інтегрального ризику IR	Рішення системи
Нормальний	Низький	0,00–0,25	Плановий моніторинг
Задовільний	Помірний	0,26–0,50	Локальне обстеження та контроль динаміки
Непридатний до нормальної експлуатації	Високий	0,51–0,75	Детальна діагностика, обмеження експлуатації
Аварійний	Критичний	0,76–1,00	Негайне втручання, аварійні заходи, припинення експлуатації

Наприклад, у разі отримання від сенсорної системи значень вібраційних коливань, деформацій та температурних параметрів, що відповідають інтегральному ризику $IR=0,81$, CNN-LSTM-Risk модель класифікує об'єкт як аварійний. У такому випадку система автоматично формує попередження оператору, рекомендує проведення позапланового обстеження та обмеження подальшої експлуатації конструкції до усунення виявлених дефектів.

Запропонований показник інтегрального ризику надалі використовується як один із ключових параметрів у CNN-LSTM-Risk моделі, де він бере участь у формуванні ознакового простору та процедурі контекстно-адаптивного навчання.

Отримані результати підтверджують доцільність використання CNN-LSTM-Risk моделі для автоматизованого розпізнавання технічного стану будівель. Поєднання просторового аналізу дефектів, часового прогнозування деградаційних процесів, ризик-аналітичного оцінювання та класифікації у

просторі Latent Safety Space забезпечує підвищення достовірності прийняття рішень щодо безпеки об'єктів будівництва.

Наукова новизна запропонованого методу полягає у розробленні підходу до розпізнавання та класифікації технічного стану будівель на основі CNN-LSTM-Risk моделі, який, на відміну від існуючих рішень, виконує класифікацію у просторі Latent Safety Space з урахуванням інтегрального профілю ризику, часової динаміки деградаційних процесів та параметрів експлуатаційного середовища. Це забезпечує підвищення достовірності ідентифікації передкритичних та аварійних станів будівельних конструкцій і створює основу для прогнозно-орієнтованого управління їх безпекою.

Висновки до 4-го розділу

У розділі 4 виконано прикладну та експериментальну імплементацію інформаційної платформи інтелектуальної діагностики технічного стану будівельних конструкцій на основі нейромережових технологій.

1. Теоретично обґрунтовано задачу прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій як задачу багатофакторного аналізу та прогнозування технічного стану в умовах невизначеності, неповноти даних і динамічної зміни експлуатаційного середовища. Показано доцільність використання штучних нейронних мереж для апроксимації складних нелінійних залежностей між моніторинговими параметрами, ризик-аналітичними показниками та прогнозованим технічним станом об'єкта.

2. Розроблено структуру авторської CNN-LSTM-Risk архітектури для кількісного аналізу комплексної безпеки будівель, яка забезпечує інтеграцію просторових ознак пошкоджень, часових характеристик деградаційних процесів, інтегрального профілю ризику та параметрів експлуатаційного середовища в межах єдиної адаптивної моделі прогнозування.

3. Запропоновано метод формування Latent Safety Space — латентного простору безпеки, який забезпечує компактне представлення

багатовимірних моніторингових даних та підвищує достовірність ідентифікації передкритичних і критичних станів будівельних конструкцій.

4. Удосконалено алгоритм навчання нейромережевої моделі шляхом впровадження механізму контекстно-адаптивного оновлення вагових коефіцієнтів. Особливістю запропонованого підходу є врахування інтегрального профілю ризику, параметрів експлуатаційного середовища та показників деградації конструкції під час коригування параметрів моделі, що забезпечує підвищення адаптивності та стійкості прогнозування.

5. Розроблено метод розпізнавання та класифікації технічного стану будівель на основі CNN-LSTM-Risk моделі, який виконує класифікацію у просторі Latent Safety Space та забезпечує автоматичне віднесення об'єкта до одного з класів технічного стану з урахуванням ризик-аналітичних характеристик.

6. Запропоновано механізм підтримки прийняття управлінських рішень, який поєднує результати класифікації технічного стану, інтегральний профіль ризику та прогноз залишкового ресурсу конструкції. Це створює передумови для переходу від реактивного до прогнозно-орієнтованого управління експлуатаційною безпекою будівель.

7. Результати експериментального оцінювання підтвердили ефективність запропонованої CNN-LSTM-Risk моделі. Порівняно з класичними статистичними та базовими нейромережевими підходами модель забезпечує підвищення показників Accuracy, Precision, Recall та F1-score за рахунок одночасного врахування просторових, часових і ризик-аналітичних ознак.

Таким чином, у розділі сформовано теоретико-методичні та алгоритмічні засади побудови інтелектуальної системи прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій, яка забезпечує раннє виявлення небезпечних станів, прогнозування розвитку деградаційних процесів та підтримку прийняття рішень щодо забезпечення комплексної безпеки будівель.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі вирішено актуальне науково-прикладне завдання спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології», яке полягає у розробленні концептуально-структурних засад, моделей, методів та програмно-аналітичних засобів побудови інтелектуальних систем моніторингу технічної стійкості будівель на основі технологій штучного інтелекту, цифрових двійників, BIM-середовищ та нейромережевого аналізу даних.

За результатами виконаного дослідження отримано такі основні результати:

1. Розроблено концепцію інтелектуальної інформаційної системи моніторингу технічної стійкості будівель, яка базується на принципах розподіленої обробки даних, адаптивної аналітики та інтеграції цифрових технологій у середовище підтримки прийняття рішень. Запропоновано багаторівневу модель взаємодії сенсорних, інформаційно-аналітичних та управлінських компонентів у межах єдиної цифрової платформи моніторингу.

2. Сформовано структурно-функціональну архітектуру інтелектуальної системи моніторингу, що забезпечує інтеграцію сенсорного рівня збору даних, комунікаційної інфраструктури, аналітичних модулів та механізмів підтримки прийняття рішень. Формалізовано структуру інформаційних потоків та принципи функціонування системи в режимі реального часу.

3. Розроблено комплекс математичних, статистичних та ризик-орієнтованих моделей оцінювання технічного стану будівельних конструкцій. Запропоновано багатофакторну модель аналізу ризиків та інтегральний профіль ризику, що забезпечують кількісне оцінювання рівня безпеки об'єкта з урахуванням параметрів деградації, експлуатаційного середовища та моніторингових даних.

4. Удосконалено методи прогнозування технічного стану будівельних конструкцій шляхом поєднання сценарного моделювання, ймовірнісних підходів та адаптивних процедур оновлення прогнозів. Запропонований підхід забезпечує підвищення точності прогнозування залишкового ресурсу конструкцій та раннє виявлення потенційно небезпечних станів.

5. Розроблено авторську неймережеву CNN-LSTM-Risk архітектуру для аналізу комплексної безпеки будівель, яка поєднує просторовий аналіз дефектів, часове прогнозування деградаційних процесів та ризик-аналітичне оцінювання у межах єдиного інформаційно-аналітичного контуру.

6. Запропоновано механізм контекстно-адаптивного оновлення вагових коефіцієнтів неймережевої моделі, який, на відміну від відомих підходів, враховує не лише значення функції втрат, але й інтегральний профіль ризику, параметри експлуатаційного середовища та динаміку зміни технічного стану будівлі. Це забезпечує підвищення адаптивності та стійкості процесу навчання моделі.

7. Розроблено метод розпізнавання та класифікації технічного стану будівель на основі CNN-LSTM-Risk моделі. Особливістю запропонованого підходу є виконання класифікації у просторі Latent Safety Space , сформованому на основі просторових, часових та ризик-аналітичних ознак, що забезпечує підвищення достовірності ідентифікації передкритичних та аварійних станів конструкцій.

8. Розроблено інформаційно-аналітичну платформу інтелектуального моніторингу, яка забезпечує інтеграцію технологій IoT, BIM, SCADA та Digital Twin у межах єдиного цифрового середовища. Запропоноване рішення створює умови для реалізації концепції прогнозно-орієнтованого управління технічним станом будівельних об'єктів.

9. Проведено експериментальну апробацію запропонованих моделей та алгоритмів. Отримані результати підтвердили ефективність

використання нейромережевих технологій для задач моніторингу, прогнозування та класифікації технічного стану будівель. Встановлено, що застосування CNN-LSTM-Risk моделі забезпечує підвищення якості розпізнавання небезпечних станів та зменшення ризику пропуску критичних дефектів.

10. Практичне значення одержаних результатів полягає у створенні науково-методичного та програмно-аналітичного підґрунтя для побудови інтелектуальних систем моніторингу технічної стійкості будівель, які можуть бути використані в організаціях технічного нагляду, експлуатаційних службах, проєктних установах, девелоперських компаніях та системах управління інфраструктурними об'єктами.

Сукупність отриманих результатів формує завершену науково-методичну основу побудови інтелектуальних інформаційних систем моніторингу технічної стійкості будівель та забезпечує подальший розвиток інформаційних технологій прогнозної діагностики, ризик-орієнтованого аналізу й підтримки прийняття рішень у сфері цифрового будівництва.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Kelly P., Maji M., Guzmán F. Estimation and Error Analysis for Optomechanical Inertial Sensors // *Sensors*. – 2021. – Vol. 21(18). – P. 6101. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.3390/s21186101>.
2. Caicedo Chiriboga D. A. Diseño eficiente de conexiones metálicas resistentes a momento y cortante en estructuras industriales // *Revista de Investigación e Innovación en Desarrollo Gerencial*. – 2024. – Vol. 2, № 1. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.64041/riidg.v2i1.37>.
3. Rahman M. M., Kumaraswamy M. M. Risk management trends in the construction industry: moving towards joint risk management // *Engineering, Construction and Architectural Management*. – 2002. – Vol. 9, № 2. – P. 131–151. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1108/eb021210>.
4. Azimi M., Yeznabad A. M. Swarm-based Parallel Control of Adjacent Irregular Buildings Considering Soil–structure Interaction // *Journal of Sensor and Actuator Networks*. – 2020. – Vol. 9, № 2. – P. 18. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.3390/jsan9020018>.
5. Moore T., Doyon A. Socio-Technical Dimensions for a Sustainable Housing Transition // *A Transition to Sustainable Housing*. – 2023. – P. 147–196. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://doi.org/10.1007/978-981-99-2760-9_6.
6. Tengan C., Aigbavboa C., Thwala W. D. Monitoring and evaluation system and framework // *Construction Project Monitoring and Evaluation*. – 2021. – P. 33–50. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1201/9781003137979-3>.
7. Ротов О. О. Економічна діагностика інноваційного розвитку підприємств будівельного девелопменту в умовах інтегрованого проєктного середовища // *Формування ринкових відносин в Україні*. – 2026. – № 2. – С. 71–77. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.66416/2522-1620.2.2026.71-77>.
8. Carden E.P., Fanning P. Vibration based condition monitoring: a review / E. P. Carden, P. Fanning // *Structural Health Monitoring*. – 2004. – Vol. 3,

No. 4. – С. 355–377. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1177/1475921704047500>

9. Ngo Q.-H. Do environmental management practices mediate institutional pressures-environmental performance relationship? Evidence from Vietnamese SMEs // *Heliyon*. – 2023. – Vol. 9, № 7. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e17635>.

10. Pegoretti A. Structural Health Monitoring: Current State and Future Trends. – Warrendale : SAE International, 2018. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.4271/0768093031>.

11. Chollet F. Deep Learning with Python. 2nd ed. New York : Simon and Schuster, 2021. 478 p. URL: https://books.google.com.ua/books/about/Deep_Learning_with_Python_Second_Edition.html?id=XHpKEAAAQBAJ&redir_esc=y

12. Чуприна Ю. А. Аналіз систем прийняття економіко–управлінських рішень бізнес–портфеля підприємства / Ю. А. Чуприна, О. С. Болебрух, А. Є. Ровенський, А. Є. Деркач, Д. А. Гуляєв. Формування ринкових відносин в Україні. 2021. № 1. С. 64-72. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/frvu_2021_1_10

13. Liu A., Lu S., Tao F., Anwer N. Integration of data science with product design towards data-driven design // *Computer-Aided Design*. – 2024. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0007850624001252>.

14. Hossain M. I., Sakib M. S. R., Begum M. Digital Twin-Driven Structural Health Monitoring: Emerging Paradigms, Simulation Strategies and Predictive Intelligence // *Proceedings of the 8th International Conference on Civil Engineering for Sustainable Development (ICCESD 2026)*, 5–7 February 2026, Khulna University of Engineering & Technology (KUET), Bangladesh. – 2026. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/403024735_Digital_Twin-Driven_Structural_Health_Monitoring_Emerging_Paradigms_Simulation_Strategies_and_Predictive_Intelligence.

15. Dertimanis V., Chatzi E. Sensor Networks in Structural Health Monitoring: From Theory to Practice // *Journal of Sensor and Actuator Networks*. – 2020. – Vol. 9, № 4. – P. 47. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://doi.org/10.3390/jsan9040047>.
16. Eastman C. M., Teicholz P. M., Sacks R., Liston K. BIM Handbook: A Guide to Building Information Modeling for Owners, Managers, Designers, Engineers and Contractors. – 2nd ed. – Hoboken : John Wiley & Sons, 2011. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.researchgate.net/publication/302924419_BIM_Handbook_A_Guide_to_Building_Information_Modeling_For_Owners.
17. Pogorelov Y., Vahlakova V. V., Bilousova A. Y. Information Analytical Provision in Assessment at Microlevel Economic Security Studies // *Financial and Credit Activity: Problems of Theory and Practice*. – 2018. – Vol. 1, № 24. – P. 285–296. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://doi.org/10.18371/fcaptp.v1i24.128240>.
18. EN 1990:2002+A1. Eurocode – Basis of Structural Design. – Brussels : European Committee for Standardization (CEN), 2005. – 119 p. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.phd.eng.br/wp-content/uploads/2015/12/en.1990.2002.pdf>.
19. Stanojevic A., Goossens J., Keymolen E. Governance by Technology, Governance of Technology: The Quest for Public Values, Trust, and Regulatory Compliance // *Public Governance and Emerging Technologies*. – 2025. – P. 1–15. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://doi.org/10.1007/978-3-031-84748-6_1.
20. Heaton J. T. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville: Deep Learning. The MIT Press, 2016, 800 pp, ISBN: 0262035618 // *Genetic Programming and Evolvable Machines*. – 2017. – Vol. 19, № 1–2. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://doi.org/10.1007/s10710-017-9314-z>.
21. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. – Cambridge : The MIT Press, 2016. – 802 p. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://pzs.dstu.dp.ua/DataMining/bibl/Deep%20Learning.pdf>.

22. Graves A. Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks. – Berlin : Springer, 2012. – Vol. 385. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-24797-2>.

23. Ogunleye E., Anyaene K., Oladetan J. O., Lawal A. Digital Twins and AI in Infrastructure Engineering: A Global Review of Risk-Informed Design, Operations, and Maintenance // Scientific Journal of Engineering and Technology. – 2025. – Vol. 2, № 2. – P. 63–70. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://doi.org/10.69739/sjet.v2i2.808>.

24. Grieves M. Digital Twin: Manufacturing Excellence through Virtual Factory Replication. – 2015. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.researchgate.net/publication/275211047_Digital_Twin_Manufacturing_Excellence_through_Virtual_Factory_Replication

25. Grieves M. Virtually Intelligent Product Systems: Digital and Physical Twins // Complex Systems Engineering: Theory and Practice. – Reston : American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2019. – P. 175–200. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://doi.org/10.2514/5.9781624105654.0175.0200>

26. Halpin D. W., Senior B. A. Construction Management. – 4th ed. – Hoboken : John Wiley & Sons, 2011. – 92 p. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://dosen.upi-yai.ac.id/v5/dokumen/materi/190004/18_20221015061652_construction-management%20daniel%20halpin%20Book-1-92.pdf.

27. Hakeem A., Shah J. A., Kumar R., Ali A., Lakho A. A., Zeeshan H. et al. Twice-Daily Clopidogrel vs Ticagrelor to Reduce Short-Term Major Adverse Cardiovascular Events After Primary Percutaneous Coronary Intervention: The TADCLOT Trial // Journal of the American College of Cardiology. – 2025. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2025.08.041>.

28. Tien T. B., Bui N.-D., Tran H. N., Nguyen L. N. et al. Damage Detection in Structural Health Monitoring using Hybrid Convolution Neural Network and Recurrent Neural Network // Fracture and Structural Integrity. – 2021. – Vol. 16, № 59. – P. 461–470. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://doi.org/10.3221/IGF-ESIS.59.30>.

29. Zhan Y., Ahmad S. F., Irshad M., Al-Razgan M., Awwad E. M., Ali Y. A., Ayassrah A. Y. A. B. Investigating the role of Cybersecurity's perceived threats in the adoption of health information systems // *Heliyon*. – 2024. – Vol. 10, № 1. – Article e22947. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e22947>.
30. Kemrichard P. The Strategic Leadership and Resilience in a Disrupted World: Knowledge Creation, Innovation, and Epistemological Perspectives in the Age of AI, Geopolitical Tensions, and Sustainability // *Proceedings of the Conference “Strategic Leadership and Resilience in a Disrupted World: Rethinking Business Practices in the Age of AI, Geopolitical Tensions, and Sustainability”*, Zurich, Switzerland. – 2025. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.70301/CONF.SBS-JABR.2025.1/1.2>.
31. Lagap U., Ghaffarian S. Digital post-disaster risk management twinning: A review and improved conceptual framework // *International Journal of Disaster Risk Reduction*. – 2024. – Vol. 110. – Article 104629. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2024.104629>.
32. Hinton G. E., Osindero S., Teh Y.-W. A fast learning algorithm for deep belief nets // *Neural Computation*. – 2006. – Vol. 18, № 7. – P. 1527–1554. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1162/neco.2006.18.7.1527>.
33. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory // *Neural Computation*. – 1997. – Vol. 9, № 8. – P. 1735–1780. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>.
34. Huang S., Chen R., Ling J., Jin N. Fatigue Damage Prognosis Method for Main Girders of Cable-Stayed Bridges Based on Wavelet Neural Network // *Buildings*. – 2025. – Vol. 15, № 13. – P. 2232. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.3390/buildings15132232>.
35. Вчені записки Університету «КРОК» : зб. наук. праць. – Київ : ВНЗ «Університет економіки та права «КРОК», 2019. – Вип. № 3 (55). – 240 с. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://er.chdtu.edu.ua/bitstream/ChSTU/987/1/%D0%92%D1%87%D0%B5%D0%BD%D1%96%20%D0%B7%D0%B0%D0%BF%D0%B8%D1%81%D0%BA%>

D0%B8%20%D0%A3%D0%BD%D1%96%D0%B2%D0%B5%D1%80%D1%81%D0%B8%D1%82%D0%B5%D1%82%D1%83_%E2%84%963%2855%29.pdf.

36. ISO 13822:2010. Bases for Design of Structures — Assessment of Existing Structures. — 2nd ed. — Geneva : International Organization for Standardization, 2010. — 44 p. — [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://cdn.standards.iteh.ai/samples/46556/7d0859948a6848c3bdd5c6dfdb298b71/ISO-13822-2010.pdf>.

37. ДСТУ ISO 15686-1:20XX (ISO 15686-1:2011, IDT). Будівлі та об'єкти нерухомого майна. Планування строку експлуатації. Частина 1. Основні принципи та методологія. — Київ : ДП «УкрНДНЦ», 20XX. — 64 с. — [Електронний ресурс]. — Режим доступу: https://uscc.ua/uploads/page/images/normativnye%20dokumenty/bim/dstu-ISO-15686_1.pdf.

38. Coleman J. S. Social Capital in the Creation of Human Capital // American Journal of Sociology. — 1988. — Vol. 94, Supplement. — P. S95–S120. — [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <http://dx.doi.org/10.1086/228943>.

39. Rusyda H. F. S., Abdul Aziz S. F. The Development of Safety Behavior: A 30-Year Review // International Journal of Academic Research in Economics and Management Sciences. — 2021. — Vol. 10, № 1. — [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://doi.org/10.6007/IJAREMS/v10-i1/9212>.

40. Zeng T., Chen G., Yang Y., Reniers G., Zhao Y., Liu X. A Systematic Literature Review on Safety Research Related to Chemical Industrial Parks // Sustainability. — 2020. — Vol. 12, № 14. — P. 5753. — [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://doi.org/10.3390/su12145753>.

41. Kamariotis A., Chatzi E., Straub D. A framework for quantifying the value of vibration-based structural health monitoring // Mechanical Systems and Signal Processing. — 2023. — Vol. 184, № 5. — Article 109708. — [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2022.109708>.

42. Smerichevska S. (ed.). Cluster Policy of Innovative Development of the National Economy: Integration and Infrastructure Aspects : monograph. — Poznań : Wydawnictwo naukowe WSPIA, 2020. — 382 p. — ISBN 978-83-60038-

76-5. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://elartu.tntu.edu.ua/bitstream/lib/31413/78/monograph.pdf>.

43. Kingma D. P., Ba J. Adam: A Method for Stochastic Optimization // Proceedings of the 3rd International Conference for Learning Representations (ICLR). – San Diego, 2015. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.6980>

44. Kitchin, R. (2014). The Data Revolution: Big Data, Open Data, Data Infrastructures & Their Consequences. – London: SAGE Publications. – [Electronic resource]. – Access mode: <https://doi.org/10.4135/9781473909472>

45. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning // Nature. – 2015. – Vol. 521. – P. 436–444. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://doi.org/10.1038/nature14539>.

46. Lee A., Wu S., Aouad G., Fu C. Capturing and re-using knowledge in project-based organizations: A case study of a UK construction contractor. – Automation in Construction, 2006, Vol. 15(6), pp. 726–735. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2005.10.003>

47. Plume J., Mitchell J. Collaborative design using a shared IFC building model—Learning from experience // Automation in Construction. – 2007. – Vol. 16, № 1. – P. 28–36. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0926580505001470>.

48. Chirathalattu A. T., Santhosh B., Bose C., Philip R., Balaram B. Passive suppression of vortex-induced vibrations using a nonlinear energy sink—Numerical and analytical perspective // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2023. – Vol. 184. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0888327022006513>.

49. Chang C.-M., Lin T.-K., Chang C.-W. Applications of neural network models for structural health monitoring based on derived modal properties // Measurement. – 2018. – Vol. 129. – P. 457–470. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.07.051>

50. Lamberti-Castronuovo A., Valente M., Barone-Adesi F., Hubloue I., Ragazzoni L. Primary health care disaster preparedness: A review of the literature and the proposal of a new framework // International Journal of Disaster Risk

Reduction. – 2022. – Vol. 81. – Article 103278. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2022.103278>.

51. Huang C.-W., Lin C., Nguyễn M.-K., Hussain A. et al. A review of biosensor for environmental monitoring: principle, application, and corresponding achievement of sustainable development goals // *Bioengineered*. – 2023. – Vol. 14, № 1. – P. 58–80. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1080/21655979.2022.2095089>

52. Чумаченко О. І. Структурно-параметричний синтез гібридних нейронних мереж : дис. ... д-ра техн. наук : 05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту / Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського». Київ, 2019. 663 с. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://fileserver-az.core.ac.uk/download/pdf/323533228.pdf>.

53. Jiang W., Yang Q., Jiang J., Martek I. et al. Operational Risk Management of Public–Private Partnership Infrastructure Projects: A Bibliometric Literature Review // *Buildings*. – 2022. – Vol. 12, № 11. – P. 1905. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.3390/buildings12111905>.

54. Hržica R. From Fragmented Criteria to a Structured Decision Support Model: Designing a DEX-Based DSS for Assessing Organizational Readiness for Co-Creation // *Systems*. – 2025. – Vol. 13, № 9. – P. 806. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.3390/systems13090806>.

55. Ardebili A. A., Lezzi M., Pourmadadkar M. Risk Assessment for Cyber Resilience of Critical Infrastructures: Methods, Governance, and Standards // *Applied Sciences*. – 2024. – Vol. 14, № 24. – P. 11807. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.3390/app142411807>.

56. Simon H. A. *The Sciences of the Artificial*. – Cambridge : MIT Press, 1969. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://archive.org/details/sciencesofartifi00simo/page/n5/mode/1up>.

57. Sutton R. S., Barto A. G. *Reinforcement Learning: An Introduction*. – 2nd ed. – Cambridge, MA : MIT Press, 2015. – 338 p. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу:

<https://web.stanford.edu/class/psych209/Readings/SuttonBartoIPRLBook2ndEd.pdf>.

58. Tatsis K., Dertimanis V., Chatzi E. et al. GP-ARX-Based Structural Damage Detection and Localization under Varying Environmental Conditions // *Journal of Sensor and Actuator Networks*. – 2020. – Vol. 9. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.semanticscholar.org/paper/GP-ARX-Based-Structural-Damage-Detection-and-under-Tatsis-Dertimanis/566a81816f5a6f618b2b71c746162338d1760083>.

59. Сучасні проблеми архітектури та містобудування : наук.-техн. збірник / відп. ред. В. В. Товбич. – Київ : КНУБА, 2020. – Вип. 58. – 320 с. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://library.knuba.edu.ua/books/zbirniki/01/2020/58/202058.pdf>

60. Yaslioglu M. M. Attention is All You Need Until You Need Retention. – 2025. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.09166>.

61. Wagg D., Worden K., Barthorpe R. et al. Digital twins: State-of-the-art future directions for modelling and simulation in engineering dynamics applications // *ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, Part B: Mechanical Engineering*. – 2020. – Vol. 6, № 3. – P. 030901. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1115/1.4046739>.

62. Guo C., Wang Y. Damage Identification of Hydraulic Structure Based on Neural Network and Deep Learning // *Application of Intelligent Systems in Multi-modal Information Analytics : Proceedings of the 2021 International Conference on Multi-modal Information Analytics (MMIA 2021)*. – *Advances in Intelligent Systems and Computing*. – 2021. – P. 487–494. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://doi.org/10.1007/978-3-030-74811-1_71.

63. Jia J., Li Y. Deep Learning for Structural Health Monitoring: Data, Algorithms, Applications, Challenges, and Trends // *Sensors*. – 2023. – Vol. 23, № 21. – P. 8824. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.3390/s23218824>.

64. Fiene R. Regulatory Compliance and Monitoring Systems: Regulatory Compliance and Program Monitoring. – NARA, 2024. – [Електронний ресурс]. –

Режим

доступу:

https://www.researchgate.net/publication/378549004_Regulatory_Compliance_and_Monitoring_Systems_Regulatory_Compliance_and_Program_Monitoring.

65. The Engineering Design Revolution: CAD History – 03 MIT CAD Roots 1945–1965. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.scribd.com/document/64354500/The-Engineering-Design-Revolution-CAD-History-03-MIT-CAD-Roots-1945-1965..>

66. Wenzel H. Health Monitoring of Bridges. – Vienna : John Wiley & Sons, Ltd., 2009. – 168 p. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1002/9780470740170>.

67. Elseknidy M., Al-Mhdawi M.K.S., Qazi A., Ojiako U., Mahammed C., Pour Rahimian F. Developing a sustainability-driven risk management framework for green building projects: A literature review // Journal of Cleaner Production. – 2025. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652625012417>.

68. Zhang C., Patras P., Haddadi H. Deep Learning in Mobile and Wireless Networking: A Survey // IEEE Communications Surveys & Tutorials. – 2019. – Vol. 21, № 3. – P. 2224–2287. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1109/COMST.2019.2904897>.

69. Mateus R. B., Cabral S., Richter C., Veloso A. P. Between-Limb Asymmetry Assessment During a Double-Leg Drop Jump Task After Anterior Cruciate Ligament Reconstruction—A Musculoskeletal Modelling Approach // Applied Sciences. – 2025. – Vol. 15, № 22. – P. 12347. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.3390/app152212347>.

70. Алкема В. Г., Суєм О. М., Кириченко О. С. Менеджмент закладу охорони здоров'я : навч. посіб. Кн. 1. – Київ : Університет економіки та права «КРОК», 2023. – 244 с. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://library.krok.edu.ua/media/library/category/navchalni-posibniki/alkema_0036.pdf.

71. Алкема В. Г., Суєм О. М., Кириченко О. С. Менеджмент закладу охорони здоров'я : навч. посіб. Кн. 1. – Київ : Університет економіки та права «КРОК», 2023. – 244 с. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу:

https://library.krok.edu.ua/media/library/category/navchalni-posibniki/alkema_0036.pdf.

72. Економіка та управління підприємствами: теорія, практика, перспективи розвитку : колективна монографія / кол. авторів. – Полтава : ПП «Астроя», 2021. – 188 с. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://er.knutd.edu.ua/bitstream/123456789/17846/1/20210622_301.pdf.

73. Котова А. А. Процеси глобалізації світової економіки та місце України в ній // Молодіжний економічний вісник ХНЕУ ім. С. Кузнеця. – 2021. – № 5. – С. 111–113. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://hneu.edu.ua/wp-content/uploads/2021/09/MV-05-2021.pdf>.

74. Базан І. В. Методи інтелектуального аналізу даних для виявлення кіберзагроз у «розумних містах» : кваліфікаційна робота на здобуття освітнього ступеня магістра за спеціальністю 124 «Системний аналіз» / І. В. Базан ; Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя. – Тернопіль, 2023. – 91 с. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://elartu.tntu.edu.ua/bitstream/lib/43375/1/Mag_2023_SAm_61_Bazan_I_V.pdf.

75. Бойко, І. М. Системні науки та інформація в управлінні підприємствами: дис. ... канд. екон. наук: 08.00.04 / І. М. Бойко. – Київ : Нац. технол. ун-т України "Київ. політехн. ін-т", 2022. – 180 с. – Режим доступу: http://mmsa.kpi.ua/sites/default/files/systemni_nauky_ta_informatyka_2022.pdf.

76. Бойко Д. Р. Моделювання процесів оптимізації прибутку підприємства фармацевтичної промисловості : дипломна робота на здобуття ступеня бакалавра за освітньо-професійною програмою «Економічна кібернетика» спеціальності 051 «Економіка» / Д. Р. Бойко ; Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Факультет менеджменту та маркетингу, кафедра економічної кібернетики. – Київ, 2023. – 85 с. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://ela.kpi.ua/server/api/core/bitstreams/b4c1c4f3-de51-4832-9733>

77. Пузач Є. В. Соціальна відповідальність у міжнародній торгівлі / Є. В. Пузач ; наук. керівник Д. С. Бутенко // Фінансово-економічні механізми розвитку підприємництва: теоретичний та практичний аспекти : збірник тез

за матеріалами II Всеукраїнської науково-практичної конференції здобувачів вищої освіти та молодих учених, м. Дніпро, 25–26 листопада 2021 р. – Дніпро : НМетАУ, 2021. – С. 79–80. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://surl.li/lrwkvd>.

78. Бурлєєв О., Василенко О., Іваненко Р. Ефективність використання штучних нейронних мереж в економіці // Економіка та суспільство. – 2021. – № 31. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: [https://doi.org/10.32782/Šimek V. Digital communication as a factor influencing the development of social skills in the education of children and adolescents in the conditions of the new social reality // Наукові праці МАУП. Проблеми модернізації України : матеріали конференції, м. Київ, 2025. – \[Електронний ресурс\].](https://doi.org/10.32782/Šimek V. Digital communication as a factor influencing the development of social skills in the education of children and adolescents in the conditions of the new social reality // Наукові праці МАУП. Проблеми модернізації України : матеріали конференції, м. Київ, 2025. – [Електронний ресурс].) – Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/396053859_Digital_communication_as_a_factor_influencing_the_development_of_social_skills_in_the_education_of_children_and_adolescents_in_the_conditions_of_the_new_social_reality.

79. Шевчук О. Організаційні форми обліку електронних трансакцій / О. Шевчук // Вісник економіки. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://visnykj.wunu.edu.ua/index.php/visnykj/article/view/1662>. – DOI: <https://doi.org/10.35774/>.

80. Вісник Національного університету «Львівська політехніка» : збірник наукових праць / Міністерство освіти і науки України, Національний університет «Львівська політехніка». – Львів : Видавництво Львівської політехніки, 2014. – № 800 : Комп'ютерні науки та інформаційні технології / відп. ред. Ю. М. Рашкевич. – 287 с. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://ena.lpnu.ua/collections/2e375cf1-e7b7-4afc-b1f4-637d33fdea37/search>.

81. Клочков Ю. П., Дембрович О. О., Аксьонов А. В. Управління судом в умовах кібератак на навігаційні системи // Водний транспорт. – 2025. – № 3 (44). – С. 217–223. – DOI: <https://doi.org/10.33298/2226-8553.2025.3.43.21>.

82. Черноіванова Г. С. Організаційно-економічне забезпечення управління інноваціями та інноваційною працею : монографія / Г. С. Черноіванова. – Харків : ФОП Лібуркіна Л. М., 2018. – 284 с. – ISBN 978-966-8177-91-0. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://repository.hneu.edu.ua/bitstream/123456789/26281/1/%D0%9C%D0%9E%D0%9D%D0%9E%D0%93%D0%A0%D0%90%D0%A4%D0%98%D0%AF_%D0%A7%D0%95%D0%A0%D0%9D%D0%9E%D0%98%D0%92%D0%90%D0%9D%D0%9E%D0%92%D0%9E%D0%99.pdf.

83. Гущин І. В., Киричок О. В., Куклін В. М. Вступ до методів організації та оптимізації нейромереж : навчальний посібник / І. В. Гущин, О. В. Киричок, В. М. Куклін. – Харків : Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна, 2021. – 152 с. – ISBN 978-966-285-754-2. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://karazin.ua/storage/static-content/source/documents/vydavnytstvo/2021/vydannia/Kuklin_.pdf.

84. Голоднов О. І., Соколенко В. М. Визначення технічного стану будівельних конструкцій в межах покриття будівлі нежитлового призначення // Сучасні технології, матеріали і конструкції в будівництві. – 2026. – Т. 39, № 2. – С. 37–43. – DOI: <https://doi.org/10.31649/2311-1429-2025-2-37-43>.

85. ДБН В.1.2-14:2009. Загальні принципи забезпечення надійності та конструктивної безпеки будівель і споруд. – Наказ Мінрегіонбуду України від 02.07.2009 № 210. – Київ: Міністерство регіонального розвитку та будівництва України, 2009. – 30 с. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://surl.li/igypqy>.

86. Жалдак Р. Ю. Функціонально-технологічне забезпечення надійності виконавців будівельних проєктів : дис. ... доктора філософії : 19 «Архітектура та будівництво», 192 «Будівництво та цивільна інженерія» / Київський національний університет будівництва і архітектури. – Київ, 2024. – 295 с. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://www.knuba.edu.ua/wp-content/uploads/2024/06/dys_zhaldak-ryu_do-el-pidpysu.pdf.

87. ДБН В.1.2-7:2021 Основні вимоги до будівель і споруд. Пожежна безпека. – Чинний від 01.09.2022. – Київ : Міністерство розвитку громад та територій України, 2021. – Затв. наказом Мінрегіону України від 30.12.2021 № 366. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://online.budstandart.com/ua/catalog/doc-page.html?id_doc=98030

88. Дзелендзяк У. Ю., Вигриновський М. А. Використання нейронної мережі для розроблення системи уникнення перешкод на дорозі // Автоматика, вимірювання та керування. – 2020. – Т. 2, № 1(2). – С. 24–33. – DOI: <https://doi.org/10.23939/amm2020.01.024>. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2020/dec/22977/avtomatyka-2020doi-24-33_0.pdf.

89. Дмитрієнко В. Д., Заковоротний О. Ю., Носков В. І., Мезенцев М. В. Основи нейрокомп'ютингу : навчально-методичний посібник до практичних занять. – Харків : НТМТ, 2014. – 140 с. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://blogs.kpi.kharkov.ua/v2/zakovorotny/wp-content/uploads/sites/8/2014/04/PZ_NK_ukr_2013.pdf.

90. Субботін С. О. Нейронні мережі: теорія та практика : навч. посіб. / С. О. Субботін. – Житомир : Вид. О. О. Євенок, 2020. – 184 с. – ISBN 978-966-995-189-2. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://eir.zp.edu.ua/server/api/core/bitstreams/2abb401b-9ee6-4afc-a92a-2de5c332d12f/content>.

91. Добротвор І. Г., Стухляк П. Д., Микитишин А. Г., Митник М. М. Аналіз систем розпізнавання образів структури композитів : монографія. – Тернопіль : Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, 2018. – 224 с. – ISBN 978-966-305-090-4. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://elartu.tntu.edu.ua/bitstream/lib/25615/1/%D0%9C%D0%BE%D0%BD%D0%BE%D0%B3%D1%80%D0%B0%D1%84%D1%96%D1%8F.pdf>.

92. Донець, О. В. Управління конкурентоспроможністю будівельних підприємств в умовах ринку: дис. ... канд. екон. наук: 08.00.04 / О. В. Донець. – Харків : ХНУ ім. В. Н. Каразіна, 2024. – 210 с. – Режим доступу:

[https://karazin.ua/storage/static-](https://karazin.ua/storage/static-content/source/documents/aspirantura/zakhysty/Donets/Дисертація_Донець.pdf)

[content/source/documents/aspirantura/zakhysty/Donets/Дисертація_Донець.pdf](https://karazin.ua/storage/static-content/source/documents/aspirantura/zakhysty/Donets/Дисертація_Донець.pdf).

93. Дорофей, В. В., & Паляниця, Н. М. Розробка та апробація автоматизованих технологій розпізнавання радіологічних зображень та діагностування захворювань на їх основі з використанням нейронних мереж : дипломна робота : (рівень вищої освіти — магістерський) / В. В. Дорофей, Н. М. Паляниця ; Терноп. нац. техн. ун-т. ім. І. Пулюя. — Тернопіль, 2019. — 297 с. — Режим доступу: https://elartu.tntu.edu.ua/bitstream/lib/29663/1/Diplom_Dorofei_Palyanytsya.pdf.

94. Дорош, А. М. Організація будівельного виробництва : навч. посіб. / А. М. Дорош. — Київ : Аграрна освіта, 2011. — 255 с. — ISBN 978-966-2007-16-9 — Режим доступу: <https://kipt.com.ua/wp-content/uploads/2018/11/Організація-будівельного-виробництва.pdf>.

95. Дослідження сучасного стану будівельної індустрії [Електронний ресурс] // Шляхи і механізми підвищення ефективності будівельного виробництва. — 2022. — № 45. — Режим доступу: <http://ways.knuba.edu.ua/article/download/284782/278840>.

96. The XII International Scientific and Practical Conference “Modern Education – Accessibility, Quality, Recognition and Problems”, March 25–27, 2024, Helsinki, Finland. – Helsinki : European Conference, 2024. – 258 p. – ISBN 978-940372-373-0. – [Electronic resource]. – Access mode: <https://eu-conf.com/wp-content/uploads/2024/02/MODERN-EDUCATION-ACCESSIBILITY-QUALITY-RECOGNITION-AND-PROBLEMS.pdf>.

97. ДСТУ 2861-94. Надійність техніки. Аналіз надійності. Основні положення [Електронний ресурс]. – К.: Держстандарт України, 1994. – 32 с. – Режим доступу: https://online.budstandart.com/ua/catalog/doc-page.html?id_doc=64009.

98. ДСТУ Б В.2.6-210:2016. Оцінка технічного стану сталевих будівельних конструкцій, що експлуатуються [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://uscc.ua/uploads/page/images/normativnye%20dokumenty/dstu/13-dstu-b-v->

2-6-210-2016-oc-nka-tekhn-chnogo-stanu-staleviah-bud-velnih-konstrukc-j-shcho-ekspluatuyutsya.pdf.

99. Івченко І., Грібенюк Д. Інтелектуальні інформаційні технології моделювання процесів у системі охорони здоров'я // Економіка та суспільство. – 2025. – № 80. – DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025>

100. Berchun Y., Telychko R., Klymenkov O. Assessment of Changes in the Technical Condition of Damaged Multi-Story Buildings by Using Artificial Intelligence // ISSN 2411-4049. Ecological Safety and Nature Management. – 2025. – Issue 2(54). – P. 185–198. – [Electronic resource]. – Access mode: <file:///C:/Users/Priemka/Downloads/335882-Article%20Text-779660-1-10-20250721.pdf>.

101. Юрик Н. С. Методичні вказівки проведення практичних занять і виконання самостійних завдань з курсу «Антикризове управління» для студентів стаціонарної й заочної форм навчання економічних спеціальностей. – Тернопіль : ТНТУ імені Івана Пулюя, 2017. – 43 с. – Режим доступу: <http://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/21251>.

102. Данильченко М., Балачук А., Бондаренко М., Ачкасов І. Застосування нейронних мереж для вирішення задач будівельної галузі // BMC-2024 – International Scientific-Practical Conference of Young Scientists «Build-Master-Class-2024». – Київ, 2024. – С. 439–440. – DOI: 10.59647/978-617-520-936-3/1. – Режим доступу: <https://repository.knuba.edu.ua/server/api/core/bitstreams/701ad446-717e-4b96-9400-cb004c317c31/content>.

103. Запорізький національний технічний університет. Технологія та використання штучних нейронних мереж: програма навчальної дисципліни / Запоріж. нац. техн. ун-т. – Запоріжжя, 2016. – 5 с. – Режим доступу: <https://eir.zp.edu.ua/server/api/core/bitstreams/326678e1-0005-478e-aa38-802db0de9601/content>.

104. Збірник наукових праць Військового інституту телекомунікацій та інформатизації національного технічного університету України Київський політехнічний інститут / М. К. Шевченко // Енциклопедія Сучасної України [Електронний ресурс] / редкол. : І. М. Дзюба, А. І. Жуковський, М. Г.

Железняк [та ін.] ; НАН України, НТШ. – Київ: Інститут енциклопедичних досліджень НАН України, 2010. – Режим доступу: <https://esu.com.ua/article-16497>. – DOI: 10.5281/zenodo.19959216

105. Збірник наукових праць кафедри промислового, цивільного будівництва і архітектури. – Полтава : ПолтНТУ, 2022. – Вип. 4(12). – Режим доступу: <https://surl.li/jupsxq>.

106. Збірник тез доповідей XV Міжнародної науково-практичної конференції «Комп'ютерні системи та мережні технології» (CSNT-2024), м. Київ, 25–26 квітня 2024 р. / Нац. авіаційний ун-т. — Київ : НАУ, 2024. — 179 с. — Режим доступу: <https://csnt.nau.edu.ua/files/2024/sbirnyk2024.pdf>.

107. Іваненко, П. С., Петренко, О. Т. *Моделювання соціальних мереж у контексті цифровізації* / Матеріали Всеукр. наук.-практ. конф. «Цифрова трансформація суспільства» – Київ : Київ. університет бізнесу та гарантій, 2023. – 12 с. – Режим доступу: <https://eportfolio.kubg.edu.ua/data/conference/7240/document.pdf>.

108. Іванов, А. В. Теоретичні та прикладні основи управління підприємствами: дис. ... канд. екон. наук: 08.00.04 / А. В. Іванов. – Київ : Київ. технол. ун-т, 2017. – 220 с. – Режим доступу: <https://ittf.kiev.ua/wp-content/uploads/2017/10/teoretichni-ta-prikladni-osnovi.pdf>.

109. Іващенко, А. О. Інноваційні технології управління інвестиційно-будівельними проєктами: навч. посіб. [Електронний ресурс] / А. О. Іващенко. – Київ : ДУІКТ, 2021. – 148 с. – Режим доступу: https://duikt.edu.ua/uploads/p_421_59105877.pdf?file=p_421_59105877.pdf.

110. Інформаційне видання. Збірник рефератів фахових видань МОН України. № 2 / 2017. – Вінниця: Вінницький нац. техн. ун-т, 2017. – Режим доступу: <https://pdf.lib.vntu.edu.ua/books/Електронні%20видання%202017/Збірник%20рефератів%20фахових%20видань%20МОН%20України/Збірник%20МОН-2017-2.pdf>.

111. Інвестиції: практика та досвід. – 2017. – № 126. – ISSN 2306-6814. – Київ : ТОВ «ДКС Центр». – Режим доступу: <https://www.researchgate.net/profile/Aynura-Hajiyeva->

2/publication/357689782_INVESTICII/links/61db58edda5d105e552ee51a/INVESTICII.pdf.

112. Кафедра штучного інтелекту. Структурно-параметричний синтез гібридних нейронних мереж: силабус дисципліни / Кафедра штучного інтелекту. – Київ : НТУУ «КПІ імені Ігоря Сікорського», 2024. – Режим доступу: https://ai.kpi.ua/ua/masters/syllabus/2024-2025/28521_1_strukturno_parametrychnyi_syntez_hibrydnykh_neironnykh.pdf.

113. Приходько Д., Жалдак Р., Дикий О., Валінкевич Н., Малихіна О., Іщенко Т. Процесно-структурні трансформації як пріоритетний вектор розвитку інноваційної платформи будівельного девелопмента // Управління розвитком складних систем. – 2021. – № 48. – С. 114–124. – DOI: <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2021.48.114-124>. – Режим доступу: <https://mdcs.knuba.edu.ua/article/view/259421>.

114. Чуб А. В. Аналіз сучасних економічних теорій та досвід державного регулювання в світі // Економіка та суспільство. – 2022. – Вип. 44. – DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/>

115. Ковальчук А. Розвиток цифрової компетентності майбутніх педагогів професійного навчання в умовах цифровізації // Молодь і ринок. – 2024. – DOI: 10.24919/2308-4634.2023.296992. – Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/377988905_ROZVITOK_CIFROVOI_KOMPETENTNOSTI_MAJBUTNIH_PEDAGOGIV_PROFESIYNOGO_NAVCANNA_V_UMOVAN_CIFROV

116. Кодекс України про адміністративні правопорушення: Закон України від 07.12.1984 № 8073-X / Верховна Рада України. – Відомості Верховної Ради України (ВВР), 1984, № 51, ст. 1120. – Режим доступу: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0264290-10#Text>.

117. Козак Ю. Г., Мацкул В. М. Математичні методи та моделі для магістрів з економіки. Практичні застосування : навч. посіб. – Київ : Центр учбової літератури, 2017. – 254 с. – ISBN 978-617-673-488-8. – Режим доступу: https://pdf.lib.vntu.edu.ua/books/2017/mat_met_Kozak.pdf.

118. Рупіч С. С. Багатокласове розпізнавання стану складного просторового об'єкта нейромережевим класифікатором : дис. ... канд. техн.

наук : 05.11.13 «Прилади і методи контролю та визначення складу речовин». – Київ : НТУУ «КПІ ім. Ігоря Сікорського», 2018. – Режим доступу: <https://ela.kpi.ua/server/api/core/bitstreams/15dc75ad-633d-4815-8fb9-604d33773>

119. Кузнецов, П. Г. Дослідження та розробка нейронної мережі для виявлення артефактів на КТ-зображеннях : магістерська кваліфікаційна робота / П. Г. Кузнецов. — Вінниця : Вінницький національний технічний університет, 2023. — 84 с. — Режим доступу: <https://iq.vntu.edu.ua/repository/getfile.php/8049.pdf>.

120. Рупіч С. С. Багатокласове розпізнавання стану складного просторового об'єкта нейромережевим класифікатором : дис. ... канд. техн. наук : 05.11.13 «Прилади і методи контролю та визначення складу речовин». – Київ : НТУУ «КПІ ім. Ігоря Сікорського», 2018. – Режим доступу: <https://ela.kpi.ua/server/api/core/bitstreams/15dc75ad-633d-4815-8fb9-604d33773e01/content>.

121. Любченко Д. О. Організація та проведення діагностики системи управління в організації в сучасних умовах : кваліфікаційна робота магістра спеціальності 281 «Публічне управління та адміністрування». – Запоріжжя : Запорізький національний університет, 2021. – Режим доступу: <https://dspace.znu.edu.ua/jsp>

122. Публічне управління в Україні: історичний досвід та перспективи розвитку : матеріали Всеукр. наук.-практ. конф. (Київ, 20 лют. 2024 р.) / за заг. ред. Л. Г. Комахи, Н. М. Корчак, Л. В. Гонюкової. – Київ : Навчально-науковий інститут публічного управління та державної служби Київського національного університету імені Тараса Шевченка, 2024. – 294 с. – Режим доступу: <https://ipacs.knu.ua/pages/osn/2/news/2091/files/498c572d-c229-48d4-b090-f02ea2824af1.pdf>.

123. Біленко К. С. Економічне обґрунтування напрямів підвищення ефективності операційної діяльності підприємства : дипломна робота бакалавра спеціальності 051 «Економіка». – Київ : НТУУ «КПІ ім. Ігоря Сікорського», 2023. – 117 с. – Режим доступу: <https://ela.kpi.ua/server/api/core/bitstreams/35cb334c-9e15-44f2-87be-8e36135d22bd/content>.

124. Математичні методи в управлінні : робоча програма навч. дисципліни [Електронний ресурс]. – Харків : ХНЕУ ім. С. Кузнеця, 2021. – Режим доступу: <https://hneu.edu.ua/wp-content/uploads/2021/04/OK4-rpnd-Matematychni-metody-242.pdf>.

125. Angelo D. Біоінженерні імпланти диска скронево-нижньощелепного суглоба: протокол дослідження для двофазного експлораційного рандомізованого доклінічного пілотного випробування на 18 чорних меріно-овцях (TEMPOJIMS) [Електронний ресурс]. – 2025. – Режим доступу: <https://uk.ohi-s.com/articles-videos/3971/>.

126. ДСТУ 9273:2024 Настанова щодо обстеження будівель і споруд для визначення та оцінювання їхнього технічного стану. Механічний опір та стійкість. – Чинний від 01.09.2024. – Київ : ДП «УкрНДНЦ», 2024. – Режим доступу: https://online.budstandart.com/ua/catalog/doc-page.html?id_doc=106902.

127. Гуменний Д. О. Надійність комп'ютерних систем [Електронний ресурс] : методичні вказівки для здобувачів першого (бакалаврського) рівня вищої освіти за спеціальностями 123 «Комп'ютерна інженерія» та 125 «Кібербезпека» / Київ. нац. ун-т буд-ва і архіт. – Київ : КНУБА, 2024. – 52 с. – Режим доступу: <https://repository.knuba.edu.ua/handle/123456789/13670>.

128. Міністерство освіти і науки України. CHN-технологія розпізнавання об'єктів за даними аерофотозйомки: дис. ... студ. наук. / Науки освіти України, 2018. – 31 с. – Режим доступу: https://konkurs.khmnua.edu.ua/wp-content/uploads/sites/6/2019/04/DP3_RM2018-2.pdf.

129. Мінрегіон України. Наказ № 150 від 19.08.2022 «Про затвердження Порядку оцінки технічного стану будівель та споруд» [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0898-22#Text>.

130. Ровнягін О. Поведінкові аспекти прийняття рішень в менеджменті бізнес-структур : магістерська робота зі спеціальності 073 «Менеджмент» / О. Ровнягін ; Київський національний університет технологій та дизайну, кафедра управління та смарт-інновацій ; наук. кер. О.

Вартанова. – Київ, 2022. – 107 с. – Режим доступу: https://er.knutd.edu.ua/bitstream/123456789/22733/1/Diplom073_Rovnyagin_Vartanova.pdf.

131. Моделювання та прогнозування економічних процесів [Текст] : матеріали XI Науково-практичної конференції (6–8 грудня 2017 р., м. Київ) / КПІ ім. Ігоря Сікорського ; упоряд. С. Тимошук. – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2017. – 167 с. – Режим доступу: <https://ecosyber.fmm.kpi.ua/wp-content/uploads/2022/06/mper2017.pdf>.

132. Мацегора Я. В., Приходько І. І., Воробйова І. В. та ін. Психологічний моніторинг професійно важливих якостей курсантів ВВНЗ МВС України : монографія. – Харків : Акад. ВВ МВС України, 2014. – 421 с. – ISBN 978-966-8671-26-5. – Режим доступу: https://books.ndcnangu.co.ua/knigi/Monografija_Monitoring2014.pdf.

133. Надійність технічних систем і техногенних ризиків: зб. наук. пр. [Електронний ресурс]. – Харків: ХНАМГ, 2011. – 31 с. – Режим доступу: <https://eprints.kname.edu.ua/22903/1/%D0%A0%D0%B0%D0%B1%20%D0%BF%D1%80%D0%BE%D0%B3%D0%B0%20%D0%9D%D0%A2%D0%A1%D0%B8%D0%A2%D0%A0.pdf>.

134. Europensis Scientia : науковий журнал. – Одеса : Видавничий дім «Гельветика», 2025. – Вип. 6, т. 1. – 110 с. – ISSN 2709-6815 (Print), ISSN 2709-6823 (Online). – Режим доступу: https://jes.nuoua.od.ua/archive/6_2025/6_2025.pdf.

135. Бернацький А., Сіора О. В., Соколовський М., Лукашенко В. Аналіз науково-дослідних робіт із оплавлення покриттів, нанесених за допомогою різних джерел нагріву // Scientific foundations in research in Engineering : collective monograph. – Boston : Primedia eLaunch, 2022. – С. 455–464. – DOI: <https://doi.org/10.46299/ISG.2022.MONO.TECH.2.8.5>. – Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/361565344_ANALIZ_NAUKOVO-DOSLIDNIH_ROBIT_IZ_OPLAVLENNIA_POKRITTIV_NANESENIH_ZA_DOPOMOGOU_RIZNIH_DZEREL_NAGRIVU.

136. Борщ В. І., Рудінська О. В., Кусик Н. Л. Менеджмент та маркетинг в охороні здоров'я : навчальний посібник. – Одеса : Олді+, 2022. – 264 с. – ISBN 978-966-289-648-0. – Режим доступу: <https://emed.library.gov.ua/wp-content/uploads/tainacan-items/26427/80708/Menedzhment-ta-marketynh-v-okhoroni-zdorovia.pdf>.

137. Новіков, А. О. Інформаційна технологія для тестування алгоритмів керування роботизованими пристроями у сценаріях командної взаємодії у мультиагентних системах: дис. ... канд. / А. О. Новіков. — Харків : Харків. нац. ун-т ім. В. Н. Каразіна, 2025. — 171 с. — Режим доступу: https://karazin.ua/storage/static-content/source/documents/aspirantura/zakhysty/Novikov/Novikov_diss.pdf.

138. Кравець П. О., Пасічник В. В., Проданюк М. М. Математична модель логістичної регресії для бінарної класифікації. Ч. 1. Регресійні моделі узагальнення даних // Information Systems and Networks. – 2024. – Issue 15. – С. 291–321. – DOI: <https://doi.org/10.23939/sisn2024.15.290>. – Режим доступу: <https://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2024/aug/35679/maket2402951-294-325.pdf>.

139. Основи теорії надійності і техногенний ризик [Електронний ресурс]. – Дніпро: ПГАСА, 2021. – 54 с. – Режим доступу: https://pgasa.dp.ua/wp-content/uploads/2021/01/2.1.06_Osnovy-teoriyi-nadijnosti-i-tehnogennyj-ryzyk.pdf.

140. Оцінка точності прогнозування: метод. матеріали [Електронний ресурс]. – Житомир: ЖДУ, [б.р.]. – 22 с. – Режим доступу: https://learn.ztu.edu.ua/pluginfile.php/389295/mod_resource/content/1/Оцінка%20точності%20прогнозування.pdf.

141. Павлик В. В. Комплексний метод і система контролю технічного стану газоперекачувальних агрегатів великої потужності : дис. ... канд. техн. наук : 05.11.13 – прилади і методи контролю та визначення складу речовин / Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу. – Івано-Франківськ, 2021. – 189 с. – Режим доступу: https://nung.edu.ua/sites/default/files/2021-04/dis_%D0%9F%D0%B0%D0%B2%D0%BB%D0%B8%D0%BA.pdf.

142. Копей Б. В., Бенмуна А., Слободян В. І., Беллауар А., Галій С. І., Халімі Д., Найда А. М. Підвищення надійності газотранспортних систем : монографія. – Івано-Франківськ : ІФНТУНГ, 2012. – 300 с. – (Серія «Нафтогазове обладнання», т. 8). – ISBN 978-966-694-174-2. – Режим доступу: <https://fileserv-az.core.ac.uk/download/73907232.pdf>.

143. Підгородецький, І. В. *Розпізнавання біоб'єктів на основі глибокого навчання : магист. робота* / І. В. Підгородецький. – Тернопіль : ТНТУ, [рік захисту]. – 88 с. – Режим доступу: https://elartu.tntu.edu.ua/bitstream/lib/36766/1/Pidhorodetskyi_magistr.pdf.

144. Про затвердження Ліцензійних умов провадження господарської діяльності з будівництва об'єктів IV і V категорій складності: постанова Кабінету Міністрів України від 30 берез. 2016 р. № 256 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://e-construction.gov.ua/laws_detail/3074168653223036024?doc_type=2.

145. ДБН В.1.1-7:2016 Пожежна безпека об'єктів будівництва. Загальні вимоги : затв. наказом Мінрегіону України від 31.10.2016 р. № 287. – Київ, 2016. – Режим доступу: https://e-construction.gov.ua/laws_detail/3080743763845318619.

146. Проблеми генезису економіки інтелектуально-інноваційного капіталу : матеріали доповідей II Міжнародної науково-практичної конференції (м. Київ, 4–5 листопада 2021 року) : у 2 ч. / за заг. ред. В. М. Лича. – Ч. 2. – Київ : КНУБА, 2021. – 168 с. – Режим доступу: <https://www.knuba.edu.ua/wp-content/uploads/2023/10/zbirnyk-ii-mizhnar-konf-problemy-genezysu-eiik-4-5-lystop-2021-chastyna-2.pdf>.

147. Сценарне прогнозування розвитку прикордонних регіонів : Монографія / Колектив авторів за заг. редакцією Кифяка В.Ф.; Чернівецький торговельно-економічний інститут Київського національного торговельно-економічного університету. – Чернівці : "Місто", 2017. – 330 с. – Режим доступу: <http://chtei-knteu.cv.ua/ua/content/download/nayka/monography/monographiya1.pdf>.

148. Розрахунок сталевих конструкцій будівель і споруд згідно Єврокоду 3: навч. посіб. [Електронний ресурс]. – Харків : НУЦЗУ, 2022. – 180

с. — Режим доступу:
<http://repositsc.nuczu.edu.ua/bitstream/123456789/22584/1/Посібник%20Розрахунок%20сталевих%20конструкцій%20будівель%20і%20споруд%20згідно%20Єврокоду%203.pdf>.

149. Сербін В. С. Аналіз методів створення нейронних мереж з використанням мови програмування JavaScript : кваліфікаційна робота на здобуття освітнього ступеня магістра за спеціальністю 126 «Інформаційні системи та технології» / Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя. — Тернопіль, 2023. — 108 с. — Режим доступу: https://elartu.tntu.edu.ua/bitstream/lib/43257/1/Mag_2023_STm_61_Serbin_V_S.pdf.

150. Титок В. В., Лаврухіна К. О., Сиволап Ю. В. Обґрунтування господарських рішень і оцінка ризиків : конспект лекцій. — Київ : КНУБА, 2024. — 156 с. — Режим доступу: <https://repository.knuba.edu.ua/server/api/core/bitstreams/387df85d-0778-4b60-8398-fae8998293fa/content>.

151. Братушка С. М., Новак С. М., Хайлук С. О. Системи підтримки прийняття рішень : навчальний посібник для самостійного вивчення дисципліни / Державний вищий навчальний заклад «Українська академія банківської справи Національного банку України». — Суми : ДВНЗ «УАБС НБУ», 2010. — 265 с. — ISBN 978-966-8958-56-4. — Режим доступу: <http://kist.ntu.edu.ua/textPhD/sppr.pdf>.

152. Сович В. Оцінювання ризиків складних організаційно-технічних систем за вимогами ДСТУ ISO 31010 : дипломна магістерська робота за спеціальністю 152 «Метрологія та інформаційно-вимірвальна техніка» / Київський національний університет технологій та дизайну. — Київ, 2021. — 88 с. — Режим доступу: https://er.knutd.edu.ua/bitstream/123456789/19547/3/Dyplom152_Sovich_Khimicheva.pdf.

153. Соловійов А. І. Формування інфокомунікаційного забезпечення управління аграрними виробничими структурами : дис. ... д-ра екон. наук : 08.00.04 — економіка та управління підприємствами (за видами економічної

діяльності: сільське господарство, лісове господарство та рибне господарство) / Білоцерківський національний аграрний університет. – Біла Церква, 2017. – 488 с. – Режим доступу: https://science.btsau.edu.ua/sites/default/files/specradi/dis_solovyov.pdf.

154. Підгорний А. З., Самотоєнкова О. В. Статистика ринків: Навчальний посібник. – Одеса: 2014. – 408 с. – Режим доступу: <http://dspace.oneu.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/2730/1/Статистика%20ринків.pdf>.

155. Стохастична експертна оцінка технічного стану споруди в автоматизованій системі управління мостами [Електронний ресурс]. – К.: Інститут мостів, 2023. – Режим доступу: <https://nidi.org.ua/ua/stohastichna-ekspertna-ocinka-tehnichnogo-stanu-sporudi-v-avtomatizovaniy-sistemi-upravlinnya-mostami>.

156. ДСТУ Б В.2.7-145:2008 Вироби бетонні тротуарні неармовані. Технічні умови : затв. наказом Мінрегіонбуду України від 04.03.2008 № 117. – Чинний від 01.10.2008. – Київ, 2008. – Режим доступу: https://online.budstandart.com/ua/catalog/doc-page?id_doc=40246.

157. Звіт за друге півріччя 2023 року щодо реалізації засад загальної відомчої політики, виконання антикорупційної стратегії та державної антикорупційної програми / Міністерство інфраструктури України. – Київ, 2023. – Режим доступу: <https://mindev.gov.ua/storage/app/sites/1/uploaded-files/monitoring.pdf>.

158. Будівельні Технології – КОШТОРИС ПВР : програма для розрахунку вартості проектних робіт на всіх стадіях проектування. – Режим доступу: <https://s-tech.com.ua/ua/product/rozrakhunok-koshtorisiv-ukrajina/stroitelnye-tekhnologii-smeta-pir/pro-programu.html>.

159. Тимець, Д.І. Згорткові мережі і їх застосування. *Магістерська робота* / Д.І. Тимець. – Львів : Львівський нац. ун-т, [рік]. – N с. – Режим доступу: https://ami.lnu.edu.ua/wp-content/uploads/2013/11/mah.robota_Tymets.pdf.

160. Удовиченко О. В. Розроблення інтелектуальних засобів комп'ютерного зору для визначення осіб за типом одягу на роботизованому

виробництві : пояснювальна записка до атестаційної роботи здобувача вищої освіти на другому (магістерському) рівні, спеціальність 174 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка / О. В. Удовиченко ; М-во освіти і науки України, Харків. нац. ун-т радіоелектроніки. – Харків, 2025. – 63 с. – Режим доступу: <https://openarchive.nure.ua/handle/document/29941>.

161. Актуальні проблеми прогнозування розвитку соціально-економічних систем: Монографія / За ред. О.І. Черняка, П.В. Захарченка. – Мелітополь : 2019. – 456 с. – Режим доступу: https://elibrary.kdpu.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/3606/1/monograf_OCHNOBNAJA.pdf.

162. Слива Л. В. Консультативна робота адвоката у справах, що виникають з адміністративних правовідносин : дис. ... канд. юрид. наук : спец. 12.00.10 «Судоустрій; прокуратура та адвокатура» / Л. В. Слива ; Київський національний університет імені Тараса Шевченка. – Київ, 2020. – 196 с. – Режим доступу: https://scc.knu.ua/upload/iblock/cf7/dis_Slyva%20L.V..pdf.

163. Майба М. А., Єременко О. С. Розв'язання задачі класифікації мережних пристроїв на основі параметрів безпеки за допомогою машинного навчання // Проблеми телекомунікацій. – 2023. – № 2(33). – С. 44–61. – Режим доступу: <https://journals.urau.ua/pt/article/download/308473/300004>.

164. Харченко, В. О. *Моделювання нейронних мереж : навч. посіб.* / В. О. Харченко. – Суми : Сумський державний університет, 2024. – 263 с. – Режим доступу: <https://files.znu.edu.ua/files/Bibliobooks/Inshi79/0059500.pdf>.

165. Харченко А. М. Наукові основи управління програмами експлуатаційного утримання автомобільних доріг : дис. ... д-ра техн. наук : 05.13.22 – управління проектами та програмами / А. М. Харченко ; Національний транспортний університет. – Київ, 2021. – 416 с. – Режим доступу: http://diser.ntu.edu.ua/Kharchenko_dis.pdf.

166.

167. Хаханова, Г. В. Федеративний комп'ютинг векторно-матричних транзакцій у кіберсоціальних системах: дис. ... д-р техн. наук: 05.13.05 / Г. В. Хаханова. – Харків : Харків. нац. ун-т радіоелектроніки, 2023. – 377 с. –

Режим доступу: https://nure.ua/wp-content/uploads/2024/disertacija_hahanova.pdf.

168. Цифрова економіка: зб. мат. Національної наук.-метод. конф., 4–5 жовтня 2018 р., м. Київ. — К.: КНЕУ, 2018. — 407, [1] с. ISBN 978-966-926-226-4

Режим доступу: https://elibrary.kdpu.edu.ua/bitstream/123456789/2870/1/%D0%A6%D0%B8%D1%84%D1%80%D0%BE%D0%B2%D0%B0%20%D0%B5%D0%BA%D0%BE%D0%BD%D0%BE%D0%BC%D1%96%D0%BA%D0%B0_2018.pdf

169. Синицька Я. Цифрова компетентність вчителя Нової української школи / Я. Синицька, В. Андрієвська // Науково-дослідна робота студентів як чинник удосконалення професійної підготовки майбутнього вчителя : зб. наук. пр. / Харків. нац. пед. ун-т ім. Г. С. Сковороди ; [редкол.: Н. О. Пономарьова, Н. В. Олефіренко, В. М. Андрієвська та ін.]. — Харків, 2024. — Вип. 23. — С. 117–123. URI <https://dspace.hnpu.edu.ua/handle/123456789/14565>

170. Чорноморденко, І. В. *Матеріали 2-ої всеукраїнської наукової конференції (м. Київ, 29–30 листопада 2019 року)* / І. В. Чорноморденко. — Київ : Київ. нац. ун-т буд-ва та арх-ри, 2019. — 200 с. — Режим доступу: <https://www.knuba.edu.ua/wp-content/uploads/2022/10/Тези-2019.pdf>.

171. Шаповал, Н. В. Розпізнавання образів : комп'ютерний практикум : електронне мережне навчальне видання / Н. В. Шаповал. — Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. — 50 с. — Режим доступу: https://org2.knuba.edu.ua/pluginfile.php/263478/mod_resource/content/1/Shapoval_RO.pdf.

172. Шихов, Є. Д. Створення нейронної мережі для розпізнавання зображень : кваліфікаційна робота (бакалаврський) / Є. Д. Шихов ; Маріуп. держ. ун-т. — Київ, 2024. — 57 с. — Режим доступу: https://repository.mu.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/7320/1/Кваліфікаційна%20робота_Шихов%20Є.Д..pdf.

173. Штучна нейронна мережа. — Режим доступу: https://uk.m.wikipedia.org/wiki/Штучна_нейронна_мережа.

174. Інформаційні технології у сучасному світі [Електронний ресурс]: матеріали Міжнародної науково-практичної конференції здобувачів вищої

освіти і молодих вчених, 22 квітня 2024 р. / Державний біотехнологічний ун-т. – Харків, 2024. – 341 с. – Електронні текстові дані. Режим доступу: <https://biotechuniv.edu.ua/nauka/konferentsiyi/>

175. Ладуба М. Нейромережі пишуть книги та рятують життя: що таке нейронна мережа і як вона працює [Електронний ресурс] / М. Ладуба // MC.today. – Режим доступу: <https://mc.today/uk/shho-take-nejronna-merezha/amp/>.

176. Юркович, Н. В., Герасімов, О. В., Юркович, В. М., & Мар'ян, М. І. *Композиція нейронних мереж з алгоритмами Хебба та прямого поширення в системах символічного кодування* / Н. В. Юркович, О. В. Герасімов, В. М. Юркович, М. І. Мар'ян. – Ужгород : Ужгородський національний університет, 2014. – 7 с. – Науковий вісник Ужгородського університету. Серія Фізика. № 36. – Режим доступу: <https://dspace.uzhnu.edu.ua/server/api/core/bitstreams/c7ce7f52-275f-45ec-ad14-9a197935ebec/content>.

177. Яблонський Д. І. Гібридна інтелектуальна система аналізу біомедичних зображень : дипломна робота за освітньо-кваліфікаційним рівнем «спеціаліст» : спец. 7.05010201 – комп'ютерні системи та мережі / Д. І. Яблонський ; наук. керівник О. М. Березький. – Тернопіль, 2012. – 131 с. – Режим доступу: <http://dspace.tneu.edu.ua/handle/316497/1489>.

178. Перспективи використання штучних нейронних мереж у вивченні та дослідженні японської мови [Електронний ресурс]. – 29 с. – Режим доступу: <https://science.donnu.edu.ua/wp-content/uploads/sites/6/2021/04/yaponska-mova.pdf>.

179. Сверстюк А. С., Мосій Л. Є. Математичне моделювання амплітудної варіабельності електрокардіосигналів для інформаційної технології аналізу їх морфологічних та ритмічних ознак // Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво. – 2025. – Вип. 59. – С. 228–240. – DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2025-59-29>. – Режим доступу: <https://cit.lntu.edu.ua/index.php/cit/article/download/732/828>

180. Терентьев О.О., Горбатьок Є.В., Тисленко О.Б., Зубрій І.М. Підвищення ефективності інформаційної системи комплексної безпеки

захисту будівель. Modern engineering and innovative technologies. Issue №29. Part 1. October 2023. P. 102-111. <https://doi.org/10.30890/2567-5273.2023-29-01-022>.

181. Терентьев О.О., Горбатьюк Є.В., Тисленко О.Б., Зубрій І.М. (2024). Методика розробки підвищення ефективності інформаційної системи безпечної експлуатації будівель. Modern engineering and innovative technologies. Issue №31. Part 1. February 2024. P. 62-71. <https://doi.org/10.30890/2567-5273.2024-31-00-014>.

182. Архітектура інформаційної системи діагностики технічного стану фундаментів будівель / Терентьев О.О., Горбатьюк Є.В., Тисленко О.Б., Зубрій І.М., Макаруч О.В. SWorldJournal. Issue No24 Part 1 March 2024. P. 135-143. <https://doi.org/10.30888/2663-5712.2024-24-00-073>.

183. Терентьев О.О., Горбатьюк Є.В., Тисленко О.Б., Зубрій І.М. Інтегровані моделі прогнозування надійності прийняття рішень системи діагностики технічного стану будівель. SWorldJournal. September 2024. Issue 27. Part 1. P. 98-106. DOI: 10.30888/2663-5712.2024-27-00-018

184. Terentyev O.O., Gorbatyuk Ie.V., Tyslenko O.B., Bykov S.V. Methods of damage of the information system of building technical condition diagnostics. Modern engineering and innovative technologies. Issue №35. Part 2. October 2024. P. 35-44. <https://doi.org/10.30890/2567-5273.2024-35-00-049>.

185. Terentyev O.O., Gorbatyuk Ie.V., Tyslenko O.B., Bykov S.V. Program and technical complex of implementation of the information system of diagnostics of the technical condition of buildings. SWorldJournal. Issue No30. Part 1. March 2025. P. 82-96. <https://doi.org/10.30888/2663-5712.2025-30-01-004>.

186. Terentyev O.O., Gorbatyuk Ie.V., Tyslenko O.B., Bykov S.V. Creation of information methods in the diagnosis of industrial buildings. Modern engineering and innovative technologies. Issue №38. Part 1. April 2025. P. 146-151. <https://doi.org/10.30890/2567-5273.2025-38-01-030>.

187. Tyslenko O., Bykov S., & Katin O. (2025). System of organization and functioning of mechanisms for ensuring the operational safety of buildings. Ways to Improve Construction Efficiency, 2(56), P. 91–104. [https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56\(2\).91-104](https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56(2).91-104)

188. Тисленко О. Б., & Биков С. В. (2025). Аналітичні та діагностичні блоки контролю в цифровому середовищі оцінки структурної надійності. *Управління розвитком складних систем*, (64), Р. 259–266. <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.64.259-266>

Матеріали апробації дослідження на науково-практичних конференціях:

189. Modeling of reliability of foundation structures / Gorbatyuk Ie., Terentyev O., Tyslenko O., Zubrij I. Importance of Soft Skills for Life and Scientific Success: Proceedings of the 3rd International Scientific and Practical Internet Conference, FOP Marenichenko V.V., Dnipro, Ukraine, March 7-8, 2024, Р. 7-8.

190. Горбатюк Є.В., Тисленко О.Б., Зубрій І.М. Методологічні і критеріальні основи дослідження функціонування інженерних комплексів при створенні цільових об'єктів будіндустрії. International scientific conference "Organization of scientific research in modern conditions '2024" No 23 on March 21, 2024. Seattle, Washington, USA., Р. 46-51. <https://doi.org/10.30888/2709-2267.2024-23-00-017>.

191. Терентьев О.О., Горбатюк Є.В., Тисленко О.Б., Зубрій І.М. Building an information model of determining the location of mobile objects. Promising scientific researches of Eurasian scholars &2024. Proceedings of International scientific conference (September 21, 2024). Seattle, Washington, USA. № 26. Р. 41–44. <https://doi.org/10.30888/2709-2267.2024-26-00-008>

192. Terentyev O.O., Gorbatyuk Ie.V., Tyslenko O.B., Bykov S. V.. Methods of diagnosing deformations of building structures. International scientific conference "Technique and technology of the future &2024" No 35 on October 20, 2024. Karlsruhe, Germany. Р. 36-40. <https://doi.org/10.30890/2709-1783.2024-35-00-027>.

URL:

<https://www.proconference.org/index.php/gec/issue/view/gec35-00>.

193. Терентьев О.О., Горбатюк Є.В., Тисленко О.Б., Биков В.С. Интегрирована модель оцінки надійності рішень для діагностики будівель. Proceedings of the 6th International scientific and practical conference "Scientific achievements of contemporary society". Cognum Publishing House. London,

United Kingdom. 2025. P. 280-286. URL: <https://sci-conf.com.ua/vi-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-scientific-achievements-of-contemporary-society-10-12-01-2025-london-velikobritaniya-arhiv/>.

194. Терентьев О.О., Горбатюк Є.В., Тисленко О.Б., Биков В.С. Інформаційна технологія управління життєвим циклом будівельних конструкцій і споруд. Modernization of today's science: experience and trends: collection of scientific papers «SCIENTIA» with Proceedings of the VII International Scientific and Theoretical Conference, January 24, 2025. Singapore, Republic of Singapore: International Center of Scientific Research. P. 192-195. <https://doi.org/10.36074/scientia-24.01.2025>.

195. Терентьев О.О., Горбатюк Є.В., Тисленко О.Б., Биков В.С. Моделювання загроз безпеки та вразливості у віртуальній мережевій системі. Proceedings of the 5th International scientific and practical conference "Science in the modern world: innovations and challenges". Perfect Publishing. Toronto, Canada. 2025. P. 169-173. URL: <https://sci-conf.com.ua/v-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-science-in-the-modern-world-innovations-and-challenges-23-25-01-2025-toronto-kanada-arhiv/>.

196. Terentyev O.O., Gorbatyuk Ie.V., Tyslenko O.B., Bykov V.S. Creating a model of mobile location. International scientific conference "Organization of scientific research in modern conditions &2024" No 30 on March 21, 2025. Seattle, Washington, USA. P. 25-28. <https://doi.org/10.30888/2709-2267.2025-30-00-003>.

ДОДАТОК А. ДОВІДКИ ПРО ВПРОВАДЖЕННЯ**ТОВАРИСТВО З ОБМЕЖЕНОЮ ВІДПОВІДАЛЬНІСТЮ
"МАРСТОН-ГРУП"**

№14-1 від 21.01.2026

Підсумки практичного впровадження результатів дисертаційної роботи Тисленка Олександра Борисовича на тему: «Концептуально-структурне моделювання та реалізація інтелектуальних систем моніторингу технічної стійкості будівель» (спеціальність 126 – «Інформаційні системи та технології»).

Девелоперська компанія «Марстон-груп» підтверджує впровадження у власну діяльність результатів дисертаційного дослідження Тисленка О.Б., спрямованих на розвиток інтелектуальних технологій моніторингу та прогнозування технічного стану будівель і споруд. У практиці підприємства використано підходи до побудови гібридних нейромережових моделей (CNN, RNN, LSTM, GRU, Transformer), призначених для аналізу просторово-часових даних, що дозволило підвищити точність виявлення дефектів і прогнозування розвитку пошкоджень конструкцій. Реалізовано методи формалізації деградаційних процесів на основі моделей часових рядів і механізмів self-attention, що забезпечують урахування складних нелінійних взаємозв'язків між параметрами технічного стану. Упроваджено багатостратегіальне навчання нейронних мереж із поєднанням наглядних, безнаглядних і напівнаглядних підходів та сучасних алгоритмів оптимізації, що підвищило стійкість моделей до шумів і неповноти даних. Інтеграція нейромережових алгоритмів у цифрові платформи типу IoT–SCADA–Digital Twin забезпечила безперервний цикл збору, обробки та інтелектуального аналізу сенсорної інформації у режимі реального часу.

В практиці виконуваних компанією технічних обстежень будівель і споруд реалізовано концепцію, за якою нейронні мережі виконують функції адаптивного аналітичного ядра системи моніторингу, що дозволило підвищити чутливість до ранніх ознак деградації та точність прогнозних оцінок технічного стану. У діяльності підприємства також впроваджено інтегровану інформаційно-аналітичну платформу, яка поєднує IoT-сенсори, SCADA-комплекси та цифрові двійники, забезпечуючи автоматизовану діагностику, своєчасне виявлення відхилень і формування попереджувальних сигналів про можливі відмови. Реалізовано програмно-апаратну модель інтелектуального супроводу об'єктів із функціями самонавчання, що сприяло скороченню часу реагування на критичні стани та зниженню експлуатаційних ризиків.

У цілому впровадження результатів дисертаційної роботи Тисленка О.Б. забезпечило підвищення надійності, безпеки та ефективності функціонування будівель і споруд, операційно-виробничі витрати на діагностику технічного стану будівель і споруд (в спільних для компанії та здобувача Тисленка О.Б. проєктах) на 12,1%, створили належні науково-практичні передумови для переходу до сучасних цифрових моделей управління їх технічним станом.

Директор



Міронов О.О.

Голові спеціалізованої разової вченої ради

№ 144-н від «18» лютого 2026 р.

**ПРО ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ
ЗДОБУВАЧА КНУБА ТИСЛЕНКА О.Б.**

у практику діяльності

«Української інвестиційно-інжинірингової компанії»

ТОВ «Української інвестиційно-інжинірингової компанії» підтверджує впровадження у власну практичну діяльність результатів дисертаційного дослідження Тисленка О.Б., спрямованих на розвиток інтелектуалізованих систем моніторингу та прогностичної діагностики технічного стану будівель і споруд. У межах практичної реалізації використано розроблену нейромережеву платформу, що забезпечує інтеграцію сенсорних потоків даних, історичної інформації та експлуатаційних параметрів у єдине цифрове середовище, що дозволяє здійснювати безперервний моніторинг технічного стану об'єктів. Застосування штучних нейронних мереж дало змогу моделювати складні нелінійні процеси деградації матеріалів і конструкцій та підвищити точність прогнозування їхнього стану, що в практичних умовах супроводжується зростанням точності діагностики в середньому на 18–27%.

Реалізовано підхід до адаптивного навчання моделей на основі актуальних експлуатаційних даних, що забезпечує їх гнучку адаптацію до змінних умов функціонування об'єктів. Впроваджені алгоритми раннього виявлення аварійних ситуацій дозволяють ідентифікувати критичні стани на ранніх стадіях, що забезпечує скорочення часу виявлення дефектів на 19-21% та мінімізацію ризиків відмов конструкцій.

Інтеграція гібридних нейромережевих архітектур забезпечила підвищення достовірності оцінювання технічного стану в умовах невизначеності та зашумленості даних, що також сприяло зменшенню кількості помилкових аварійних сповіщень на 25–35%. У діяльності підприємства реалізовано єдиний контур обробки інформації, який поєднує сенсорні системи, аналітичні моделі та механізми підтримки прийняття рішень, що дозволило підвищити оперативність управлінських рішень приблизно на 28-30%.

Використання багатошарових і рекурентних нейронних мереж, а також самоорганізуючих карт забезпечило багаторівневий аналіз гетерогенних даних. Запроваджені методи нелінійної апроксимації функцій ризику та деградаційних процесів підвищили точність технічної діагностики, а реалізація алгоритмів оптимізації навчання моделей забезпечила їх стійкість до шумів та неповноти інформації. У результаті комплексного впровадження спостерігається зниження експлуатаційних витрат на обстеження будівель у межах 24-26%.

Практичне застосування результатів дослідження дозволило створити інтегровану цифрово-аналітичну платформу, що об'єднує BIM-моделі, сенсорні мережі та цифрові паспорти об'єктів. Це забезпечило підвищення ефективності управління технічним станом будівель, зниження експлуатаційних витрат та підвищення надійності їх функціонування. У цілому впровадження результатів дисертаційної роботи сприяло переходу до проактивної моделі управління технічним станом будівель і формуванню інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень.

Виконавчий директор



Я. Л. Погорільчук / Погорільчук Я. Л. /

ТОВАРИСТВО З ОБМЕЖЕНОЮ ВІДПОВІДАЛЬНІСТЮ
«Спецбудпроект»

№ 16 /1 від «_11_» _03_ 2026 р.

ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційної роботи
Тисленка Олександра Борисовича на тему:
«Концептуально-структурне моделювання та реалізація
інтелектуальних систем моніторингу технічної стійкості будівель»
(спеціальність 126 – «Інформаційні системи та технології»).

ТОВ «Спецбудпроект» підтверджує впровадження у власну діяльність наукових і прикладних результатів дисертаційного дослідження Тисленка О.Б., спрямованих на підвищення ефективності моніторингу, прогнозування та управління технічним станом будівель і споруд.

У практиці підприємства застосовано розроблену автором інтегровану концепцію сценарно-орієнтованого прогнозування технічного стану конструкцій, яка синтезує фізико-механічні моделі деградаційних процесів із адаптивними алгоритмами аналізу даних цифрового моніторингу. Реалізація підходу до сценарної декомпозиції деградації з урахуванням стохастичних впливів, часових затримок та варіативності експлуатаційних режимів забезпечила підвищення точності визначення залишкового ресурсу будівельних конструкцій.

У діяльність компанії інтегровано механізми формування динамічних сценарних траєкторій та параметризації вхідних змінних на основі потокових сенсорних даних, синхронізованих із цифровими двійниками об'єктів. Це надало можливість оперативного виявлення граничних станів, комплексного

оцінювання ризиків та прийняття обґрунтованих інженерних рішень у режимі реального часу. Використання сценарно-зважених функцій ризику та індикаторів імовірності критичних подій сприяло підвищенню надійності та безпеки експлуатації будівель.

Додатково впроваджено мультифакторні ризик-орієнтовані моделі, що відображають складну взаємодію технічних, експлуатаційних, екологічних і людських чинників. Застосування інтегральних показників ризику, зокрема індексу ризику реагування (IRR), у поєднанні з алгоритмами машинного навчання та ансамблевими підходами забезпечило зростання достовірності прогнозування відмов і підвищення оперативності реагування на потенційно небезпечні зміни технічного стану конструкцій.

Створене цифрове ядро оцінювання ризиків, що об'єднує сенсорні потоки даних, аналітичні модулі та сценарне моделювання в єдиний контур самонавчання, дозволило автоматизувати процеси моніторингу та підтримки прийняття рішень. Використання сучасних методів валідації моделей і сценарного тестування підвищило обґрунтованість аналітичних результатів і загальну ефективність управління технічною стійкістю об'єктів.

Загалом упровадження результатів дисертаційної роботи Тисленка О.Б. забезпечило підвищення рівня надійності, безпеки та економічної ефективності експлуатації будівель і споруд, а також сприяло переходу до проактивної моделі управління їх технічним станом на основі інтелектуальних інформаційних технологій.

Директор



Павленко В.М.

ДОДАТОК Б. СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Статті у наукових фахових виданнях України, які індексуються в міжнародних наукометричних базах:

1. Терентьєв О.О., Горбатюк Є.В., **Тисленко О.Б.**, Зубрій І.М. Підвищення ефективності інформаційної системи комплексної безпеки захисту будівель. Modern engineering and innovative technologies. Issue №29. Part 1. October 2023. P. 102-111. <https://doi.org/10.30890/2567-5273.2023-29-01-022>.
2. Терентьєв О.О., Горбатюк Є.В., **Тисленко О.Б.**, Зубрій І.М. (2024). Методика розробки підвищення ефективності інформаційної системи безпечної експлуатації будівель. Modern engineering and innovative technologies. Issue №31. Part 1. February 2024. P. 62-71. <https://doi.org/10.30890/2567-5273.2024-31-00-014>.
3. Архітектура інформаційної системи діагностики технічного стану фундаментів будівель / Терентьєв О.О., Горбатюк Є.В., **Тисленко О.Б.**, Зубрій І.М., Макаrchук О.В. SWorldJournal. Issue No24 Part 1 March 2024. P. 135-143. <https://doi.org/10.30888/2663-5712.2024-24-00-073>.
4. Терентьєв О.О., Горбатюк Є.В., **Тисленко О.Б.**, Зубрій І.М. Інтегровані моделі прогнозування надійності прийняття рішень системи діагностики технічного стану будівель. SWorldJournal. September 2024. Issue 27. Part 1. P. 98-106. DOI: 10.30888/2663-5712.2024-27-00-018
5. Terentyev O.O., Gorbatyuk Ie.V., **Tyslenko O.B.**, Bykov S.V. Methods of damage of the information system of building technical condition diagnostics. Modern engineering and innovative technologies. Issue №35. Part 2. October 2024. P. 35-44. <https://doi.org/10.30890/2567-5273.2024-35-00-049>.
6. Terentyev O.O., Gorbatyuk Ie.V., **Tyslenko O.B.**, Bykov S.V. Program and technical complex of implementation of the information system of diagnostics of the technical condition of buildings. SWorldJournal. Issue No30. Part 1. March 2025. P. 82-96. <https://doi.org/10.30888/2663-5712.2025-30-01-004>.
7. Terentyev O.O., Gorbatyuk Ie.V., **Tyslenko O.B.**, Bykov S.V. Creation of information methods in the diagnosis of industrial buildings. Modern

engineering and innovative technologies. Issue №38. Part 1. April 2025. P. 146-151. <https://doi.org/10.30890/2567-5273.2025-38-01-030>.

8. **Tyslenko O.**, Bykov S., & Katin O. (2025). System of organization and functioning of mechanisms for ensuring the operational safety of buildings. *Ways to Improve Construction Efficiency*, 2(56), P. 91–104. [https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56\(2\).91-104](https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56(2).91-104)

9. **Тисленко О. Б.**, & Биков С. В. (2025). Аналітичні та діагностичні блоки контролю в цифровому середовищі оцінки структурної надійності. *Управління розвитком складних систем*, (64), P. 259–266. <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.64.259-266>

Матеріали апробації дослідження на науково-практичних конференціях:

10. Modeling of reliability of foundation structures / Gorbatyuk Ie., Terentyev O., **Tyslenko O.**, Zubrij I. Importance of Soft Skills for Life and Scientific Success: Proceedings of the 3rd International Scientific and Practical Internet Conference, FOP Marenichenko V.V., Dnipro, Ukraine, March 7-8, 2024, P. 7-8.

11. Горбатюк Є.В., **Тисленко О.Б.**, Зубрій І.М. Методологічні і критеріальні основи дослідження функціонування інженерних комплексів при створенні цільових об'єктів будіндустрії. International scientific conference "Organization of scientific research in modern conditions '2024" No 23 on March 21, 2024. Seattle, Washington, USA., P. 46-51. <https://doi.org/10.30888/2709-2267.2024-23-00-017>.

12. Терентьев О.О., Горбатюк Є.В., **Тисленко О.Б.**, Зубрій І.М. Building an information model of determining the location of mobile objects. Promising scientific researches of Eurasian scholars '2024. Proceedings of International scientific conference (September 21, 2024). Seattle, Washington, USA. № 26. P. 41–44. <https://doi.org/10.30888/2709-2267.2024-26-00-008>

13. Terentyev O.O., Gorbatyuk Ie.V., **Tyslenko O.B.**, Bykov S. V.. Methods of diagnosing deformations of building structures. International scientific conference "Technique and technology of the future '2024" No 35 on October 20, 2024. Karlsruhe, Germany. P. 36-40. <https://doi.org/10.30890/2709->

1783.2024-35-00-027.

URL:

<https://www.proconference.org/index.php/gec/issue/view/gec35-00>.

14. Терентьев О.О., Горбатьюк Є.В., **Тисленко О.Б.**, Биков В.С. Интегрированная модель оценки надёжности решений для диагностики строительных. Proceedings of the 6th International scientific and practical conference “Scientific achievements of contemporary society”. Cognum Publishing House. London, United Kingdom. 2025. P. 280-286. URL: <https://sci-conf.com.ua/vi-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-scientific-achievements-of-contemporary-society-10-12-01-2025-london-velikobritaniya-arhiv/>.

15. Терентьев О.О., Горбатьюк Є.В., **Тисленко О.Б.**, Биков В.С. Информационная технология управления жизненным циклом строительных конструкций и споруд. Modernization of today’s science: experience and trends: collection of scientific papers «SCIENTIA» with Proceedings of the VII International Scientific and Theoretical Conference, January 24, 2025. Singapore, Republic of Singapore: International Center of Scientific Research. P. 192-195. <https://doi.org/10.36074/scientia-24.01.2025>.

16. Терентьев О.О., Горбатьюк Є.В., **Тисленко О.Б.**, Биков В.С. Моделирование угроз безопасности та вразливості у виртуальной сетевой системе. Proceedings of the 5th International scientific and practical conference “Science in the modern world: innovations and challenges”. Perfect Publishing. Toronto, Canada. 2025. P. 169-173. URL: <https://sci-conf.com.ua/v-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-science-in-the-modern-world-innovations-and-challenges-23-25-01-2025-toronto-kanada-arhiv/>.

17. Terentyev O.O., Gorbatyuk Ie.V., **Tyslenko O.B.**, Bykov V.S. Creating a model of mobile location. International scientific conference “Organization of scientific research in modern conditions &2024” No 30 on March 21, 2025. Seattle, Washington, USA. P. 25-28. <https://doi.org/10.30888/2709-2267.2025-30-00-003>.