**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 має посилання на відповідне джерело
_____О.Б. Тисленко

Наукові керівники: 1.Терентьєв Олександр Олександрович,
доктор технічних наук, професор, професор кафедри інформаційних технологій проєктування та прикладної математики Київського національного університету будівництва і архітектури
2. Горбатюк Євгеній Володимирович,
кандидат технічних наук, доцент кафедри будівельних машин Київського національного університету будівництва і 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 в програмно-апаратній системі 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. Експериментальну частину роботи виконано методом імітаційного моделювання на синтетичних даних, згенерованих фізичною моделлю 5-поверхової будівлі зсувного типу; натурних вимірювань не виконували.

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

***уперше:***

- розроблено CNN-LSTM-Risk модель прогнозування та класифікації технічного стану будівель, яка поєднує просторовий аналіз пошкоджень, часове прогнозування деградаційних процесів і 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 і гібридних підходів у межах єдиних інформаційно-аналітичних контурів. Розроблено процедуру варіаційної реконструкції технічного стану конструктивної системи за неповними вимірюваннями, яка поєднує скінченно-елементну модель об'єкта з регуляризацією Тихонова та вибором параметра регуляризації за узагальненою перехресною перевіркою і дає змогу локалізувати та кількісно оцінити локальні дефекти за неповного складу датчиків. Запропоновано багаторівневу схему структурної діагностики «виявлення — локалізація — кількісне оцінювання — прогноз», у якій оцінка ступеня пошкодження разом із її похибкою передається в моделі прогнозування залишкового ресурсу та оцінювання ризику. Підвищено достовірність оцінювання за рахунок баєсового оновлення прогнозів за результатами повторних обстежень, що звужує інтервал оцінки залишкового ресурсу.

- *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 баєсових 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 нейромережевих моделей для задач прогнозної діагностики технічного стану будівельних конструкцій. Обґрунтовано інтеграцію CNN, RNN, LSTM, GRU та трансформерних архітектур як єдиного інструментарію для аналізу просторово-часових даних. Розвинено підходи до моделювання нелінійних деградаційних процесів із використанням механізмів self-attention та адаптивного багатостратегічного навчання нейронних мереж для підвищення стійкості моделей до шуму й неповності даних.

- 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 шляхом 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 та адаптивних алгоритмів. Розроблено архітектуру нейронних мереж і алгоритми глибинного навчання для прогнозної діагностики пошкоджень з урахуванням просторово-часових і динамічних параметрів стану конструкцій. Обґрунтовано інтеграцію нейромережевих моделей у цифрові системи моніторингу з функціями самонавчання та адаптації. Експериментальну перевірку виконано методом імітаційного моделювання на синтетичних даних, згенерованих фізичною моделлю 5-поверхової будівлі зсувного типу (програмний код і вихідні дані — додаток В): точність класифікації технічного стану становить 0,856 ± 0,001, macro-F1 — 0,799 ± 0,002, повнота виявлення аварійного стану — 0,914 ± 0,011; натурної верифікації не проведено. 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, які 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 ухвалення 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 нейромережевих 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 для 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 і ризик-аналітичне оцінювання в межах єдиної нейромережевої архітектури. У сукупності це створює цілісну платформу для розвитку інтелектуальних систем моніторингу складних технічних об’єктів.

*За результатами дослідження розроблено та 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 за результатами імітаційного моделювання на синтетичних даних забезпечують точність класифікації технічного стану 0,856 ± 0,001 і повноту виявлення аварійного стану 0,914 ± 0,011. Обґрунтовано інтеграцію нейромережевих 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 до інтеграції багаторівневого системного ядра в програмно-апаратне середовище моніторингу з використанням сенсорних пристроїв, хмарної обробки та візуалізації даних. Імітаційний експеримент на синтетичних даних (додаток В) показав працездатність запропонованих моделей у виявленні дефектів, оцінюванні ризиків і прогнозуванні залишкового ресурсу конструкцій; натурної верифікації на реальних об’єктах не проведено.

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, яка враховує динаміку змін у технічному стані будівель. Запропоновано трактування технічного моніторингу як безперервного процесу збору, обробки та інтерпретації даних у цифрових платформах підтримки ухвалення 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 та 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: на скінченно-елементній моделі 5-поверхової будівлі зсувного типу за трьома власними формами, відновленими за трьома датчиками з п’яти, виконано варіаційну реконструкцію зниження жорсткості поверхів із регуляризацією Тихонова та вибором параметра регуляризації за узагальненою перехресною перевіркою, що дало середньоквадратичну похибку оцінки параметрів пошкодження 0,035–0,041 і локалізацію дефектів класів «непридатний до нормальної експлуатації» та «аварійний» у 99–100% реалізацій (імітаційне моделювання на синтетичних даних). 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 баєсових процедур адаптивного прогнозування; у модельному прикладі послідовне баєсове оновлення звузило 90%-й інтервал прогнозованого часу до досягнення критичного стану з 34,6 до 8,4 року (медіана 34,5 року за заданого значення 33,7 року), а ROC-аналіз прогнозу небезпечного стану на синтетичній тестовій вибірці (n = 500) дав

AUC 0,997 для інтегрального показника ризику проти 0,869 для частотного критерію. Розвинено концепцію інтеграції моделей у цифрові системи моніторингу з використанням BIM-орієнтованих середовищ та інтерактивних інтерфейсів для візуалізації стану. Удосконалено сценарно-орієнтований підхід до прогнозування деградаційних процесів із урахуванням стохастичних факторів і часових затримок. У результаті сформовано 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 і 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; за результатами імітаційного моделювання на синтетичних даних гібридна CNN-LSTM-Risk архітектура забезпечила точність класифікації технічного стану 0,856 ± 0,001, порівняно з 0,693 ± 0,011 у CNN-LSTM і 0,656 ± 0,009 у LSTM. Розвинено методи моделювання нелінійної динаміки деградаційних процесів із застосуванням механізмів self-attention та уніфікованих часових моделей; за абляційним експериментом окремий внесок механізму self-attention у точність класифікації на незбурених синтетичних даних становить Δ Accuracy = 0,0087 і є статистично незначущим (критерій Мак-Немара, p = 1,000). Удосконалено багатостратегіальне навчання нейронних мереж із поєднанням різних типів навчання та адаптивних алгоритмів оптимізації: його внесок у точність на незбурених даних перебуває в межах статистичної похибки (Δ Accuracy = 0,0011), проте виявляється у стійкості моделі — за вимкнення двох каналів точність становить 0,820 ± 0,012 проти 0,802 ± 0,012 без цього механізму (імітаційне моделювання на синтетичних 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 для виявлення прихованих дефектів та 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. Прикладний аспект полягає в обґрунтуванні структури інтегрованої програмно-апаратної системи інтелектуального супроводу, яка поєднує IoT-сенсори, SCADA, нейромережі та цифрові двійники в єдину платформу підтримки рішень; систему подано на рівні архітектурного й алгоритмічного рішення, натурного зразка не виготовлено. У результаті засобами імітаційного моделювання на синтетичних даних показано працездатність нейромережевих технологій у задачах діагностики та проактивного управління будівельними об’єктами; час інференсу моделі становить 1,49 мс на вікно спостережень, що відповідає вимогам оперативності обробки. Натурної верифікації на реальному об’єкті не виконано.

У **четвертому розділі** дисертаційної роботи «Розроблення та експериментальна реалізація CNN-LSTM-Risk моделі для моніторингу технічного стану будівель» 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 та експлуатаційних параметрів у єдине інформаційне середовище. Обґрунтовано застосування штучних нейронних мереж для моделювання нелінійних процесів деградації та багатофакторного прогнозування пошкоджень. Запропоновано алгоритми раннього попередження про критичні стани та адаптивного оновлення моделей під час експлуатації. Розвинено підхід до формалізації нейромереж як універсального обчислювального ядра для аналізу безпеки з інтеграцією різних архітектур і методів обробки даних. Удосконалено механізми інтелектуального навчання моделей із

використанням градієнтної оптимізації та поєднання 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, баєсівських і нейромережевих підходів. Реалізовано інтелектуальні процедури класифікації та оцінювання ризиків з урахуванням невизначеності й неповності даних. Перевірку розроблених моделей виконано методом імітаційного моделювання на синтетичних даних, згенерованих фізичною моделлю 5-поверхової будівлі зсувного типу (програмний код і вихідні дані — додаток В). Модель поєднує два згорткові блоки, шар LSTM, механізм self-attention, ризик-модуль формування інтегрального профілю ризику та експлуатаційних параметрів, шар латентного простору безпеки і дві голови — класифікації технічного стану за чотирма категоріями та регресії залишкового ресурсу (17 365 параметрів). Одержано точність класифікації 0,856 ± 0,001, macro-F1 0,799 ± 0,002, повноту виявлення аварійного стану 0,914 ± 0,011 і похибку прогнозу залишкового ресурсу RMSE 0,73 ± 0,01 року; натурних вимірювань не використовували, тому наведені показники потребують верифікації на реальному об’єкті. У сукупності отримані результати формують основу цифрової платформи 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 ухвалення 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” (F6 under the List of Fields of Knowledge and Specialties approved by Resolution No. 1021 of the Cabinet of Ministers of Ukraine of 30 August 2024; field 12 (F) “Information 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 to monitor 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. The experimental part of the work was performed by simulation modeling on synthetic data generated by a physical model of a five-story shear-type building; no full-scale measurements were used.

**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. A procedure for the variational reconstruction of the technical condition of a structural system from incomplete measurements has been developed; it couples a finite element model of the object with Tikhonov regularisation and the selection of the regularisation parameter via generalized cross-validation, thereby enabling the localization and quantification of local defects using an incomplete sensor set. A multi-level structural diagnostics scheme — "detection — localization — quantification — prediction" — has been proposed, in which the damage estimate, along with its uncertainty, is passed to the models for residual life prediction and risk assessment. The reliability of the assessment has been increased through Bayesian updating of forecasts from repeated inspections, which narrows the residual life interval.

- *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 stochastic disturbances and uncertainty has been improved.

***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. Approaches to modeling nonlinear degradation processes using self-attention mechanisms and adaptive multi-strategy training of neural networks have been developed to increase model robustness to noise and incomplete data.

- *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 principles for creating intelligent systems for monitoring the technical stability of buildings, based on digital technologies, artificial intelligence methods, and data analysis. The work has developed a holistic system architecture and 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 structural diagnostic methods using finite element analysis and adaptive algorithms. The architecture of neural networks and deep learning algorithms for predictive damage diagnostics, accounting for the spatiotemporal and dynamic parameters of structural state, has been developed. The integration of neural network models into digital monitoring systems with self-learning and adaptive capabilities has been demonstrated. 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 monitoring

environment has been developed to ensure interaction among sensor devices, cloud processing, and analytical components. The experimental verification was performed by simulation modeling on synthetic data generated by a physical model of a five-story shear-type building (Appendix B): the accuracy of technical condition classification is 0.856 ± 0.001, macro-F1 is 0.799 ± 0.002, and the recall of the emergency class is 0.914 ± 0.011; no full-scale verification has been carried out. The practical value of the results lies in the creation of models and tools for modernizing technical monitoring systems that provide automated control, diagnostics, and prediction of building condition.

**Leading scientific innovations** consist in the development of conceptual, methodological, and information-analytical foundations for building intelligent information systems for monitoring the technical stability of buildings, integrating sensor networks, analytical modules, computing environments, and decision-making tools into a single digital architecture. Monitoring is theoretically grounded as a continuous process of data processing, interpretation, and visualization in distributed information systems. Approaches to integrating IoT, SCADA, BIM, and Digital Twin into a single platform for real-time, multi-level data interaction 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. 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. Overall, this creates a holistic platform for developing intelligent monitoring systems for complex technical objects.

*According to the study's results, 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, according to simulation modeling on synthetic data, provide a technical condition classification accuracy of 0.856 ± 0.001 and a recall of 0.914 ± 0.011 for the emergency class. The integration of neural network models into digital monitoring environments, capable of self-learning and adapting 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. A simulation experiment on synthetic data (Appendix B) demonstrated the ability of the proposed models to detect defects, assess risks, and predict the residual life of structures; no full-scale verification on real objects was conducted.

**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 accounts for 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 for building adaptive organizational monitoring structures that integrate 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, ensuring real-time data accumulation, 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, grounded in 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 within a single information and analytical environment has been shown 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: on a finite element model of a five-storey shear-type building, using three mode shapes recovered from three of five sensors, a variational reconstruction of the storey stiffness reduction was performed with Tikhonov regularization and the regularization parameter chosen by generalized cross-validation, which gave a root-mean-square error of the damage parameters of 0.035–0.041 and localization of defects of the “unsuitable for normal operation” and “emergency” classes in 99–100% of realizations (simulation

modelling on synthetic data). A multifactor model for assessing the physical condition of structures has been proposed by integrating 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; in a model example, sequential Bayesian updating narrowed the 90% interval of the predicted time to reach the critical state from 34.6 to 8.4 years (median 34.5 years for a specified value of 33.7 years), and ROC analysis of the prediction of a dangerous state on a synthetic test sample (n = 500) gave an AUC of 0.997 for the integral risk indicator versus 0.869 for the frequency criterion. 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 has been established for creating intelligent systems for proactive management of the technical condition of building structures.

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, and GRU architectures and transformer models for analyzing spatiotemporal data has been substantiated; according to simulation modeling on synthetic data, the hybrid CNN-LSTM-Risk architecture achieved a technical condition classification accuracy of 0.856 ± 0.001, compared with 0.693 ± 0.011 for CNN-LSTM and 0.656 ± 0.009 for LSTM. Methods for modeling the nonlinear dynamics of degradation processes using self-attention mechanisms and unified temporal models have been developed; according to the ablation experiment, the individual contribution of the self-attention mechanism to classification accuracy on undisturbed synthetic data is ΔAccuracy = 0.0087, which is not statistically significant (McNemar test, p = 1.000). Multi-

strategy training of neural networks has been improved by combining different types of training and adaptive optimization algorithms: its contribution to accuracy on undisturbed data is within the statistical error (ΔAccuracy = 0.0011), but it manifests itself in model robustness — when two channels are switched off, the accuracy is 0.820 ± 0.012 versus 0.802 ± 0.012 without this mechanism (simulation modeling on synthetic data). The integration of sensor data and numerical modeling within a single information environment has been proposed to improve forecast reliability. 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 IoT–SCADA–Digital Twin digital systems has been developed, providing continuous real-time monitoring and forecasting of object states. The applied aspect consists in substantiating the structure of 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; the system is presented at the level of an architectural and algorithmic solution, and no full-scale prototype has been produced. As a result, simulation modeling on synthetic data has demonstrated the feasibility of neural network technologies for diagnostics and proactive management of construction objects; the model inference time is 1.49 ms per observation window, meeting data processing efficiency requirements. No full-scale verification on a real object has been carried out.

In the fourth section of the dissertation work “Development and experimental implementation of the CNN-LSTM-Risk model for monitoring the technical condition of buildings”, a complex of scientific and applied innovations aimed at implementing intelligent systems for monitoring the technical stability of buildings has been developed. A neural network platform for predicting defects that integrates 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 for adaptive model

updating during operation have been proposed. An approach to formalizing neural networks as a universal computational core for safety analysis, integrating various architectures and data processing methods, has been developed. Mechanisms for intelligent model learning, using gradient optimization and the combination of 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 in technical condition have been developed using 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. The verification of the developed models was performed by simulation modeling on synthetic data generated by a physical model of a five-story shear-type building (the program code and source data are given in Appendix B). The model combines two convolutional blocks, an LSTM layer, a self-attention mechanism, a risk module that forms the integral risk profile and operating parameters, a latent safety space layer, and two heads — classification of the technical condition into four categories and regression of the residual life (17 365 parameters). A classification accuracy of 0.856 ± 0.001, macro-F1 of 0.799 ± 0.002, a recall of 0.914 ± 0.011 for the emergency class, and a residual life prediction RMSE of 0.73 ± 0.01 years were obtained; no full-scale measurements were used, so these indicators require verification on a real object. Taken together, the results obtained form the basis of a 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 України, які індексуються в міжнародних наукометричних базах:*

1. Тисленко О. Б., Биков С. В. Аналітичні та діагностичні блоки контролю в цифровому середовищі оцінки структурної надійності. *Управління розвитком складних систем.* 2025. № 64. С. 259–266. DOI: https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.64.259-266

2. Тисленко О. Б. Формування програмного середовища для моделювання багаторівневих нейронних структур. *Transfer of Innovative Technologies*. 2025. Т. 9, № 1. DOI: https://doi.org/10.32347/tit.2025.9.9.01.02

3. Тисленко О. Б. Розробка програмно-апаратної моделі для інтелектуальної підтримки об'єктів. *Transfer of Innovative Technologies.* 2026. Т. 10, № 1. DOI: https://doi.org/10.32347/tit.2026.10.01.08

4. Тисленко О. Б., Биков С. В., Катін О. І. Система організації та функціонування механізмів забезпечення експлуатаційної безпеки будівель. *Шляхи підвищення ефективності будівництва в умовах формування ринкових відносин.* 2025. Вип. 56, ч. 2. С. 91–104. DOI: https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56(2).91-104

*Статті в інших наукових виданнях, які індексуються в міжнародних наукометричних базах:*

5. Terentyev O. O., Gorbatyuk Ie. V., Tyslenko O. B., Bykov S. V. Methods of damage to the information system of building technical condition diagnostics. *Modern engineering and innovative technologies.* 2024. Issue 35, part 2. P. 35–44. DOI: 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.* 2025. Issue 30, part 1. P. 82–96. DOI: 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.* 2025. Issue 38, part 1. P. 146–151. DOI: https://doi.org/10.30890/2567-5273.2025-38-01-030

*Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації (тези доповідей на конференціях):*

8. 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.

9. 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, March 21, 2024. Seattle, Washington, USA, P. 46-51. https://doi.org/10.30888/2709-2267.2024-23-00-017.

10. Терентьєв 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

11. Terentyev O. O., Gorbatyuk Ie. V., *Tyslenko O. B.*, Bykov S. V. Methods of diagnosing deformations of building structures. *Technique and technology of the future '2024:* proceedings of the International scientific conference, No 35 (Karlsruhe, Germany, October 20, 2024). Karlsruhe, 2024. P. 36–40. DOI: https://doi.org/10.30890/2709-1783.2024-35-00-027. URL: https://www.proconference.org/index.php/gec/issue/view/gec35-00 (дата звернення: 24.09.2026).

12. Терентьєв О. О., Горбатюк Є. В., *Тисленко О. Б.*, Биков С. В. Інтегрована модель оцінки надійності рішень для діагностики будівель. *Scientific achievements of contemporary society:* proceedings of the 6th International scientific and practical conference (London, United Kingdom, 10–12 January 2025). London: Cognum Publishing House, 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/ (дата звернення: 24.09.2026).

13. Терентьєв О. О., Горбатюк Є. В., Тисленко О. Б., Биков С. В. Інформаційна технологія управління життєвим циклом будівельних конструкцій і споруд. *Modernization of today's science: experience and trends:* collection of scientific papers «SCIENTIA» with the proceedings of the VII International Scientific and Theoretical Conference (Singapore, January 24, 2025). Singapore: International Center of Scientific Research, 2025. P. 192–195. DOI: https://doi.org/10.36074/scientia-24.01.2025

14. Терентьєв О. О., Горбатюк Є. В., Тисленко О. Б., Биков С. В. Моделювання загроз безпеки та вразливості у віртуальній мережевій системі. *Science in the modern world: innovations and challenges:* proceedings of the 5th International scientific and practical conference (Toronto, Canada, 23–25 January 2025). Toronto: Perfect Publishing, 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/ (дата звернення: 24.09.2026).

15. Terentyev O. O., Gorbatyuk Ie. V., Tyslenko O. B., Bykov S. V. Creating a model of mobile location. *Organization of scientific research in modern conditions '2025:* proceedings of the International scientific conference, No 30 (Seattle, Washington, USA, March 21, 2025). Seattle, 2025. P. 25–28. DOI: https://doi.org/10.30888/2709-2267.2025-30-00-003

**ЗМІСТ**

ВСТУП……26
РОЗДІЛ 1. СИСТЕМА ДІАГНОСТИКИ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ БУДІВЕЛЬНИХ ОБ'ЄКТІВ: КОНЦЕПЦІЇ, ВИМОГИ ТА ФУНКЦІОНАЛЬНІ КОМПОНЕНТИ.…..38
1.1. Регуляторні та організаційні засади технічного моніторингу об'єктів із підвищеним ризиком…….....…...38
1.2. Структурно-функціональна архітектура системи забезпечення експлуатаційної безпеки будівель……..…...….46
1.3. Інформаційні та аналітичні модулі контролю в середовищі діагностики конструктивної стійкості…….....…...56
Висновки до 1-го розділу…….....…….....…...….63
РОЗДІЛ 2. АНАЛІТИЧНІ І ПРОГНОСТИЧНІ МОДЕЛІ У ЗАДАЧАХ ВИЯВЛЕННЯ РИЗИКІВ ТА ПОТЕНЦІЙНИХ ДЕФЕКТІВ БУДІВЕЛЬНИХ СИСТЕМ.....65
2.1. Застосування математичних і статистичних методів оцінки стану будівельних конструкцій…….……....65
2.1.1. Скінченно-елементна модель і варіаційна реконструкція технічного стану за неповними даними……74
2.1.2. Інтерфейси оцінювання ресурсу та ймовірнісно-статистичні моделі технічного стану……....82
2.2. Сценарний підхід до прогнозування критичних змін і залишкового ресурсу конструкцій…….....92
2.3. Побудова мультифакторних моделей аналізу ризиків у системах експлуатаційної надійності…….108
2.3.1. Цілісний запис мультифакторної моделі ризику та числовий приклад..129
2.3.2. Архітектура цифрового модуля оцінювання ризику та класифікація факторів впливу.....132
Висновки до 2-го розділу…….....……..138
РОЗДІЛ 3. ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ СТРУКТУРИ В УПРАВЛІННІ БЕЗПЕКОЮ БУДІВЕЛЬ…….....142

3.1. Архітектура та навчання нейронних мереж для прогнозної діагностики пошкоджень..……..…142
3.2. Інтеграція нейромережевих алгоритмів у цифрові системи моніторингу технічного стану……..…….....…...169
3.3. Експериментальна реалізація програмно-апаратної моделі інтелектуального супроводу об’єктів…….....….181
Висновки до 3-го розділу…….....197
РОЗДІЛ 4. РОЗРОБЛЕННЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА РЕАЛІЗАЦІЯ CNN-LSTM-Risk МОДЕЛІ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ БУДІВЕЛЬ….....201
4.1. Теоретичне обґрунтування задачі прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій на основі апарату штучних нейронних мереж….....201
4.2. CNN-LSTM-Risk архітектура кількісного аналізу комплексної безпеки будівель…….....……..214
4.3. Методи та алгоритми навчання CNN-LSTM-Risk моделі….....…..228
4.4. Метод розпізнавання та класифікації технічного стану будівель на основі CNN-LSTM-Risk моделі.....238
4.4.1. Імітаційний експеримент: дані, програмна реалізація та протокол оцінювання.....248
4.4.2. Відтворюваність результатів та обмеження імітаційного експерименту.....265
Висновки до 4-го розділу……...…….....267
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ…….....270
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ…….....276
ДОДАТКИ……..…….....290

# 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 і зростання ризиків їх деградації зумовлюють необхідність забезпечення підвищеної надійності, безпеки та ефективності експлуатації конструкцій протягом усього життєвого циклу. Це зумовлює 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, нейромережевих 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 результати дослідження можуть бути використані для оновлення 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 межах сучасних інформаційних технологій**.**

**Зв’язок роботи з науковими програмами, планами та 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 ініціативної науково-дослідної роботи «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 ухвалення 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. Одержані результати 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 реалізацію нейромережевих

алгоритмів у програмно-аналітичному середовищі 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 ухвалення рішень.

2. Сформувати 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 і 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, нейромережевих і інформаційно-аналітичних модулів у єдине цифрове середовище моніторингу

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

7. Виконати перевірку розроблених моделей, алгоритмів і програмно-аналітичних компонентів системи моніторингу методом імітаційного моделювання на синтетичних даних, згенерованих фізичною моделлю будівлі, а також оцінити ефективність запропонованих рішень за критеріями точності діагностики, достовірності прогнозування та обчислювальної 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 та інформаційно-технологічні засоби концептуально-структурного моделювання, аналізу, прогнозування й інтелектуальної підтримки ухвалення 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, баєсових процедур, сценарного моделювання та методів машинного навчання, що забезпечують адекватність і точність оцінювання технічного стану будівель. Достовірність висновків підтверджується узгодженістю теоретичних результатів із результатами імітаційного моделювання на синтетичних даних, згенерованих фізичною моделлю будівлі, звіренням реалізації обчислювальних процедур з аналітичним розв'язком, числовою перевіркою аналітичних градієнтів нейромережевої моделі та

застосуванням статистичних критеріїв значущості; натурної верифікації на реальних об’єктах не проводили. Відтворюваність і перевірюваність результатів ґрунтуються на програмному коді, поданому в додатку В, вихідних даних і зафіксованих початкових значеннях генераторів псевдовипадкових чисел, а практична релевантність — на використанні BIM-технологій, концепції цифрових двійників і методів ризик-орієнтованого аналізу. 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 формує цілісне методологічне підґрунтя для оцінювання технічного стану будівельних об’єктів у межах спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології». Системний аналіз і концептуально-структурне моделювання застосовано для формування концепції та архітектури системи моніторингу. Скінченно-елементне моделювання динаміки будівлі зсувного типу та варіаційну реконструкцію параметрів технічного стану за неповними даними з регуляризацією Тихонова і вибором параметра регуляризації за узагальненою перехресною перевіркою, а також метод частотної декомпозиції (FDD) для ідентифікації модальних параметрів використано для виявлення й локалізації дефектів. Ймовірнісні та баєсівські методи, функції деградації й мультифакторний аналіз ризиків розроблено для оцінювання залишкового ресурсу та адаптивного оновлення прогнозів. Сценарне моделювання методом Монте-Карло застосовано для дослідження динаміки технічного стану в умовах невизначеності. Методи машинного та глибинного навчання — згорткові й рекурентні (LSTM) шари, механізм self-attention, адаптивне багатостратегічне навчання та контекстно-адаптивне оновлення параметрів — використано для прогнозної діагностики на підставі просторово-часових даних. Методи інтеграції моделей у цифрові інформаційні системи з використанням технологій IoT, BIM і цифрових двійників реалізовано для побудови єдиного середовища моніторингу. Перевірку моделей виконано методом імітаційного моделювання на синтетичних даних,

згенерованих фізичною моделлю будівлі, із застосуванням ROC- і PR-аналізу, абляційного експерименту та статистичних критеріїв перевірки гіпотез — критерію Мак-Немара з поправкою Холма, парного t-критерію та бутстрепу за об’єктами. Розрахунки й навчання моделей виконано мовою Python 3.11.15 із бібліотеками numpy 2.4.4, scipy 1.17.1, scikit-learn 1.8.0 і matplotlib 3.10.9; нейромережеві моделі реалізовано безпосередньо на numpy з ручним зворотним поширенням, коректність аналітичних градієнтів підтверджено числовою перевіркою (максимальна відносна похибка $1{,}9 \cdot 10^{-4}$). Сукупність застосованих методів забезпечує побудову інтелектуальних систем моніторингу, прогнозування та підтримки ухвалення 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 ухвалення рішень у межах єдиного цифрового середовища.

***Уперше:***

- 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 межах єдиного цифрового середовища для обробки й 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. Розроблено процедуру варіаційної реконструкції технічного стану конструктивної системи за неповними вимірюваннями, яка поєднує скінченно-елементну модель об'єкта з регуляризацією Тихонова та вибором параметра регуляризації за узагальненою перехресною перевіркою і дає змогу локалізувати та кількісно оцінити локальні дефекти за неповного набору датчиків. Запропоновано багаторівневу схему структурної діагностики «виявлення — локалізація — кількісне оцінювання — прогноз», у якій оцінка ступеня пошкодження разом із її похибкою передається в моделі прогнозування залишкового ресурсу та оцінювання ризику. Підвищено достовірність оцінювання за рахунок баєсового оновлення прогнозів за результатами повторних обстежень, що звужує інтервал оцінки залишкового ресурсу.

– 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 баєсових 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 ухвалення 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 для 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 забезпечують підвищення ефективності раннього виявлення критичних станів і прогнозування аварійних ситуацій.

У сукупності отримані результати формують науково-методичне підґрунтя для створення адаптивних інтелектуальних систем керування технічною безпекою будівель на основі технологій штучного інтелекту та прогнозної аналітики.

**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 ухвалення 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 неповного набору моніторингових даних. Розроблена CNN-LSTM-Risk модель забезпечує автоматизоване прогнозування, розпізнавання та класифікацію технічного стану будівель на основі просторових, часових і 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.

Запропоновані рішення спрямовані на підвищення достовірності оцінювання технічного стану об’єктів, зменшення ризику пропуску критичних дефектів, своєчасне виявлення передаварійних ситуацій та перехід до прогнозно-орієнтованого управління безпекою будівельних конструкцій; кількісні оцінки цих ефектів одержано імітаційним моделюванням на синтетичних даних, і вони потребують натурної верифікації.

**Публікації.** Публікації автора у 7 наукових статтях, із яких 4 — у наукових фахових виданнях України категорії «Б», формують цілісне науково-прикладне підґрунтя для створення та впровадження інформаційних систем діагностики технічного стану будівель, включно з методами їх захисту, програмно-технічними комплексами та інформаційно-аналітичними інструментами. 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 15 опублікованими науковими працями (7 статей, із них 4 — у наукових фахових виданнях України категорії «Б», і 9 тез доповідей на міжнародних конференціях), перелік яких наведено в додатку А. Разом з тим усі 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 прогнозної аналітики як основи проактивного управління. Це забезпечує узгодження аналітичних процедур із вимогами сучасних інформаційних систем. Сформовано підхід до уніфікації термінології для забезпечення сумісності моделей на різних рівнях аналізу. Також визначено методичні засади інтеграції експертних і алгоритмічних оцінок у єдину систему ухвалення 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 прогнозної 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 різнорідності 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 апробовано на 5 міжнародних науково-практичних конференціях.

У повному обсязі дисертація була представлена на спільному науковому семінарі кафедр інформаційних технологій і кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики Київського національного університету будівництва і архітектури.

**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, 4 розділи, загальні висновки, список використаних джерел і додатки. Основний текст дисертації містить 45 таблиць і 68 рисунків. Список використаних джерел охоплює 123 найменування. Загальний обсяг дисертації становить 299 сторінок, з яких основний текст — 251 сторінка.

# 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 напряму управління в 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 для безпеки. На відміну від суміжних понять, таких як "інспекція" або "контроль", моніторинг має безперервний характер, передбачає не лише фіксацію стану об'єкта, а 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 й як інформаційний процес, що охоплює збирання, передавання, збереження, оброблення та інтерпретацію даних про стан будівельного об'єкта. З позиції інформаційних технологій його подають 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 для моніторингу. Саме така інтерпретація дозволяє перейти від традиційного контролю до побудови цифрової системи підтримки ухвалення 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 і потенційного впливу на стійкість конструкцій. Це зумовлює потребу у використанні не ізольованих процедур контролю, а комплексних інформаційно-аналітичних систем, здатних працювати з різнорідними потоками даних у режимі, наближеному до реального часу.

Регуляторні засади технічного моніторингу формуються як система нормативно-правових актів, стандартів і процедур, що визначають порядок здійснення моніторингу, вимоги до його об’єктів і суб’єктів, а також допустимі методи та засоби вимірювань. Т. Зенг зі співавторами на підставі систематичного огляду 116 досліджень безпеки хімічних промислових парків запропонували інтегровану структуру безпеки, що поєднує управлінські, оцінювальні й технологічні заходи [1]; з огляду на це, нормативна основа технічного моніторингу повинна не лише встановлювати мінімальні вимоги до процедур контролю, а й створювати умови для їх інтеграції з ширшою системою управління техногенною безпекою. Цей підхід забезпечує узгодженість між різними рівнями регуляції: від державних стандартів до галузевих інструкцій і 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 і 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 і підтримку процедур ухвалення 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 з урахуванням [2]; [3])*

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 ухвалення рішень. Вони охоплюють структуру управління, визначення відповідальних суб’єктів і розподіл функцій. У роботі поняття "організаційна модель моніторингу" трактується як впорядкована система взаємин між регуляторами, операторами та технічними експертами. Ця модель спирається на чіткі визначення: «суб’єкт моніторингу» — як юридично або організаційно уповноважений учасник процесу, а «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 | Стан, за межами якого конструкція перестає задовольняти проєктні вимоги: граничні стани I групи (за несучою здатністю) та II групи (за придатністю до нормальної експлуатації) [4] | Регуляторний |
| Критичний індикатор | Параметр, що сигналізує про наближення граничного стану; кількісно задається пороговим значенням $x_{crit}$ у критерії (2.17), яке для імітаційної моделі розділів 2–4 відповідає відносному зниженню жорсткості поверху D = 0,30 (нижня межа класу «аварійний») | Регуляторно-методологічний |

(розроблено автором з урахуванням [4]; [2])

Як показано в таблиці, поняття у сфері технічного моніторингу розподіляються на різні рівні — 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 і 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 і механізмів підтримки ухвалення 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 ухвалення 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 фактичний рівень небезпеки для 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 під час визначення пріоритетів нагляду.

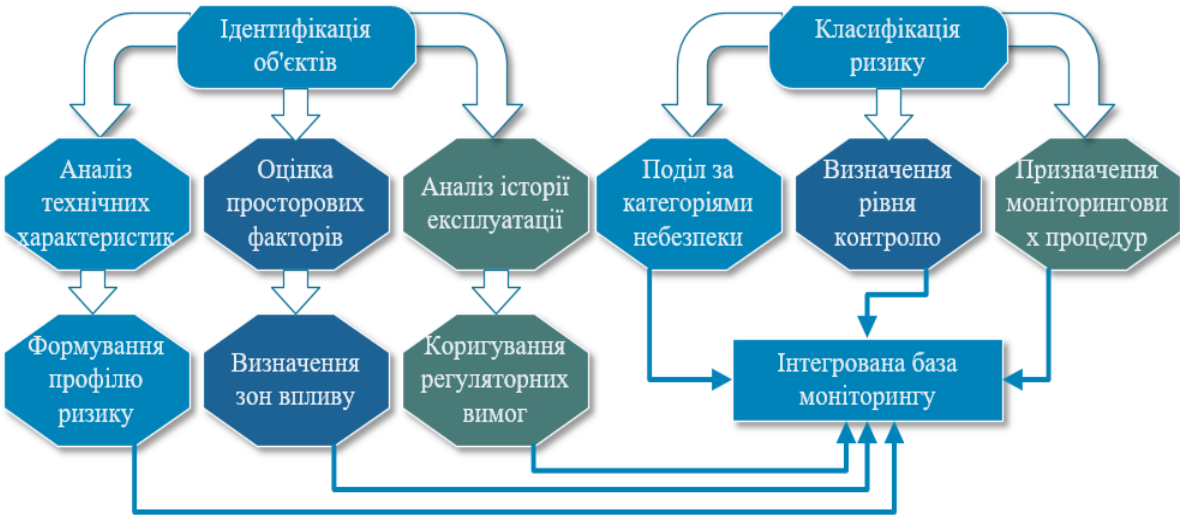



Рис. 1.2. Організація технічного моніторингу підвищеного ризику *(розроблено автором)*

Інтегрована база моніторингу забезпечує накопичення, синхронізацію та аналітичну обробку даних про технічний стан будівельних об'єктів у режимі реального часу [5].

Ці концепти є не лише термінологічними одиницями, а 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 прогнозних 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 і технічних рішень, що забезпечують стабільність об’єктів підвищеного ризику навіть за змінних умов.

Функціонування інтелектуальної системи моніторингу реалізується через сукупність взаємопов’язаних функціональних компонентів, кожен із яких забезпечує окремий етап обробки та інтерпретації даних про технічний стан.

Функція нормування та регламентації процедур моніторингу визначає структуру контрольованих параметрів, періодичність вимірювань і критерії оцінювання технічного стану, забезпечуючи узгодженість процесів моніторингу в 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 за дотриманням нормативних вимог і процедур. Моніторинг не є ізольованим процесом; він вбудований у систему регуляторного нагляду та корпоративного управління. Відповідні організаційні структури забезпечують проведення інспекцій, аудитів та незалежних перевірок, результати яких дають змогу зіставляти фактичний стан об’єктів із встановленими стандартами. У разі виявлення порушень система активує механізми впливу, що можуть включати адміністративні заходи, вимоги щодо 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 вже 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 на певній території. Третій рівень — національний, що забезпечує стратегічне управління ризиками та 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 і нейромережевих алгоритмів, що забезпечує автоматизоване виявлення критичних станів і підтримку ухвалення рішень у режимі реального часу. Отже, регуляторні та організаційні засади технічного моніторингу формують необхідну основу для управління безпекою об’єктів із підвищеним ризиком. Водночас їхня 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 та адаптивності будівель до змінних умов. Традиційна практика, яка ґрунтувалася на періодичних інспекціях або візуальному контролі, поступається місцем комплексним цифровим системам, що забезпечують цілодобовий моніторинг і прогнозну оцінку технічного стану. При цьому виникає потреба в системному перегляді архітектури управління експлуатаційною безпекою, яка повинна охоплювати не лише технічні аспекти, а й інформаційні та управлінські механізми.

Під експлуатаційною безпекою варто розуміти не лише стійкість конструкцій до аварій чи катастроф, а 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 та інтерпретацію інформації, оцінку ризиків, візуалізацію даних, ухвалення рішень і реалізацію запобіжних заходів. Функціонально — інтегрувати всі ці елементи в єдину платформу цифрового управління [5; 6]. 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, встановленими 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 проєктними, нормативними або референтними значеннями. Наприклад, надмірне відхилення температури чи перевищення граничної вібрації може слугувати сигналом для активації поглибленої діагностики. Результати передаються в модуль оцінки ризиків, де їх інтерпретують з позиції потенційної небезпеки для користувачів, цілісності будівлі та функціонування інженерних систем [7].

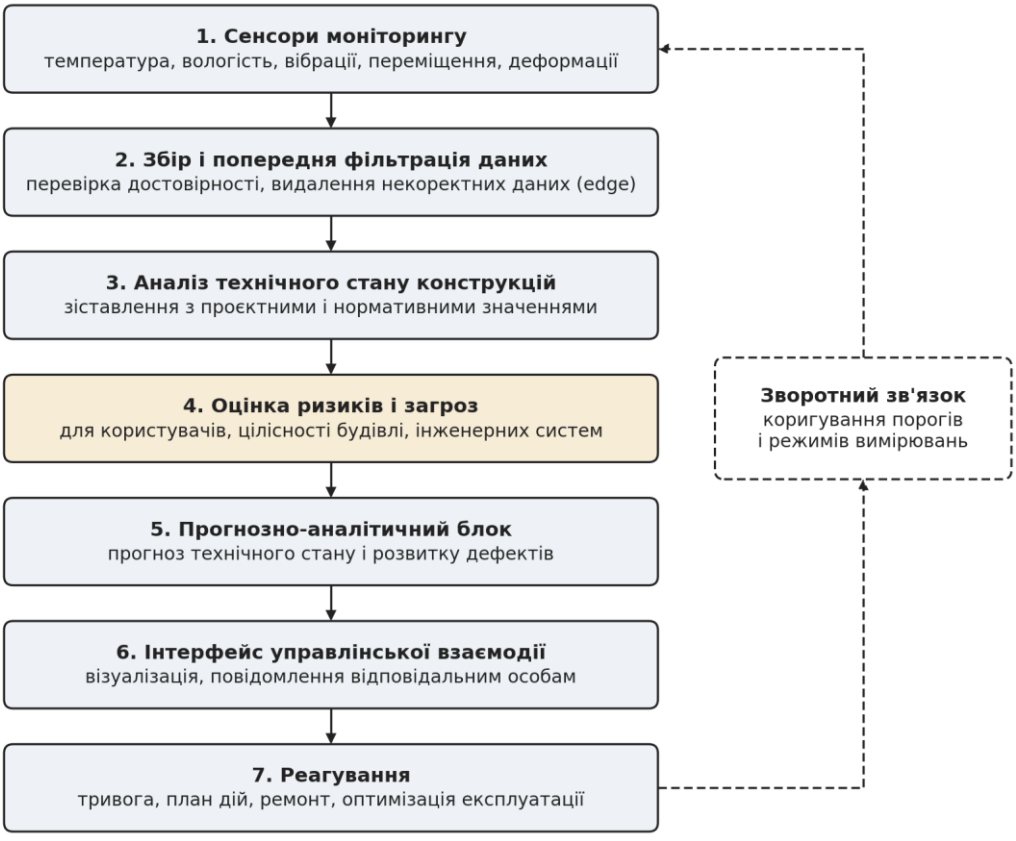



Рис. 1.3. Структурно-функціональна архітектура системи забезпечення експлуатаційної безпеки будівель *(розроблено автором)*

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 до процесу залучається прогнозно-аналітичний блок, який відповідає за моделювання майбутнього стану конструкції або інженерної системи. У межах цього блоку можуть використовуватися 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 ухвалення 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 ухвалення 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 підходах до розроблення цифрових платформ моніторингу будівельних об’єктів 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.

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 наявні підходи відрізняються як структурою функціональних модулів, так і принципами їх інтеграції, зокрема, аналітичними, моніторинговими, інформаційно-комунікаційними та управлінськими компонентами. 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 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** |
|---|---|---|---|---|
| Ч. Дж. Анумба, К. Руікар (ред.) [8] | 2008 | Інформаційна інтеграція | Інтеграційні, агентні, веб-сервісні | Обмін даними між системами учасників через інтегровану e-business-інфраструктуру |
| В. Сінґх, Н. Гу, С. Ван [9] | 2011 | BIM-сервер як платформа багатодисциплінарної співпраці | Управління BIM-моделлю, перегляд проєкту, захист даних | Поділ операційних і допоміжних технічних вимог як основа впровадження платформи |
| Чарльз Істман, Пол Тейчолц [10] | 2011 | Інтеграція BIM-компонентів | Управлінські, аналітичні | Модульність у структурі цифрових рішень |

*(складено автором за [8]; [9]; [10])*

У ДБН В.1.2-14:2018 експлуатаційна придатність визначається як 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 [4]. При цьому ДБН В.1.2-14:2018 розрізняє граничні стани першої групи — за несучою здатністю (втрата стійкості форми чи положення, руйнування, у тому числі втомне) і другої групи — за придатністю до нормальної експлуатації (надмірні прогини, переміщення, коливання, утворення й розкриття тріщин), тому в системі технічного моніторингу поняття «граничний стан» має охоплювати обидві групи, а не лише другу [4].

На рисунку 1.4 у вигляді схеми «критерій — норма — пункт норми» наведено основні критерії експлуатаційної придатності та нормативні документи, що їх регламентують: прогини — EN 1990, додаток A1.4.3 [11] і EN 1992-1-1, п. 7.4 [12]; тріщини — EN 1992-1-1, п. 7.3 [12]; коливання — EN 1990, додаток A1.4.4 [11] та ISO 10137 [13].




Рис. 1.4. Критерії експлуатаційної придатності та нормативні документи, що їх регламентують *(розроблено автором за EN 1990 [11], EN 1992-1-1 [12], ISO 10137 [13])*

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 унеможливлюють 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 [11; 12; 14; 15].

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, а також рекомендації щодо огляду та діагностики [16]. Це дає змогу інженерам своєчасно ухвалювати рішення щодо ремонту, посилення або демонтажу.

У системах технічного моніторингу поняття експлуатаційної придатності пов’язують 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 під час формування критеріїв оцінювання технічного стану, визначення граничних станів і прогнозування залишкового ресурсу конструкцій.

Сучасні підходи до оцінювання експлуатаційної придатності ґрунтуються 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, що використовуються в сучасних системах технічного моніторингу. Це дозволяє визначити набір контрольованих параметрів, граничних станів і критеріїв експлуатаційної придатності, що використовуються в інформаційно-аналітичних системах підтримки ухвалення 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 ухвалення 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, прогнозної 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 [4]** | Україна | Граничні стани другої групи | Прогини, тріщини, вібрації |
| **EN 1990:2002 [11]** | ЄС (CEN) | Serviceability limit state (SLS) | Деформації, коливання, пошкодження |
| **EN 1992-1-1 [12], EN 1993-1-1 [14]** | ЄС (CEN) | Критерії придатності по матеріалах | Прогини, тріщини, допустимі навантаження |
| **ISO 13822:2010 [16]** | ISO | Оцінювання придатності існуючих споруд | Залишковий ресурс, стабільність |
| **ISO 15686-1:2011 [17]** | ISO | Планування строку служби | Надійність, ремонтопридатність |
| **ACI 318-19 [18]** | США (ACI) | Serviceability in concrete structures | Прогини, контроль тріщин |
| **ANSI/AISC 360-22 [19]** | США (AISC) | Сталеві конструкції: функціональність | Прогини балок, осідання, жорсткість |

*(складено автором за [11]; [16]; [17]; [4]; [12]; [14]; [18]; [19])*

Такий підхід не лише унаочнює логіку функціонування, а й забезпечує технічну та управлінську керованість системи в умовах складного середовища експлуатації. Архітектура безпеки, вибудувана за ієрархічним принципом, дозволяє локалізувати функції, ізолювати ризики, забезпечити резервування критичних каналів даних і динамічно переналаштовуватися у разі змін навантаження або стану 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 ухвалення рішень, який, отримуючи зважену аналітику, формує вектор дій: попередження, ініціації технічного втручання, активації резервних систем або надсилання управлінського повідомлення.

Завершальний рівень — це контури управління, які передають команду на технічне чи адміністративне 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)*

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 ухвалення 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.

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)*

Сильна сторона такої системної ієрархії — 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 прогнозну екстраполяцію на основі 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 і 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 лише 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 [20]. 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 для 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 і сумісність із зовнішніми інформаційними системами. Архітектура модулів має підтримувати автоматичне оновлення моделей, інтеграцію сенсорних потоків даних та адаптацію алгоритмів до змін параметрів конструктивного середовища [5; 21].




Рис. 1.6. Інтеграція інформаційно-аналітичних модулів у систему діагностики конструктивної стійкості будівлі *(розроблено автором)*

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

У працях зі Structural Health Monitoring перехід від моніторингу до автоматизованого реагування пов’язують із виявленням відхилень ознак стану від базового (неушкодженого) рівня та перевищенням установлених порогових значень [21; 22]; у цій роботі такий механізм позначено терміном «цифровий тригер».

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)*

У дослідженнях К. Татсіса, Е. Чатці та співавторів виявлення й локалізацію пошкоджень виконують з урахуванням змінних умов середовища, зокрема температури, що дає змогу відокремити вплив пошкодження від впливу зовнішніх факторів [23]. З огляду на це, в роботі цифрові тригери розглядаються як адаптивні механізми реагування, побудовані на багатофакторному аналізі параметрів конструктивного стану: на відміну від статичних порогових схем, вони враховують комплекс інтегрованих параметрів, включаючи деформації, вібрації та температурні зміни.

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

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.




Рис. 1.7. Динаміка деформації та активація цифрової тригерації

*(розроблено автором)*

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 в системах оцінювання конструктивної стійкості [6; 24].

Для систематизації підходів до реалізації структурних цифрових двійників доцільно класифікувати їх за рівнем інтеграції, типом даних і функціональним призначенням. Основні категорії цифрових двійників у системах оцінювання конструктивної стійкості наведено у табл. 1.6; назви категорій і критерії їх розмежування за рівнем інтеграції фізичного об’єкта, моделі та потоків даних (цифрова модель — цифрова тінь — цифровий двійник) запропоновано автором з урахуванням [25].

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 |

*(класифікацію запропоновано автором з урахуванням [25]; [6])*

У сучасних системах моніторингу структурні цифрові двійники розглядаються як основа адаптивної діагностики та прогнозного аналізу технічного стану будівель. Зокрема, Д. Вагг зі співавторами розглядає цифрові двійники в задачах інженерної динаміки як поєднання фізичних (симуляційних) моделей і даних вимірювань, що дає змогу оцінювати поведінку конструкції під час експлуатації [6].

На рисунку 1.8 наведено функціональну архітектуру інтеграції цифрового тригера у систему обробки конструктивних сигналів. Послідовність блоків схеми відповідає етапам, наведеним у табл. 1.5: фільтрація сенсорного потоку — аналіз відхилень і порівняння з порогом — формування цифрового тригера — ініціація дій; цифрова сенсорна пам'ять зберігає історію спостережень і використовується на етапі порівняння з пороговим значенням.

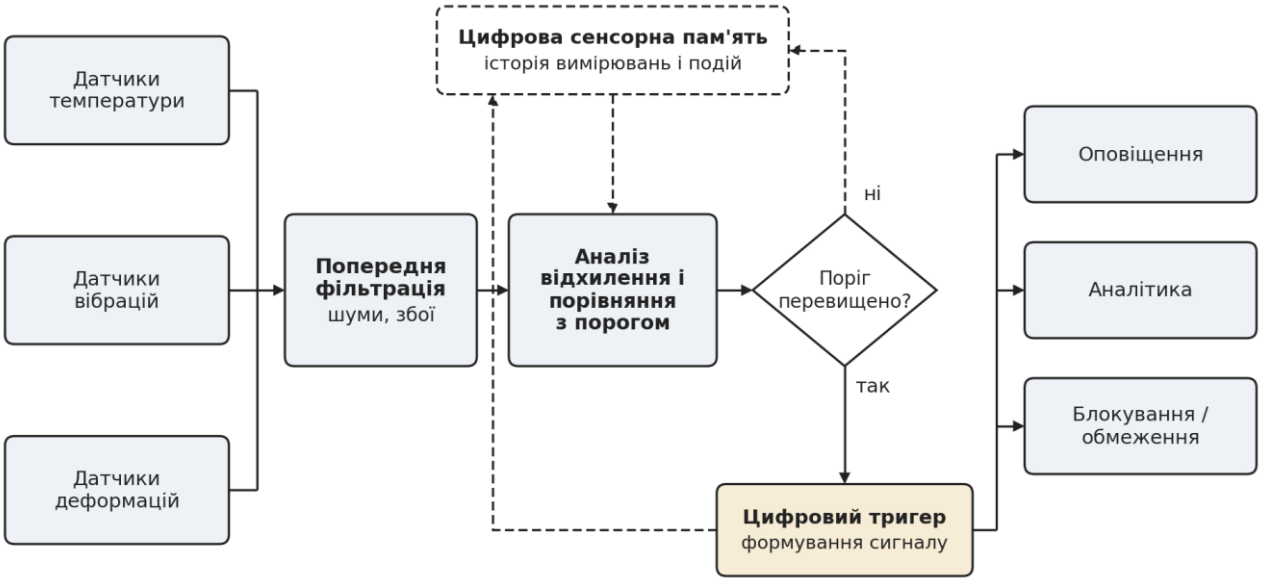



Рис. 1.8. Функціональна архітектура інтеграції цифрового тригера у систему обробки конструктивних сигналів *(розроблено автором)*

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 шуму в сенсорних даних, ризику хибних спрацювань та адаптації алгоритмів до різних типів конструкцій і умов експлуатації [26; 27].

Кількісні показники спрацьовування цифрового тригера, отримані за результатами імітаційного моделювання 5-поверхової каркасної будівлі на синтетичних даних (рівень шуму частот 1 %, 200 реалізацій методом Монте-Карло; програмний код і вихідні дані — у додатку В), наведено у табл. 1.7.

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 прогнозної аналітики технічного стану конструкцій.

Таблиця 1.7

Частота спрацьовування цифрового тригера за різних порогових значень індикатора зниження жорсткості (імітаційне моделювання)

| **Сценарій імітаційної моделі** | **Максимальне зниження жорсткості поверху D** | **Клас технічного стану** | **Частка спрацьовувань за порога D = 0,05** | **Частка спрацьовувань за порога $\tau_{95}$ = 0,086** |
|---|---|---|---|---|
| C0 — без пошкоджень | 0 | нормальний | 41,5 % (хибні спрацьовування) | 5,0 % (хибні спрацьовування) |
| C1 — поверх 1 | 0,10 | задовільний | 98,5 % | 65,0 % |
| C2 — поверх 2 (без датчика) | 0,20 | непридатний до нормальної експлуатації | 100 % | 100 % |
| C3 — поверхи 2 і 4 | 0,25 | непридатний до нормальної експлуатації | 100 % | 100 % |
| C4 — поверх 4 | 0,35 | аварійний | 100 % | 100 % |

*(розраховано автором за результатами імітаційного моделювання на синтетичних даних: 3 датчики (поверхи 1, 3, 5), 3 форми коливань, відносний шум частот 1 %, 200 реалізацій; програмний код і вихідні дані — у додатку В)*

Інтеграція цифрових тригерних механізмів із системами прогнозної 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 ухвалення 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.

Окремі положення цього підрозділу викладено в публікації автора [28; 29; 30; 31]

## 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 сформувати теоретичне підґрунтя для створення інтелектуальних систем моніторингу технічної стійкості будівель на базі сучасних інформаційних технологій, розподіленої обробки даних і методів прогнозної аналітики.

У результаті проведеного дослідження встановлено, що сучасний технічний моніторинг доцільно розглядати не лише як сукупність процедур контролю технічного стану, а й як безперервний інформаційно-аналітичний процес, що 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 ухвалення рішень у режимі реального часу.

Проаналізовано регуляторні та організаційні засади технічного моніторингу об’єктів із підвищеним ризиком та встановлено, що чинні 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 ухвалення рішень і контури управлінського реагування. Обґрунтовано доцільність використання принципів функціональної

модульності, розподіленої обробки даних та ієрархічної організації архітектури для забезпечення масштабованості, адаптивності й відмовостійкості системи моніторингу.

Систематизовано підходи до побудови структурних цифрових двійників і виокремлено їх категорії за рівнем інтеграції фізичного об’єкта, моделі та потоків даних — геометричний, фізико-математичний, операційно-девіаційний і аналітико-прогностичний (табл. 1.6); показано, що саме цифровий двійник є тим компонентом, який синхронізує цифрову модель об’єкта з даними моніторингу і створює передумови для переходу до прогнозного оцінювання технічної стійкості. Водночас технології IoT, BIM і SCADA розглянуто в розділі лише як складники архітектури на рівні переліку функцій; механізми їх інтеграції в єдине цифрове середовище моніторингу в розділі не аналізувалися і розробляються в наступних розділах роботи.

Досліджено функціонування інформаційно-аналітичних модулів у середовищі діагностики конструктивної стійкості. Визначено, що ключовими елементами сучасних систем моніторингу є механізми цифрової тригерації, прогнозної аналітики та адаптивної обробки потоків сенсорних даних. Формалізовано етапи цифрової тригерації (табл. 1.5) та функціональну архітектуру її інтеграції в контур обробки конструктивних сигналів (рис. 1.8). Математичних моделей оцінювання технічного стану в розділі не розроблено — сформульовано лише вимоги до них: обчислюваність нормативних критеріїв граничних станів, робота з неповними та зашумленими вимірюваннями, узгодженість результату з класами технічного стану і придатність до прогнозування; їх реалізацію винесено в розділи 2–4.

Отримані результати формують концептуально-методичну основу для подальшого розроблення математичних, ймовірнісно-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 і деградаційних процесів.

Оскільки той самий символ у літературі з надійності вживають у різних значеннях, у межах розділу прийнято єдину систему позначень, якої надалі дотримано в усіх формулах (2.1)–(2.29) та в поясненнях до них. Ступінь пошкодження $D(t) \in [0; 1]$ означено як відносне зниження жорсткості й уживано лише в цьому значенні; $\theta_i = k_i/k_0$ — відносна жорсткість і-го поверху; $\Phi(t)$ — еквівалентний вік, роки; $t_f$ — масштаб довговічності, тобто значення $\Phi$, за якого $D = 1$, роки; $m$ — безрозмірний показник прискорення деградації; $T_{cr}$ — час досягнення критичного значення $D_{cr} = 0{,}30$, роки; $L(t) = T_{cr} - t$ — залишковий ресурс, роки (раніше його позначали R); $S_j$ — сценарії експлуатації (S1 базовий, S2 песимістичний, S3 адаптивний); $\pi_j$ — ймовірність сценарію, $\Sigma\pi_j = 1$; Y — дані спостережень; $r_k \in [0; 1]$ — нормований індикатор; IR та IRR — інтегральний індекс ризику й індекс ризику реагування, обидва в межах [0; 1]; Z — функція рішення; $z(t) \in [0; 1]^n$ — вектор станів факторів впливу; $\alpha$ — параметр регуляризації Тихонова. Символ R залишено виключно

для позначення ризику, а несучу здатність і ресурс позначено відповідно як N та L.

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 [5; 6; 21].

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 та зміни поперечного перерізу.

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. Їхньою головною перевагою є можливість візуалізації розподілу напружень і деформацій, проведення адаптивного уточнення сітки навколо дефектів, а також динамічного оновлення моделі відповідно до даних моніторингу.

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 за наявності дефектів це припущення є хибним. Наявність тріщин у бетонній плиті або корозійне ураження металевих елементів суттєво змінює траєкторії передавання 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), у яких розраховують енергію поширення тріщини, її критичне значення та потенційну зону 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 і прогнозування розвитку дефектів у межах цифрового середовища моніторингу.

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

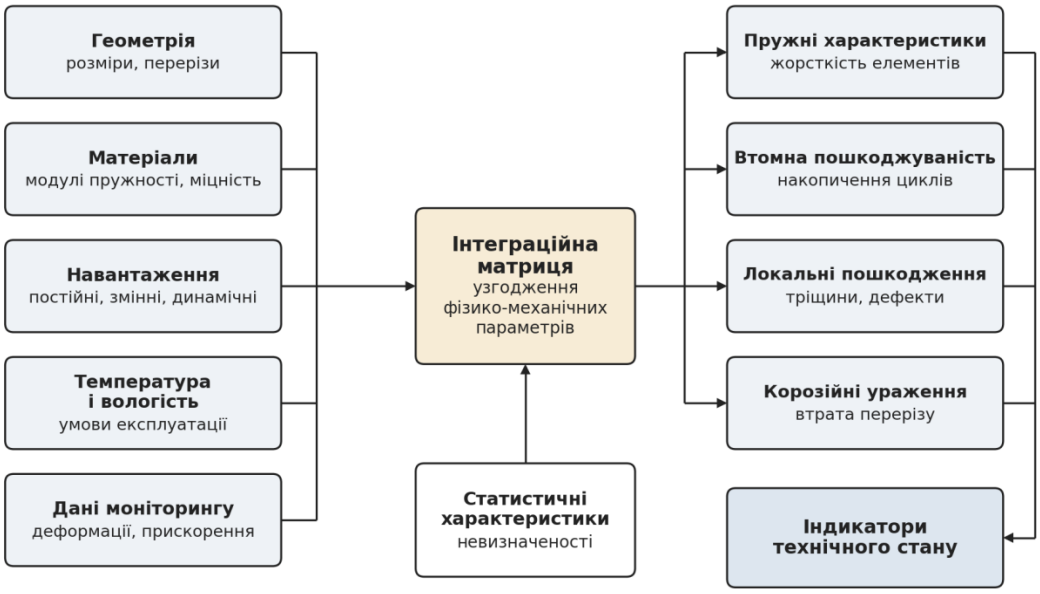



Рис. 2.1. Структура багатофакторної моделі оцінки фізичного стану конструкції *(розроблено автором)*

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 під циклічним навантаженням, який може бути формалізований у вигляді еволюційних моделей пошкодження.

На рисунку 2.2 наведено концептуальну модель механізмів зростання тріщин у бетоні під час циклічного навантаження. 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 та основні параметри втомної поведінки бетону — рівень напружень $S = \sigma_{max}/f_c$, коефіцієнт асиметрії циклу, частоту навантаження та кількість циклів N; накопичене пошкодження D(N) визначено в межах [0; 1] відповідно до єдиного означення ступеня пошкодження, прийнятого в цьому розділі.

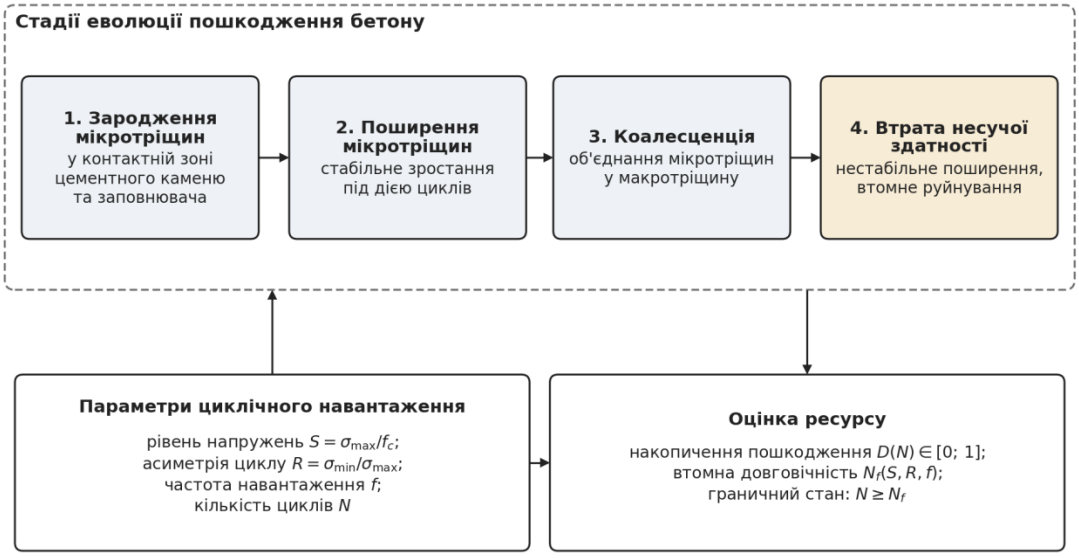



Рис. 2.2. Концептуальна модель механізмів зростання тріщин у бетоні при циклічному навантаженні *(розроблено автором на основі [32])*

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 E, момент інерції I, довжина елемента L, коефіцієнт розрахункової довжини μ) та вихідною оцінкою критичного навантаження або фактора безпеки, що визначає межу експлуатаційного ресурсу. Критичну силу визначають за формулою Ейлера: $Pcr = \pi^2 EI/(\mu L)^2$, а запас стійкості — як $ks = Pcr/N$, з перевіркою умови $k_s \geq [k_s]$.

На рисунку 2.4 представлено результати статичного розрахунку скінченно-елементної моделі п'ятиповерхової каркасної будівлі за трикутного

розподілу горизонтального навантаження сумарною величиною 1 МН при поступовому зниженні жорсткості другого поверху (ступінь пошкодження $D_2$ = 0; 0,20; 0,30; 0,45): переміщення рівнів (а) та міжповерхові перекоси (б). Зниження жорсткості локалізується у перекосі пошкодженого поверху: перекіс другого поверху зростає з 2,67 мм у непошкодженому стані до 3,33; 3,81 і 4,85 мм, тоді як перекоси інших поверхів залишаються незмінними, а переміщення верхнього рівня збільшується з 10,48 до 11,14; 11,62 і 12,66 мм.

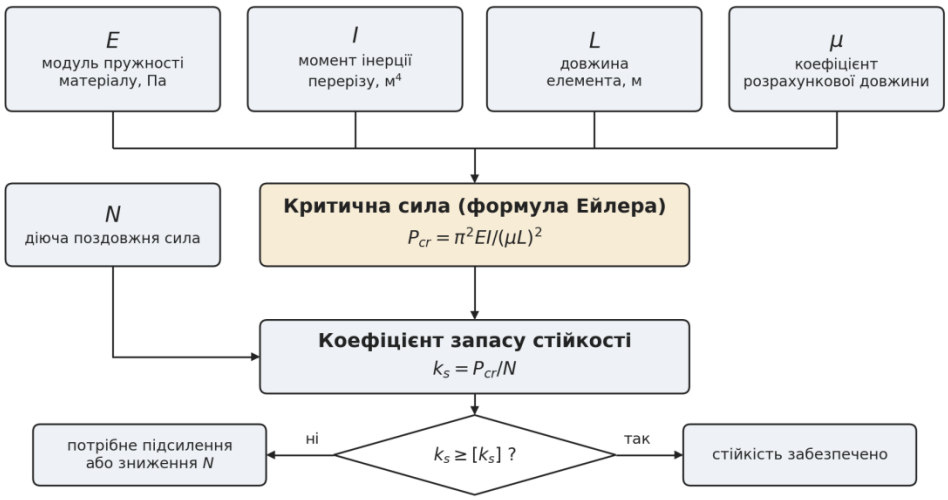



Рис. 2.3. Схема параметричної оцінки стійкості стиснутого конструктивного елемента *(розроблено автором за [33])*

Отже, інтегральний показник (переміщення верху) реагує на локальний дефект значно слабше, ніж локальний (перекіс поверху), що обґрунтовує використання поповерхових індикаторів у задачі локалізації. Графічний аналіз є важливим елементом параметричної ідентифікації стану конструкції, калібрування моделей і розробки сценаріїв технічного втручання.

Математична модель акумульованої деградації дозволяє описати нелінійний характер погіршення фізико-механічних властивостей матеріалу в часі, що особливо актуально для бетонів, які піддаються циклічним навантаженням або агресивним середовищам. Для опису прискореного накопичення пошкоджень застосовано степеневу модель з показником $m > 1$, для якої лінійне правило Пальмгрена–Мінера [34] є граничним випадком $m = 1$, а нелінійні узагальнення відповідають $m \neq 1$ [35]; модель застосовується в

системах прогнозу залишкового ресурсу та формування графіків обслуговування [36].

$$D(t) = \min\left(1;\ \left(\frac{\Phi(t)}{t_f}\right)^m\right), \quad m > 1 \tag{2.1}$$

де: D(t) — безрозмірний ступінь пошкодження у момент часу t, D ∈ [0; 1], означений як відносне зниження жорсткості $D = \max_i(1 - k_i/k_0)$; Φ(t) — еквівалентний вік, роки (за незмінних умов експлуатації Φ(t) = t, у загальному випадку його обчислюють за (2.19)); $t_f$ — масштаб довговічності, тобто значення еквівалентного віку, за якого D = 1, роки; m — безрозмірний показник прискорення деградації. При m > 1 друга похідна $d^2D/dt^2 = m(m-1)\Phi^{(m-2)/tfm} > 0$, тобто швидкість накопичення пошкоджень зростає (за $t_f$ = 100 років і m = 2 вона становить не менше $2{,}0\cdot10^{-4}$ 1/рік²), що відповідає опису розвитку дефектів у цьому розділі; при m = 1 модель переходить у лінійне правило накопичення $D = \Sigma n_i/N_i$. Критерієм настання граничного стану прийнято $D(T_{cr}) = D_{cr} = 0{,}30$, звідки $\Phi(T_{cr}) = t_f \cdot D_{cr}^{(1/m)}$, а залишковий ресурс $L(t) = T_{cr} - t$, роки.

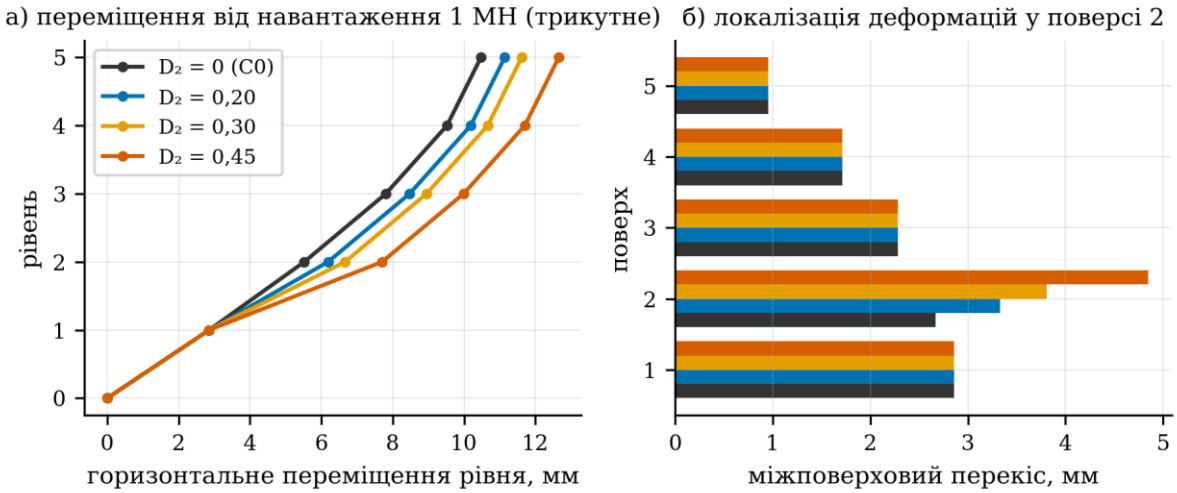



Рис. 2.4. Переміщення рівнів (а) та міжповерхові перекоси (б) МСЕ-моделі за трикутного навантаження 1 МН при $D_2$ = 0; 0,20; 0,30; 0,45 *(розроблено автором; імітаційне моделювання, додаток В)*

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” [37].

$$e_i = \frac{\partial Y}{\partial X_i} \cdot \frac{X_i}{Y}; \qquad e_{r,i} = \frac{\theta_i}{2\lambda_r}\, \varphi_r^{\mathrm{T}}\, \frac{\partial K}{\partial \theta_i}\, \varphi_r \tag{2.2}$$

де: $e_i$ — безрозмірна нормована чутливість (еластичність) вихідної величини Y (несучої здатності, власної частоти, переміщення) до зміни вхідного параметра $X_i$; $\partial Y/\partial X_i$ — частинна похідна функції стану. Нормування робить чутливість різних за розмірністю параметрів порівнянною, тому ранжування «критичних параметрів» стає коректним. Для власних частот скінченно-елементної моделі, у якій матриця жорсткості лінійно залежить від відносної жорсткості поверху $\theta_i = k_i/k_0$, еластичність частоти $f_r = \sqrt{\lambda_r}/(2\pi)$ за $\theta_i$ обчислюють через нормовані за масою власні вектори $\varphi r$. Оскільки $K(\theta)$ лінійна за $\theta$, для кожної форми виконується тотожність $\Sigma_i\, e_{r,i} = 0{,}5$; розрахунок дає 0,500 для всіх п’яти форм, що слугує перевіркою реалізації. Для першої частоти еластичності за поверхами 1–5 становлять 0,178; 0,150; 0,104; 0,053 і 0,014, тобто перша частота практично не реагує на пошкодження верхнього поверху, і для локалізації дефекту потрібні кілька форм одночасно.

Інтегральний коефіцієнт структурної функціональності використовується для узагальненого оцінювання технічного стану мультикомпонентних конструкцій з неоднорідним розподілом навантажень та різним рівнем деградації окремих елементів; за формою коефіцієнт є адитивною зваженою згорткою (метод SAW) [38].

$$K_{sf} = \sum_{i=1}^{n} W_i F_i, F_i = \min\left(1;\ \frac{X_i^{\text{факт}}}{X_i^{\text{проєкт}}}\right) \in [0;\ 1], \quad W_i \geq 0, \quad \sum_{i=1}^{n} W_i = 1 \tag{2.3}$$

де: $K_{sf} \in [0;\ 1]$ — інтегральна оцінка функціональної здатності конструкції ($K_{sf} = 1$ відповідає непошкодженому стану, $K_{sf} = 0$ — повній втраті функції); $W_i$ — безрозмірні вагові коефіцієнти і-го елемента або зони конструкції, $W_i \geq 0$, $\Sigma W_i = 1$; $F_i \in [0;\ 1]$ — функціональна здатність і-го елемента, визначена як відношення фактичного значення контрольованої характеристики до проєктного, обмежене одиницею, що робить доданки безрозмірними й порівнянними. Для розглянутої моделі $F_i = \theta_i$, а ваги прийнято за частками енергії деформації першої форми: (0,356; 0,301; 0,208; 0,106; 0,029). Для сценарію з пошкодженнями $D_2 = 0{,}15$ і $D_4 = 0{,}25$ отримано $K_{sf} =$

0,928, а за реконструйованими значеннями $\hat{\theta}$ — 0,929; граничні випадки $\theta = 1$ і $\theta = 0$ дають відповідно 1 і 0.

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 |
| Скінченно-елементна (МСЕ) | Розбиття об'єкта на елементи, апроксимація функцій | Локальне зменшення жорсткості елементів | Гнучкість, можливість 3D-візуалізації | Висока обчислювальна вартість | Багатоповерхові каркаси, арки, оболонки |
| Варіаційна | Мінімізація функціонала потенційної енергії | Опосередковано через варіацію у функціоналі | Математична коректність, стійкість розв'язку за неповних даних | Не завжди має пряму фізичну інтерпретацію | Масивні елементи, плитні фундаменти |
| Гібридна (аналітико-чисельна) | Поєднання аналітичних формул та МСЕ-сітки | Через змінні параметри в межах сітки | Компроміс між точністю та швидкістю розрахунку | Складність побудови адаптивної моделі | Збірні конструкції з дефектами |
| Модель поширення тріщин | Механіка руйнування, закон зростання тріщин | Точковий початок тріщини та траєкторія зростання | Добра відповідність фізичному процесу руйнування | Вимога точних вхідних параметрів | Бетон, метал при циклічному навантаженні |
| Статистична модель деградації | Функції деградації, регресійні криві | Залежність функціонального стану від часу або кількості циклів | Простота та безпосереднє використання даних моніторингу | Низька точність без калібрування | Залізобетонні елементи з тривалим строком експлуатації |

*(складено автором за [39]; [40]; [41])*

У таблиці 2.1 наведено узагальнення математичних моделей і приклади їх застосування для оцінки фізичного стану різних типів конструкцій, зокрема лінійних та площинових елементів, масивних просторових конструкцій, а також залізобетонних і сталевих об'єктів. 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.

Наведене узагальнення демонструє, що сучасні задачі моніторингу технічного стану конструкцій потребують поєднання аналітичних, чисельних і статистичних підходів у межах єдиного інформаційно-аналітичного середовища. Це створює передумови для побудови адаптивних моделей прогнозування та інтеграції математичного апарату з інтелектуальними системами підтримки ухвалення рішень.

### 2.1.1. Скінченно-елементна модель і варіаційна реконструкція технічного стану за неповними даними

Для кількісного підтвердження можливості виявлення локальних дефектів і реконструкції технічного стану за неповними даними побудовано скінченно-елементну модель п’ятиповерхової каркасної будівлі зсувного типу [42]. Кожен поверх подано двовузловим зсувним елементом з матрицею жорсткості $k_i \cdot [[1, -1], [-1, 1]]$; маси зосереджено в рівнях перекриттів; основу защемлено. Параметри моделі: маса поверху $m = 2{,}0 \cdot 10^5$ кг, початкова жорсткість поверху $k_0 = 3{,}5 \cdot 10^8$ Н/м. Пошкодження задають зниженням жорсткості $k_i = k_0\theta_i$, якому відповідає ступінь пошкодження $D_i = 1 - \theta_i$. Матриці системи та рівняння руху мають вигляд: $\sum_i$

$$K(\theta) = \sum_i k_0\theta_i \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} A_i\,, \quad M = m\,I_5, \quad C = a_0M + a_1K \tag{2.4}$$

$$M\ddot{u}(t) + C\dot{u}(t) + K(\theta)\,u(t) = f(t) \tag{2.5}$$

$$K(\theta)\,\varphi_r = \lambda_r M\varphi_r, \quad \lambda_r = \omega_r^2, \quad \varphi_r^{\mathrm{T}} M\varphi_s = \delta_{rs} \tag{2.6}$$

де $A_i$ — матриця локалізації і-го елемента; u(t) — вектор горизонтальних переміщень рівнів; f(t) — вектор зовнішнього впливу; $\varphi_r$ і $\lambda_r$ — власний вектор і власне значення r-ї форми; $\delta_{rs}$ — символ Кронекера. Коефіцієнти релеївського демпфування обчислено за умовою $\zeta = 5\ \%$ для першої і третьої форм: $a_0 = 2\zeta\omega_1\omega_3/(\omega_1 + \omega_3) = 0{,}978\ с^{-1}$, $a_1 = 2\zeta/(\omega_1 + \omega_3) = 1{,}50\cdot10^{-3}\ с^{-1}$. Модальні коефіцієнти демпфування становлять 5,0; 4,0; 5,0; 6,0 і 6,6%.

Верифікацію реалізації виконано зіставленням з точним розв'язком для однорідної зсувної системи $\omega_r = 2\sqrt{(k/m)}\cdot\sin((2r - 1)\pi/(2(2n + 1)))$: власні частоти МСЕ-моделі 1,895; 5,532; 8,720; 11,202 і 12,776 Гц збігаються з аналітичними значеннями з відносною похибкою до $3\cdot10^{-15}$. Найвища з них (12,8 Гц) нижча за частоту Найквіста 25 Гц при частоті дискретизації 50 Гц, тобто прийнята схема реєстрації є достатньою.

Класи технічного стану прийнято за чотирма категоріями ДСТУ-Н Б В.1.2-18:2016 [43] (нині чинним є ДСТУ 9273:2024 [2]): нормальний, задовільний, непридатний до нормальної експлуатації, аварійний. Межі за максимальним ступенем пошкодження D прийнято такими: менше 0,05; 0,05–0,15; 0,15–0,30 і 0,30 та більше; це порогові значення імітаційної моделі, а не нормативні величини. Власні частоти для 5 розрахункових станів С0–С4 наведено в табл. 2.2.

Результат розрахунку спростовує поширене припущення про пряму залежність між глибиною дефекту та зниженням першої власної частоти: аварійний дефект четвертого поверху (стан С4) знижує $f_1$ лише на 2,83 %, тобто менше, ніж дефект класу «непридатний до нормальної експлуатації» у другому поверсі (стан С2, −3,58 %). Отже, використання однієї лише першої частоти як діагностичної ознаки не забезпечує ні локалізації, ні класифікації; потрібна сукупність частот і форм коливань (рис. 2.5).

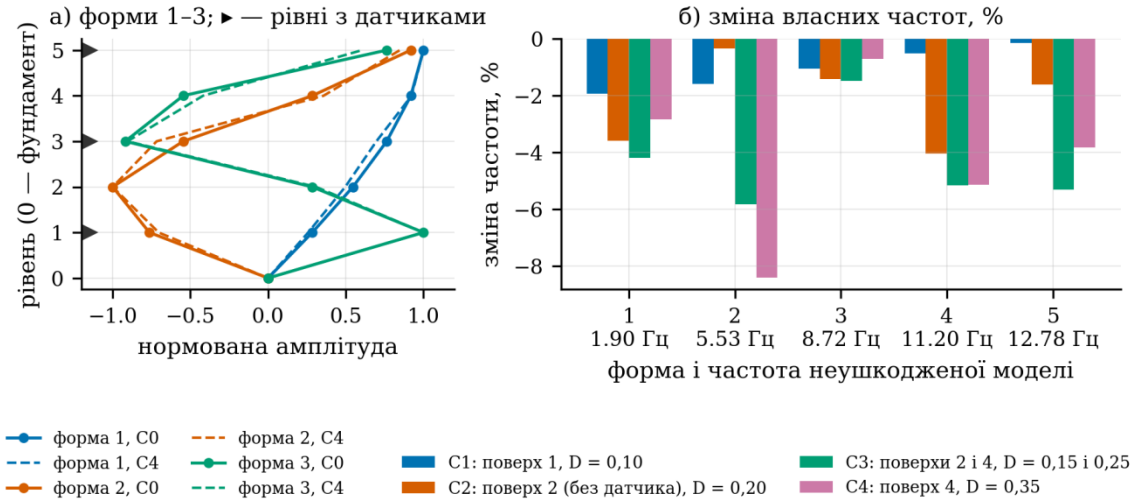



Рис. 2.5. Форми коливань 1–3 для станів C0 і C4 (а) та відносна зміна власних частот для станів C1–C4 (б) *(розроблено автором; імітаційне моделювання, додаток В)*

Таблиця 2.2

Власні частоти МСЕ-моделі за розрахунковими станами (у дужках — зміна відносно C0)

| **Стан** | **Опис** | **$D_{max}$** | **Клас технічного стану** | **$f_1$, Гц** | **$f_2$, Гц** | **$f_3$, Гц** | **$f_4$, Гц** | **$f_5$, Гц** |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| C0 | без пошкоджень | 0,00 | нормальний | 1,895 | 5,532 | 8,720 | 11,202 | 12,776 |
| C1 | поверх 1, D = 0,10 | 0,10 | задовільний | 1,858 (−1,93 %) | 5,444 (−1,59 %) | 8,628 (−1,05 %) | 11,144 (−0,52 %) | 12,759 (−0,14 %) |
| C2 | поверх 2 (без датчика), D = 0,20 | 0,20 | непридатний до нормальної експлуатації | 1,827 (−3,58 %) | 5,512 (−0,35 %) | 8,597 (−1,41 %) | 10,751 (−4,03 %) | 12,570 (−1,61 %) |
| C3 | поверхи 2 і 4, D = 0,15 і 0,25 | 0,25 | непридатний до нормальної експлуатації | 1,816 (−4,18 %) | 5,209 (−5,83 %) | 8,591 (−1,48 %) | 10,625 (−5,15 %) | 12,098 (−5,31 %) |
| C4 | поверх 4, D = 0,35 | 0,35 | аварійний | 1,841 (−2,83 %) | 5,067 (−8,40 %) | 8,658 (−0,71 %) | 10,627 (−5,13 %) | 12,287 (−3,83 %) |

Джерело: розраховано автором (імітаційне моделювання, додаток В)

Умови неповноти даних відтворено, розмістивши датчики лише на рівнях S = {1, 3, 5} та ідентифікуючи три нижчі форми, тобто дев’ять вимірюваних величин для п’яти невідомих параметрів θ. Задача визначення θ

за виміряними власними значеннями $\tilde{\lambda}_r$ і частковими формами $\tilde{\varphi}_r^S$ є слабко некоректною, тому її розв'язують як задачу мінімізації регуляризованого за Тихоновим функціонала [44]:

$$J(\theta) = \sum_{r=1}^{3} \left( \frac{\tilde{\lambda}_r - \lambda_r(\theta)}{\sigma_\lambda \tilde{\lambda}_r} \right)^2 + \sum_{r=1}^{3} \left\| \frac{\tilde{\varphi}_r^S - \varphi_r^S(\theta)/\|\varphi_r^S(\theta)\|}{\sigma_\varphi} \right\|^2 + \alpha \|L(\theta - \theta_0)\|^2, \quad \theta \in [0{,}05;\ 1{,}5]^5 \quad (2.7)$$

де $\sigma_\lambda = 2\sigma_f$ і $\sigma_\varphi$ — стандартні відхилення похибок ідентифікації власних значень і форм, які утворюють вагову матрицю $W = \mathrm{diag}(1/\sigma)$, що відповідає узагальненому методу найменших квадратів; $\theta_0 = 1$ — вектор початкових (проєктних) значень відносної жорсткості; L — оператор регуляризації (одинична матриця I або матриця перших різниць $D_1$); α — параметр регуляризації. Мінімізацію виконують методом довірчої області з початковим наближенням $\theta_0$. Похідні власних значень і форм за параметрами обчислюють аналітично [45]:

$$\frac{\partial \lambda_r}{\partial \theta_i} = \varphi_r^{\mathrm{T}} \frac{\partial K}{\partial \theta_i} \varphi_r, \qquad \frac{\partial \varphi_r}{\partial \theta_i} = \sum_{q \neq r} \varphi_q \frac{\varphi_q^{\mathrm{T}} (\partial K / \partial \theta_i)\, \varphi_r}{\lambda_r - \lambda_q} \quad (2.8)$$

Параметр α визначають двома незалежними способами — за кутом L-кривої [46] і за критерієм узагальненої перехресної перевірки (GCV) [47]:

$$\mathrm{GCV}(\alpha) = \frac{N \|W\, \mathrm{res}(\theta_\alpha)\|^2}{(N - \mathrm{tr}\, A_\alpha)^2}, \quad A_\alpha = J(J^{\mathrm{T}}J + \alpha L^{\mathrm{T}}L)^{-1}J^{\mathrm{T}} \quad (2.9)$$

де N — кількість вимірюваних величин; $\mathrm{res}(\theta_\alpha)$ — вектор нев'язок; J — матриця чутливості, обчислена за формулою (2.8). Порівняння способів вибору α виконано на калібрувальній вибірці з чотирьох станів по 15 реалізацій для трьох рівнів шуму; α змінювали в межах $10^{-2} \ldots 10^{4}$ (табл. 2.3).

Критерій GCV дає значення α, близьке до оптимального (RMSE θ = 0,037 проти мінімально досяжного 0,034 за середнього шуму), тоді як L-крива систематично переоцінює α і призводить до надмірної регуляризації (RMSE θ = 0,074), що пояснюється слабкою некоректністю задачі при співвідношенні дев'яти даних на п'ять невідомих (рис. 2.6). Водночас за високого шуму регуляризація дає відчутний виграш: RMSE θ знижується з 0,094 при α = 0,01 до 0,060 при α за GCV. Тому далі використано вибір α за критерієм GCV.

Таблиця 2.3

Вибір параметра регуляризації за L-кривою і за критерієм GCV

| **Рівень шуму ($\sigma_f$; $\sigma_\varphi$)** | **α за L-кривою** | **RMSE θ** | **α за GCV** | **RMSE θ** | **α з мінімальним RMSE** | **RMSE θ** | **RMSE при α = 0,01** |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| низький (0,5 %; 0,01) | 2154 | 0,036 | 100,0 | 0,019 | 215 | 0,019 | 0,021 |
| середній (1,0 %; 0,02) | 2154 | 0,074 | 46,4 | 0,037 | 215 | 0,034 | 0,042 |
| високий (2,0 %; 0,05) | 464 | 0,078 | 46,4 | 0,060 | 100 | 0,055 | 0,094 |

Джерело: розраховано автором (імітаційне моделювання, додаток В)

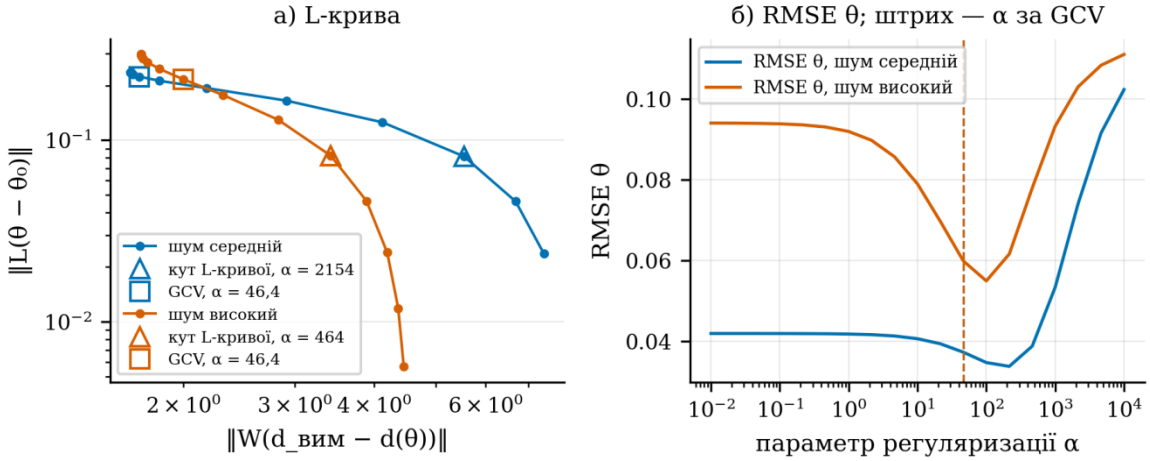



Рис. 2.6. L-крива з позначеним кутом і значенням α за критерієм GCV (а); залежність RMSE θ від параметра регуляризації α (б) *(розроблено автором; імітаційне моделювання, додаток В)*

Обчислювальна процедура реконструкції технічного стану за неповними даними складається з шести кроків: 1) ідентифікація власних значень $\tilde{\lambda}$ і часткових форм $\tilde{\varphi}^S$ методом розкладу в частотній області (FDD) [48]; 2) оцінювання стандартних відхилень $\sigma_f$ і $\sigma_\varphi$ та формування вагової матриці W; 3) вибір параметра регуляризації α за (2.9); 4) мінімізація функціонала (2.7) з початкового наближення $\theta_0 = 1$; 5) обчислення $\hat{D}_i = 1 - \hat{\theta}_i$, локалізація дефекту за максимумом $\hat{D}$ і визначення класу технічного стану за $\hat{D}_{max}$; 6) перевірка значущості виявленого пошкодження за умовою $\hat{D}_{max} \geq \tau_{95}$, де $\tau_{95}$ — 95-й перцентиль розподілу $\hat{D}_{max}$ для непошкодженого стану. Точність процедури

оцінено методом Монте-Карло за 200 реалізацій для кожного стану та рівня шуму (табл. 2.4).

Таблиця 2.4

Точність реконструкції за неповними даними (датчики на рівнях 1, 3, 5; три форми; 200 реалізацій)

| **Шум** | **Стан** | **RMSE θ** | **$\hat{D}_{max}$ (середнє ± СКВ)** | **$D_{max}$ задане** | **Локалізація, %** | **Клас визначено вірно, %** | **$\hat{D}_{max} \geq 0{,}05$, %** |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| низький | C0 | 0,021 | 0,025 ± 0,014 | 0,00 | — | 93,0 | 7,0 |
| низький | C1 | 0,021 | 0,097 ± 0,019 | 0,10 | 98,0 | 98,5 | 99,0 |
| низький | C2 | 0,020 | 0,194 ± 0,018 | 0,20 | 100,0 | 99,0 | 100,0 |
| низький | C3 | 0,019 | 0,246 ± 0,014 | 0,25 | 100,0 | 100,0 | 100,0 |
| низький | C4 | 0,019 | 0,345 ± 0,011 | 0,35 | 100,0 | 100,0 | 100,0 |
| середній | C0 | 0,040 | 0,046 ± 0,023 | 0,00 | — | 58,5 | 41,5 |
| середній | C1 | 0,041 | 0,101 ± 0,030 | 0,10 | 82,0 | 92,0 | 98,5 |
| середній | C2 | 0,040 | 0,187 ± 0,037 | 0,20 | 100,0 | 85,0 | 100,0 |
| середній | C3 | 0,035 | 0,245 ± 0,026 | 0,25 | 99,0 | 99,5 | 100,0 |
| середній | C4 | 0,036 | 0,341 ± 0,022 | 0,35 | 100,0 | 98,0 | 100,0 |
| високий | C0 | 0,062 | 0,073 ± 0,038 | 0,00 | — | 28,5 | 71,5 |
| високий | C1 | 0,064 | 0,105 ± 0,037 | 0,10 | 47,5 | 84,5 | 96,5 |
| високий | C2 | 0,070 | 0,159 ± 0,055 | 0,20 | 80,5 | 53,0 | 99,5 |
| високий | C3 | 0,066 | 0,231 ± 0,046 | 0,25 | 73,0 | 90,5 | 100,0 |
| високий | C4 | 0,064 | 0,313 ± 0,051 | 0,35 | 100,0 | 62,0 | 100,0 |

Джерело: розраховано автором (імітаційне моделювання, додаток В)

За середнього рівня шуму (похибка частот 1 %, похибка форм 0,02) дефекти класів «непридатний до нормальної експлуатації» та «аварійний» локалізовано у 99–100 % реалізацій, зокрема на поверсі, де датчика немає (стан С2), і за двох одночасних дефектів (стан С3); систематичне заниження реконструйованого ступеня пошкодження не перевищує 0,013. Водночас фіксований поріг виявлення 0,05 за такого шуму дає 41,5 % хибних тривог на непошкодженій конструкції, тоді як статистичний поріг $\tau_{95}$ = 0,086 забезпечує 5 % хибних тривог за повного (100 %) виявлення станів С2–С4 і 65 % виявлення стану С1. За високого шуму точність кількісної оцінки помітно падає: для стану С4 середнє $\hat{D}^{max}$ = 0,313 за заданого 0,35, а клас визначено вірно лише у 62 % реалізацій.

Вплив складу даних і способу регуляризації на результат досліджено окремо для середнього рівня шуму на 100 реалізаціях (табл. 2.5).

Таблиця 2.5

Вплив складу даних і регуляризації на точність реконструкції (середній шум, 100 реалізацій)

| **Варіант** | **RMSE θ: С0/С2/С3/С4** | **Локалізація, %: С2/С3/С4** | **Клас вірно, %: С0/С2/С3/С4** |
|---|---|---|---|
| L = I, α за GCV | 0,040/0,038/0,035/0,037 | 100/99/100 | 58/91/99/94 |
| L = $D_1$ (перші різниці), α за GCV | 0,037/0,040/0,032/0,038 | 99/99/100 | 71/79/100/96 |
| без регуляризації (α = $10^{-8}$) | 0,047/0,040/0,038/0,041 | 100/98/100 | 55/90/97/100 |
| повні дані: 5 датчиків, 5 форм | 0,022/0,021/0,020/0,020 | 100/100/100 | 92/99/100/100 |
| лише власні частоти трьох форм | 0,038/0,067/0,102/0,066 | 81/0/100 | 62/14/78/37 |
| 2 датчики (рівні 3, 5), 2 форми | 0,036/0,051/0,051/0,041 | 94/78/100 | 64/46/99/99 |

Джерело: розраховано автором (імітаційне моделювання, додаток В)

Найважливіший результат табл. 2.5 полягає в тому, що саме форми коливань, а не частоти, забезпечують локалізацію: за використання лише трьох власних частот дефект у стані С3 не локалізовано жодного разу (0 %), а частка вірно визначених класів падає до 14–78%. Повні дані (п’ять датчиків і п’ять

форм) знижують RMSE θ приблизно вдвічі — до 0,020–0,022, що задає верхню межу досяжної точності для цієї моделі.

Працездатність усього ланцюжка перевірено на імітованих записах коливань: для кожного стану згенеровано 8 записів тривалістю 30 хв (білошумове збурення, точна дискретизація рівняння (2.5) з кроком 1/50 с, шум вимірювань 5 % RMS, датчики на рівнях 1, 3, 5), за якими виконано ідентифікацію методом FDD з довжиною сегмента 4096 відліків. Стандартне відхилення похибки ідентифікації частот становило 0,3–1,3 %, середньоквадратична похибка форм — 0,007, а підсумкове RMSE θ — 0,025–0,031. Реконструйовані ступені пошкодження (у дужках задані значення) склали: $\hat{D}_1 = 0{,}083 \pm 0{,}016$ (0,10); $\hat{D}_2 = 0{,}180 \pm 0{,}030$ (0,20); для стану C3: $\hat{D}_2 = 0{,}159 \pm 0{,}029$ (0,15) і $\hat{D}_4 = 0{,}236 \pm 0{,}014$ (0,25); $\hat{D}_4 = 0{,}328 \pm 0{,}010$ (0,35). Локалізацію виконано у 100 % випадків, а для непошкодженого стану C0 отримано $\hat{D}_{max} = 0{,}020$ (рис. 2.7).

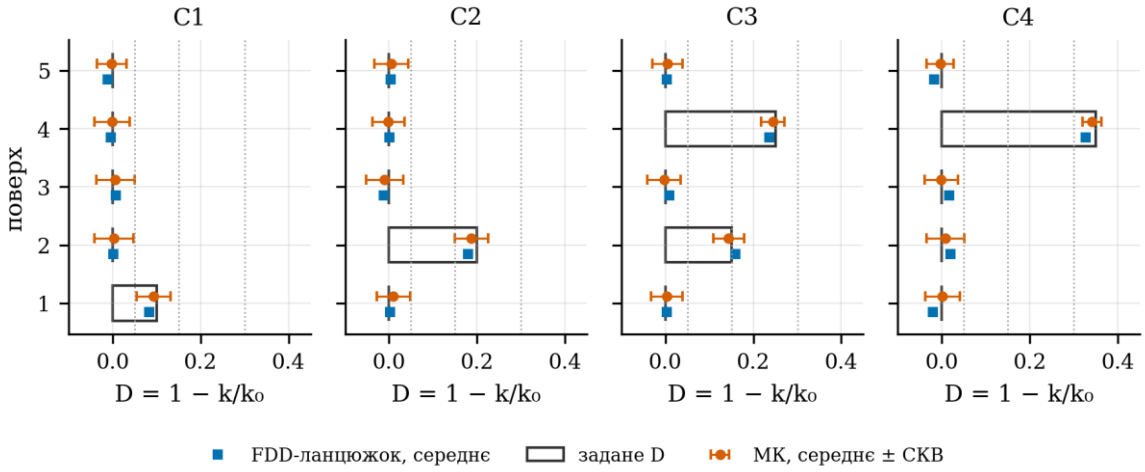



Рис. 2.7. Задані та реконструйовані ступені пошкодження поверхів: Монте-Карло за середнього шуму (середнє ± СКВ, 200 реалізацій) і ланцюжок «записи → FDD → реконструкція» (середнє за 8 записами) *(розроблено автором; імітаційне моделювання, додаток В)*

За методичною основою описана процедура належить до чутливісних методів оновлення скінченно-елементних моделей [49; 50] з регуляризацією

Тихонова [51]; альтернативними є $l_1$-регуляризація та баєсове оновлення моделі [52], порівняння з якими на однакових даних у цій роботі не виконувалося. Відмінність запропонованого підходу полягає в тому, що реконструйований ступінь пошкодження $\hat{D}$ передається далі разом з оціненими характеристиками його похибки ($\sigma_D$, $b_D$) у процедуру баєсового оновлення (2.13) та в показники (2.18) і (2.24); так утворюється багаторівнева схема діагностики «виявлення — локалізація — кількісна оцінка — прогноз» [53].

Обмеження моделі потрібно враховувати під час інтерпретації наведених чисел: розглянуто лише зсувну модель без крутильних форм, податливості основи та фізичної нелінійності; температурну мінливість враховано спрощено — як спільний множник для всіх частот зі стандартним відхиленням 1 % [27]; усі дані є синтетичними. Практичне застосування процедури потребує калібрування скінченно-елементної моделі за результатами натурних вимірювань і подальшої верифікації на реальному об’єкті.

### 2.1.2. Інтерфейси оцінювання ресурсу та ймовірнісно-статистичні моделі технічного стану

У контексті цифрової трансформації будівельної галузі, зокрема в напрямку експлуатаційного моніторингу та технічної діагностики, розробка інтерфейсів для реалізації моделей оцінювання ресурсу набуває принципового значення. Інтерфейси виступають як графічні оболонки для розрахункових ядер і як інтегровані системи ухвалення рішень, що поєднують математичне моделювання, статистичну аналітику та цифрове подання конструктивної реальності. Однією з головних особливостей таких інтерфейсів є їхня 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.

Технологічна реалізація інтерфейсів оцінювання ресурсу базується на інтеграції обчислювальних модулів, систем візуалізації та платформ для 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 середовищем BIM. 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 [10; 54].

Окрім інтеграції з BIM, інтерфейси ґрунтуються на автоматизованих алгоритмах ухвалення рішень, що базуються на статистичних оцінках і моделюванні поведінки конструкції в умовах невизначеності. Алгоритми підтримки ухвалення рішень можуть реалізовуватися на основі регресійних моделей, нейромережевих методів, дерев рішень та ймовірнісно-логічних підходів, забезпечуючи автоматизоване оцінювання технічного стану та прогнозування критичних сценаріїв деградації конструкцій.

У поєднанні з системами моніторингу інтерфейси оцінки ресурсу виконують не лише функцію візуалізації, а 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 2.8 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.

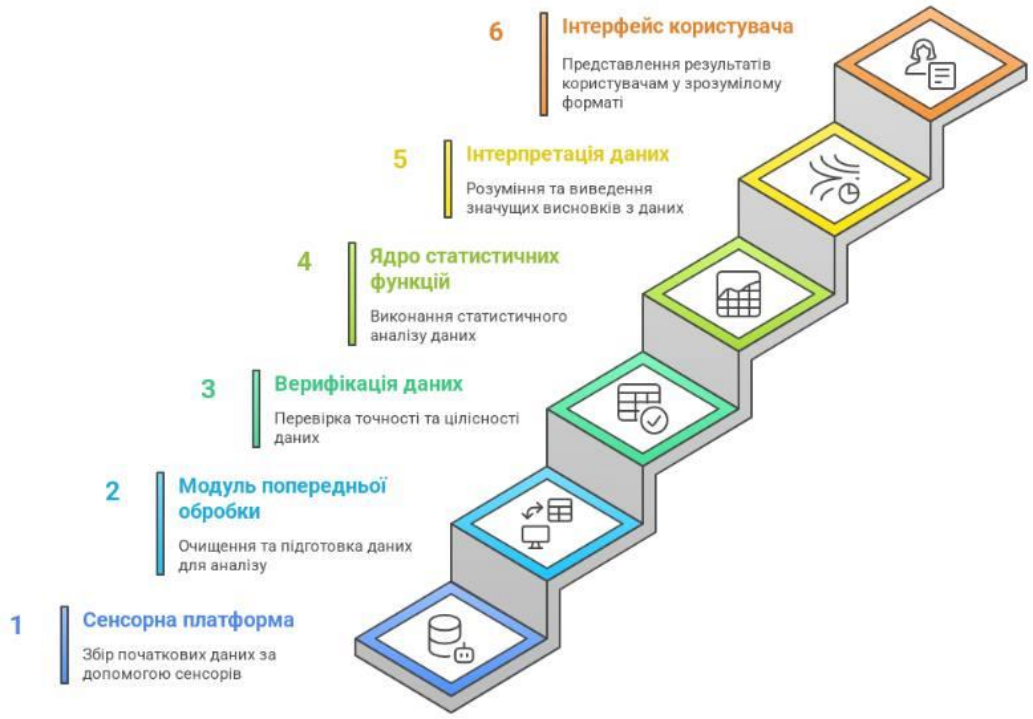



Рис. 2.8. Структура статистичного циклу діагностичного обстеження *(розроблено автором на основі [2])*

На рисунку 2.9 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 залишкового ресурсу $L_n$ після n-го обстеження. Концепція є критично важливою для ухвалення управлінських рішень у режимі життєвого циклу об’єкта, особливо в контексті об’єктів, що експлуатуються на межі ресурсу. На рисунку 2.10 зображено ймовірнісний тренд деградації поверху як модельний приклад, побудований за синтетичними даними шести щорічних обстежень (імітаційне моделювання, додаток В).




Рис. 2.9. Концепція багатокрокового прогнозу залишкового ресурсу конструкції *(розроблено автором на основі [36])*

Центральна крива демонструє медіанну траєкторію ступеня пошкодження D(t) ∈ [0; 1], а навколо неї побудовано апріорний та апостеріорний 95%-й інтервал, які враховують похибку реконструкції (σ D = 0,033, зсув b D = −0,010) та невизначеність масштабу довговічності tf; окремо наведено реконструйовані значення $\hat{D}_2$ з межами ±2σ D і 90%-й інтервал часу досягнення критичного стану $T_{cr}$. 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 ухвалення рішень щодо управління життєвим циклом конструкції в умовах невизначеності.

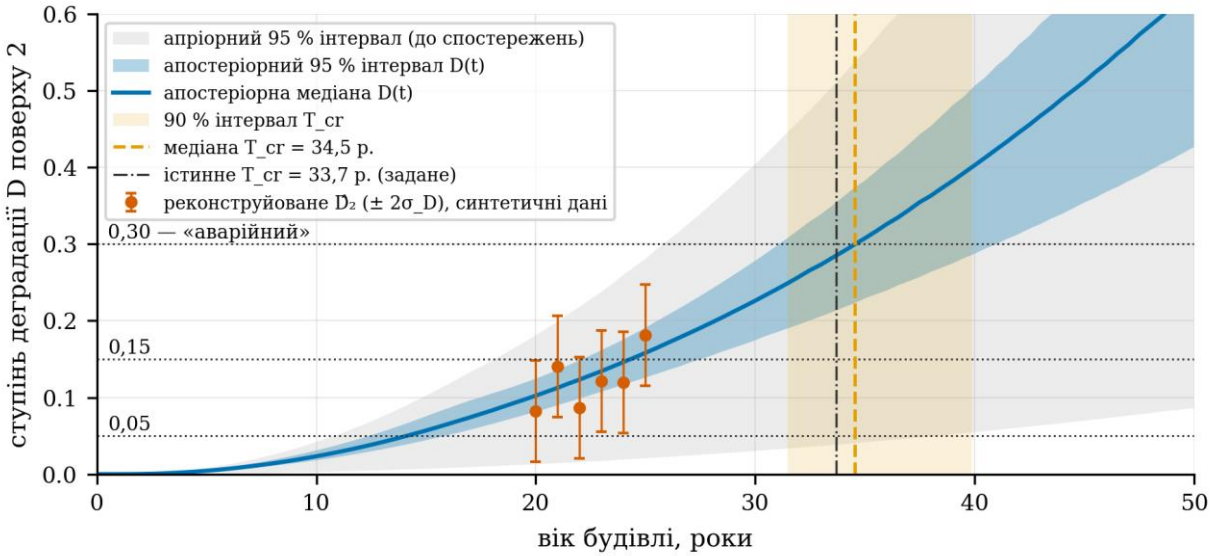



Рис. 2.10. Ймовірнісний тренд деградації поверху 2: апріорний і апостеріорний 95% інтервал D(t), реконструйовані $\hat{D}_2$ ($\pm 2\sigma_D$), 90%-й інтервал $T_{cr}$ *(модельний приклад, імітаційні дані; розроблено автором, додаток В)*

Отримані прогнозні оцінки можуть використовуватися як вхідні параметри для інтелектуальних систем підтримки ухвалення рішень, забезпечуючи адаптивне планування технічного обслуговування, оптимізацію режимів експлуатації та раннє виявлення критичних сценаріїв деградації конструкцій. Результат послідовного баєсового оновлення ймовірностей сценаріїв $\pi_j$ та відповідних умовних ймовірностей досягнення критичного стану показано на рисунку 2.11.

Імовірнісна функція виживання базується на двопараметричному розподілі Вейбулла, який є класичною моделлю для опису довговічності технічних об’єктів [55]. Вона дозволяє будувати графіки функцій виживання, визначати ймовірність руйнування на певному інтервалі часу та оцінювати ризики у системі технічного обслуговування [56].

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.

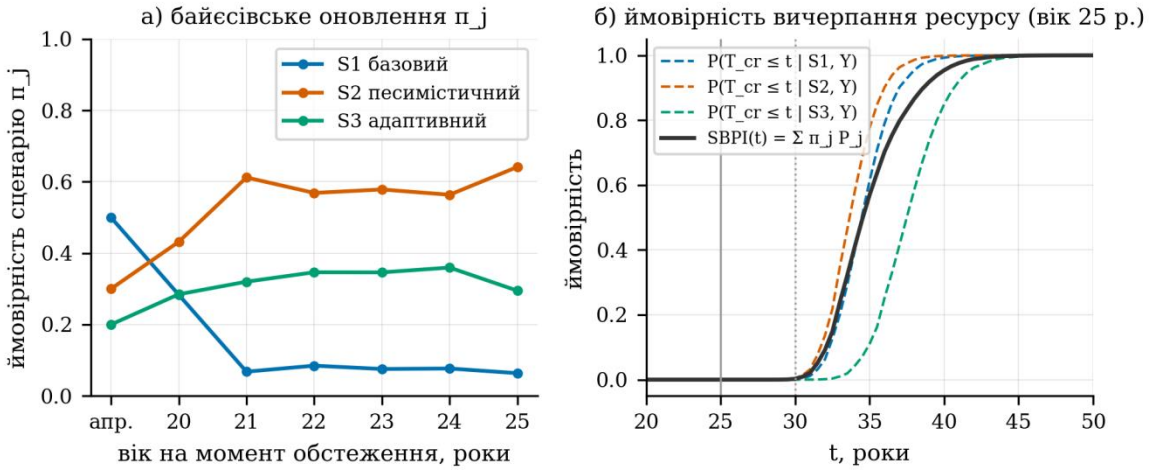



Рис. 2.11. Баєсове оновлення ймовірностей сценаріїв $\pi_j$ (а) та умовні ймовірності $P(T_{cr} \le t \mid S_j, Y)$ і показник SBPI(t) у віці конструкції 25 років (б) *(розроблено автором; імітаційне моделювання, додаток В)*

$$S(t) = \exp(-(\lambda t)^k), \quad h(t) = k\lambda(\lambda t)^{k-1}, \quad \lambda = 1/\eta \qquad (2.10)$$

де: S(t) — функція виживання, тобто ймовірність того, що конструкція не досягне граничного стану до моменту часу t; λ — масштабний параметр, λ = 1/η, 1/рік, де η — характерний час (масштаб) розподілу, роки; k — безрозмірний параметр форми; h(t) — інтенсивність відмов, 1/рік. Саме k визначає характер інтенсивності: за k < 1 вона спадає, за k = 1 — стає сталою (експоненційний розподіл), за k > 1 — зростає, що відповідає зношуванню. Параметри λ і k оцінюють методом максимальної правдоподібності. Для вибірки значень $T_{cr}$, отриманої імітаційним моделюванням за песимістичним сценарієм S2 (20 000 реалізацій), отримано k = 4,09, η = 41,7 року (λ = 0,0240 1/рік); інтенсивність відмов становить 0,0101; 0,0354 і 0,0863 1/рік відповідно при t = 20, 30 і 40 років, а S(30) = 0,771 і S(40) = 0,430. Статистика Колмогорова — Смирнова D = 0,062 при рівні значущості $p \ll 0{,}05$ показує, що розподіл Вейбулла є лише наближенням сценарної моделі деградації, тому його застосовують як робочу апроксимацію.

Оцінку залишкового ресурсу подають у двох різних інтервалах: довірчому інтервалі (2.11), у якому з заданою ймовірністю міститься середнє значення ресурсу для сукупності однотипних конструкцій, і прогнозному інтервалі (2.12), у якому з тією самою ймовірністю міститься ресурс окремої

конструкції. Підхід забезпечує статистично обґрунтовану основу для ухвалення інженерних рішень — зокрема, щодо строків обстеження, ремонту чи замін [57].

$$\bar{x} \pm t_{\alpha/2,n-1} \frac{s}{\sqrt{n}} \tag{2.11}$$

де: $\bar{x}$ — вибіркове середнє оцінок залишкового ресурсу, роки; s — вибіркове стандартне відхилення, роки; n — кількість спостережень; $t_{\alpha/2,\, n-1}$ — квантиль розподілу Стьюдента з n − 1 ступенями вільності для рівня довіри 1 − α (для n = 10 і 95 % t = 2,262). Оскільки генеральне стандартне відхилення невідоме, застосовують саме t-квантиль, а не квантиль нормального розподілу. Для прогнозування ресурсу окремої конструкції потрібен ширший прогнозний інтервал:

$$\bar{x} \pm t_{\alpha/2,n-1}\, s \sqrt{1 + \frac{1}{n}} \tag{2.12}$$

Різниця між інтервалами суттєва. За вибіркою з n = 10 аналогів, згенерованою для сценарію S2 ($\bar{x}$ = 36,5 року, s = 8,55 року), довірчий інтервал для середнього становить [31,2;41,8] року, а прогнозний інтервал для однієї конструкції — [16,2;56,8] року. Перевірка на 20 000 повторень показала, що довірчий інтервал накриває ресурс нової конструкції лише у 43,2 % випадків, а прогнозний — у 94,7 %, тобто для інженерних рішень щодо конкретного об’єкта застосовним є саме прогнозний інтервал (2.12).

Модель баєсової 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 [36; 58].

$$p(\theta \mid Y) \propto p(Y \mid \theta)\, p(\theta), \quad \theta = \left(S_j,\, t_f\right) \tag{2.13}$$

де: $p(\theta \mid Y)$ — апостеріорна щільність параметрів моделі деградації $\theta = (S_j, t_f)$ за спостереженнями Y; Y — дані обстежень (реконструйовані ступені пошкодження $\hat{D}$ та власні частоти), позначені окремим символом, оскільки D у цьому розділі означає лише ступінь пошкодження; $p(Y \mid \theta)$ — функція

правдоподібності, для послідовності обстежень у моменти $t_i$ вона має вигляд $\Pi_i\, N(y_i;\, D_j(t_i;\, t_f) + b_D,\, \sigma_{D^2})$, де $b_D$ і $\sigma_D$ — зсув і стандартне відхилення похибки реконструкції; $p(\theta)$ — апріорний розподіл, для якого прийнято $t_f \sim \ln N(\ln 110;\, 0{,}25)$ і $\pi_j 0 = (0{,}5;\, 0{,}3;\, 0{,}2)$ для сценаріїв S1–S3. Апостеріорний розподіл обчислюють на сітці 3 × 700 вузлів, що дає водночас ймовірності сценаріїв $\pi_j = p(S_j \mid Y)$, потрібні у (2.18), і розподіл часу досягнення критичного стану $T_{cr}$ (рис. 2.11, табл. 2.6).

Дію послідовного баєсового оновлення показано на модельному прикладі тієї самої п’ятиповерхової будівлі, у якій деградує другий поверх. За «істинний» прийнято сценарій S2 з $t_f = 100$ років, якому відповідає $T_{cr} = 33{,}7$ року. Обстеження виконують щороку у віці 20–25 років за середнього рівня шуму, з датчиками на рівнях 1, 3, 5 і температурним множником зі стандартним відхиленням 1 %; на кожному кроці виконують реконструкцію за (2.7) та оновлення за (2.13). Характеристики похибки реконструкції, оцінені на калібрувальній вибірці (5 станів × 5 рівнів шуму × 40 реалізацій), становлять $\sigma_D = 0{,}033$ і $b_D = -0{,}010$, а за високого рівня шуму — $\sigma_D = 0{,}059$ і $b_D = -0{,}036$. Як індикатори використано: $r_1 = r_D(\hat{D}_{max})$ — реконструйований поточний стан; $r_2$ — частотний індикатор за відносним зниженням першої частоти $\Delta f_1 = 1 - \tilde{f}_1/f_1^{\,0}$ з критичним значенням 0,040; $r_3 = E[r_D(D(t+5)) \mid Y]$ — баєсовий прогноз стану на 5 років. Ваги індикаторів, навчені за (2.26), склали $w = (0{,}091;\, 0{,}019;\, 0{,}890)$, а коефіцієнти функції рішення (2.29) за ознаками ($r_1$, $r_2$, $r_3$, $SBPI_5$) — $a = (-3{,}31;\, 0{,}66;\, 26{,}08;\, 2{,}58)$ при $a_0 = -19{,}82$ (від’ємний коефіцієнт при $r_1$ пояснюється кореляцією $r_1$ і $r_3$ та окремо не інтерпретується). Результати наведено в табл. 2.6.

Таблиця 2.6

Послідовне баєсове оновлення оцінок технічного стану (імітаційний приклад)

| **Вік, роки** | **$D_2$ задане / $\hat{D}_2$** | **$\tilde{f}_1$, Гц** | **π(S1)/π(S2)/ π(S3)** | **L: 5 % / 50 % / 95 %, роки** | **SBPI(t+5) / SBPI(t+10)** | **$r_1/r_2/r_3$** | **IR** | **Клас технічного стану** | **IRR** | **Z** |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| апріорно | — | — | 0,50/0,30/0,20 | — | — | — | — | — | — | — |
| 20 | 0,101 / 0,083 | 1,8719 | 0,28/0,43/0,28 | 11,0 / 21,7 / 45,6 | 0,0001 / 0,028 | 0,33/ 0,30/ 0,40 | 0,395 | задовільний | 0,072 | −10,20 |
| 21 | 0,112 / 0,141 | 1,8635 | 0,07/0,61/0,32 | 7,9 / 13,2 / 22,8 | 0,0009 / 0,190 | 0,48/ 0,42/ 0,54 | 0,533 | непридатний до нормальної експлуатації | 0,135 | −7,01 |
| 22 | 0,123 / 0,087 | 1,9113 | 0,08/0,57/0,35 | 8,9 / 14,1 / 22,8 | 0,0000 / 0,109 | 0,34/ 0,00/ 0,53 | 0,505 | непридатний до нормальної експлуатації | 0,113 | −7,05 |
| 23 | 0,136 / 0,122 | 1,8603 | 0,08/0,58/0,35 | 8,4 / 12,7 / 20,0 | 0,0001 / 0,181 | 0,43/ 0,46/ 0,56 | 0,547 | непридатний до нормальної експлуатації | 0,131 | −6,31 |
| 24 | 0,148 / 0,120 | 1,8605 | 0,08/0,56/0,36 | 8,1 / 12,1 / 18,6 | 0,0001 / 0,227 | 0,42/ 0,45/ 0,58 | 0,561 | непридатний до нормальної експлуатації | 0,138 | −5,87 |
| 25 | 0,161 / 0,181 | 1,8327 | 0,06/0,64/0,29 | 6,5 / 9,5 / 14,9 | 0,0026 / 0,570 | 0,55/ 0,82/ 0,63 | 0,625 | непридатний до нормальної експлуатації | 0,193 | −4,73 |

Джерело: розраховано автором (імітаційне моделювання, додаток В)

За шість обстежень апостеріорна ймовірність песимістичного сценарію зросла з 0,30 до 0,64, а базового — знизилася з 0,50 до 0,06; ширина 90%-го інтервалу залишкового ресурсу L звузилася з 34,6 до 8,4 року, а медіанна оцінка $T_{cr}$ склала 34,5 року за заданого значення 33,7 року. Показник SBPI закономірно

зростає з горизонтом прогнозу: 0,003 на 5 років і 0,570 на 10 років. Оскільки інтегральний індекс ризику є ризик-орієнтованим і містить прогноз на п’ять років уперед, у віці 21–24 років він уже відповідає класу «непридатний до нормальної експлуатації», хоча фактичний ступінь пошкодження ще становить 0,112–0,148; це не суперечність, а наслідок визначення IR як випереджального показника, і при зіставленні з класифікацією за фактичним станом цю різницю слід ураховувати. Значення IRR = 0,193 < 0,25 і Z = −4,73 < −1,609 означають, що позапланового втручання не потрібно; рекомендованим рішенням є детальне обстеження, оскільки 5 %-й квантиль залишкового ресурсу (6,5 року) перевищує нормативний час реагування $\tau_{ref}$.

Використання ймовірнісно-статистичних та баєсівських підходів забезпечує врахування невизначеності моніторингових даних, стохастичного характеру деградаційних процесів і 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 ухвалення рішень в умовах експлуатаційного моніторингу. Нормовані індикатори (2.17) та інтегральний індекс ризику (2.24) використано як означення ризик-складової моделі CNN-LSTM-Risk (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 прогнозної аналітики та механізмами підтримки ухвалення 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 із 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, за якого конструкція втрачає здатність чинити опір проєктному навантаженню, а в межах інформаційно-аналітичного підходу — досягнення критичних порогових параметрів, після яких відбувається різке зниження функціональної придатності конструкції та зростання ймовірності її відмови. Дослідження зі структурної надійності та моніторингу технічного стану акцентують увагу на тому, що критичні зміни мають мультифакторну природу та завжди відбуваються в умовах невизначеності, що потребує використання ймовірнісних моделей, сценарного аналізу та машинного навчання для відстеження прихованих закономірностей і виявлення ознак наближення до катастрофічного стану [5; 41].

Розглядаючи структурно-функціональні моделі деградації, варто зазначити, що їхнім завданням є опис того, як фізична структура матеріалу або елемента змінюється з часом під впливом навантажень, температури, вологи, вібрацій, ультрафіолетового випромінювання або інших факторів. Найбільш поширеною моделлю є модель повзучості Нортона–Бейлі [59], яка описує повільну деформацію за сталого навантаження, а також модель втомної деградації Мінера [34], 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 і сценарного аналізу. У всіх випадках деградація описується як зменшення здатності виконувати функції — нести навантаження, протидіяти поширенню пошкоджень, зберігати геометрію, забезпечувати герметичність або ізоляцію.

Сценарна декомпозиція фізичного зносу та 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: S1 «базовий» — з прогнозованим рівнем зносу, S2 «песимістичний» — із посиленими руйнівними впливами агресивного середовища, S3 «адаптивний» — із введенням підсилення або захисних шарів (єдиний перелік сценаріїв, що використовується далі в розділах 2 і 4). У працях зі структурної надійності наголошується на важливості формування сценаріїв через ймовірнісну реплікацію поведінки конструкції з урахуванням затримок у виявленні пошкоджень, часових лагів деградації та періодичності 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 [41].

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 і

стохастичний характер. У межах інтелектуальних систем моніторингу зазначені параметри формують багатовимірний простір ознак, який використовується для сценарного аналізу, оцінювання ризиків і 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 впливають 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 і сценарного аналізу технічного стану конструкцій. У практиці до таких систем входять інтелектуальні сенсорні вузли (Smart Sensors), цифрові деформаційні давачі, термопари, датчики 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 [21; 60].

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 сценарію деградації. Такий підхід дозволяє формувати мультифакторні прогнозні моделі, інтегровані з даними цифрового моніторингу та системами підтримки ухвалення рішень.

На рисунку 2.12 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, часі їх настання, темпі поширення пошкоджень, граничних деформаційних властивостях і можливості їх корекції. На рисунку 2.13 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 та функціонального призначення об’єкта.

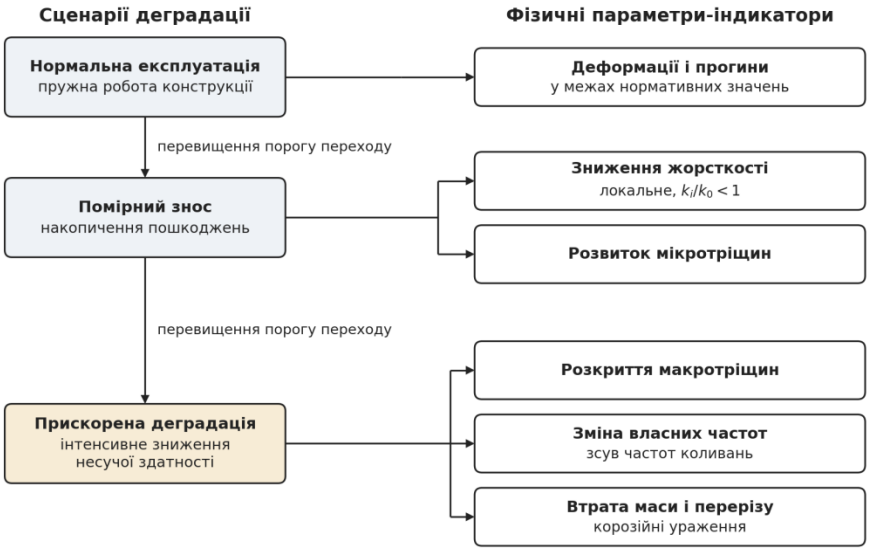



Рис. 2.12. Структура взаємозв’язків між сценаріями деградації та фізичними параметрами конструкції *(розроблено автором)*

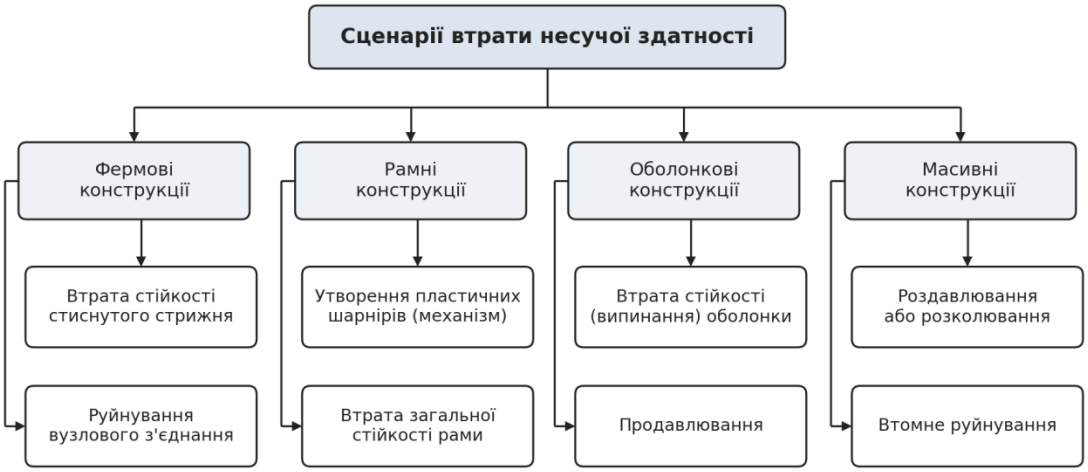



Рис. 2.13. Система класифікації сценаріїв втрати несучої здатності з урахуванням типу конструкції *(розроблено автором з урахуванням [11]; [61])*

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. Для обраної конструктивної системи виконано імітаційне сценарне моделювання зміни відносної жорсткості поверху за моделями (2.1), (2.16), (2.19)–(2.21) для сценаріїв S1 (базовий), S2 (песимістичний, агресивне середовище), S3 (адаптивний, захисні заходи з 15-го року) та S2 з ремонтом на 35-му році (частка відновлення q = 0,8). Невизначеність масштабу довговічності $t_f \sim \ln N(\ln 110;\ 0{,}25)$ враховано методом Монте-Карло (4000 реалізацій) [41]. Даних польового моніторингу не використано; параметри сценаріїв є умовними (рис. 2.14, табл. 2.7).

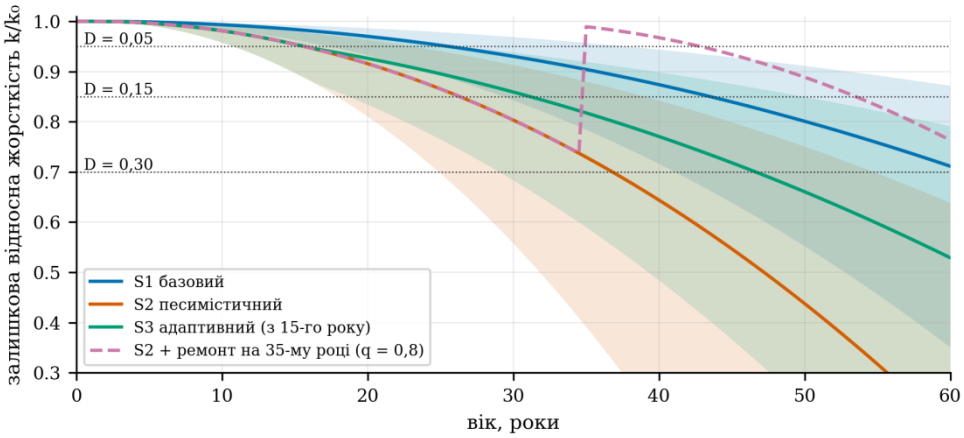



Рис. 2.14. Сценарна динаміка відносної жорсткості поверху для S1–S3 і S2 з ремонтом *(медіана, 90%-й інтервал, 4000 реалізацій; імітаційне моделювання; розроблено автором, додаток В)*

Таблиця 2.7

Медіана ступеня пошкодження D за сценаріями (4000 реалізацій)

| **Сценарій** | **D у віці 10/20/30/40/50/60 років** | **P($T_{cr} \leq 60$)** | **$T_{cr}$: 5 % / 50 % / 95 %, роки** |
|---|---|---|---|
| S1 базовий | 0,007/0,030/0,070/0,126/0,199/0,289 | 0,469 | 41,5 / >60 / >60 |
| S2 песимістичний | 0,019/0,085/0,197/0,356/0,562/0,815 | 0,978 | 25,0 / 37,0 / 55,0 |
| S3 адаптивний | 0,019/0,074/0,141/0,230/0,340/0,471 | 0,823 | 29,5 / 47,0 / >60 |
| S2 з ремонтом (35 р., q = 0,8) | 0,019/0,085/0,197/0,033/0,111/0,237 | 0,397 | 25,0 / >60 / >60 |

Джерело: розраховано автором (імітаційне моделювання, додаток В)

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); вихідною є модель пропорційних ризиків [62]; модифікацію під сценарний підхід виконано автором.

$$P(L_t \leq r) = P(T_{cr} \leq t + r \mid T_{cr} > t) = 1 - \exp(-[\Lambda(t+r) - \Lambda(t)]), \quad \Lambda(t) = \int_0^t h(s)\,ds \qquad (2.14)$$

де: $P(L_t \leq r)$ — ймовірність того, що залишковий ресурс $L_t = T_{cr} - t$ на момент часу t не перевищить значення r, роки; $T_{cr}$ — час досягнення

критичного ступеня пошкодження $D_{cr}$ = 0,30; h(s) — інтенсивність відмов, 1/рік; Λ(t) — кумулятивна інтенсивність, яка для розподілу Вейбулла (2.10) дорівнює $\Lambda(t) = (\lambda t)^k$. Використання саме кумулятивної, а не миттєвої інтенсивності забезпечує коректність моделі: функція неспадна за r, дорівнює нулю при r = 0 і прямує до одиниці при $r \to \infty$, а при $k \geq 1$ вона неспадна також за віком t (при k = 1 не залежить від t), тобто ризик вичерпання ресурсу з віком не може зменшуватися. Для сценарію S2 і горизонту r = 5 років розрахунок за Вейбуллом дає 0,0002; 0,071; 0,204 і 0,299 відповідно при t = 0; 20; 30 і 35 років, тоді як емпіричні частоти за імітаційною вибіркою становлять 0,000; 0,050; 0,266 і 0,364. Для конкретної будівлі з даними обстежень замість безумовного розподілу використовують апостеріорну ймовірність $P(T_{cr} \leq t \mid S_j, Y)$, обчислену за формулою (2.13).

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 шляхом зміни параметра βσ; в її основі лежить концепція ефективного напруження Качанова [63; 64].

$$\sigma_{cr}(t) = \sigma_0\left(1 - \beta_0 D(t)\right), \quad D \in [0;\,1], \quad \beta_0 \in [0;\,1]; \quad k_i = k_0(1 - D_i) \qquad (2.15)$$

де: $\sigma_{cr}$ (t) — критична межа напруження, яку конструкція здатна витримати в момент часу t, МПа; $\sigma_0$ — початкове значення допустимого напруження без ушкоджень, МПа; $\beta_0 \in [0;\,1]$ — безрозмірний коефіцієнт впливу пошкодження на несучу здатність; $D(t) \in [0;\,1]$ — ступінь пошкодження за (2.1), тобто безрозмірна величина, а не інтегральне навантаження. За таких обмежень σcr(t) ∈ [σ0(1 − β0); σ0] ≥ 0 і монотонно спадає зі зростанням D, а при D = 1 і $\beta_0$ = 1 $\sigma_{cr}$ = 0. Жорсткісним аналогом цієї залежності, використаним у скінченно-елементній моделі, є $k_i = k_0(1 - D_i)$, звідки $\theta_i = k_i/k_0 = 1 - D_i$.

Функція сценарної адаптації ресурсу при нестаціонарному навантаженні базується на концепції експоненційного згасання ресурсу, модифікованого сценарними коефіцієнтами. Вона дозволяє моделювати поведінку конструкції під дією нестаціонарного та імпульсного навантаження, з можливістю відновлення через втручання або адаптацію; вихідною є функція надійності з кумулятивною інтенсивністю відмов [56].

$$\Phi_j(t) = \int_0^t \rho_j(s)\,ds - \sum_{t_r \le t} q_r \;\; \Phi_j(t_r^-); \quad D_j(t) = \min\left(1; \left(\frac{\Phi_j(t)}{t_f}\right)^m\right); \quad L_j(t) = T_{cr,j} - t \qquad (2.16)$$

де: $\Phi_j$ (t) — еквівалентний вік конструкції за сценарієм $S_j$, роки; $\rho_j$ (s) — безрозмірна інтенсивність старіння за цим сценарієм ($\rho = 1$ відповідає базовим умовам, $\rho > 1$ — агресивним), її обчислюють за (2.19); $t_r$ — момент ремонтного втручання, роки; $q_r \in [0; 1]$ — частка відновлення еквівалентного віку ($q_r = 0$ — ремонт без ефекту, $q_r = 1$ — повне відновлення); $\Phi_j$ ($t_r$-) — еквівалентний вік безпосередньо перед втручанням; $D_j$ (t) — ступінь пошкодження за (2.1); $L_j$(t) — залишковий ресурс, роки; $T_{cr}$,j — час досягнення $D_{cr} = 0{,}30$ за сценарієм $S_j$. На відміну від монотонно спадної експоненційної моделі, такий запис описує відновлення: для сценарію S2 з $t_f = 110$ років і ремонтом на 35-му році при q = 0,8 ступінь пошкодження знижується з 0,262 безпосередньо перед ремонтом до 0,011 після нього (множник $(1 - q)^m = 0{,}04$). Використано єдиний для розділів 2 і 4 перелік сценаріїв: S1 — базовий, S2 — песимістичний (агресивне середовище), S3 — адаптивний (захисні заходи) [65].

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 дають змогу 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 якісного опису сценарію, для кожної групи деградації зазначено спосіб її відображення в математичній моделі розділу — через інтенсивність старіння $\rho(\tau)$, показник прискорення m, часову затримку $\delta_k$ або стан відповідного фактора $z_{k(t)}$; кількісні параметри сценаріїв S1–S3 наведено в табл. 2.7. 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 та характером

розвитку пошкоджень, із зазначенням способу їх формалізації в моделі, що дозволяє уніфікувати підхід до їх моделювання в межах 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 [5; 6]. Така архітектура формує основу для реалізації інтелектуальної системи підтримки ухвалення рішень у задачах управління технічною безпекою будівель.

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, їхню 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 об’єкт потрапляє в певний момент часу. У сценарному середовищі закладаються ймовірнісні функції переходу між станами, що дозволяє оцінити поточний ризик і траєкторію потенційної деградації.

Таблиця 2.8

Типові сценарії деградації конструкцій та відповідні показники зміни залишкового ресурсу

| **Сценарій деградації** | **Джерело впливу** | **Характер розвитку пошкоджень** | **Відображення в моделі (2.1), (2.16), (2.19), (2.21)** |
|---|---|---|---|
| Атмосферна корозія | Волога, кисень, $CO_2$ | Поступовий, рівномірний | Стала інтенсивність старіння $\rho \approx 1$ (сценарій S1) |
| Втома матеріалу при циклічному навантаженні | Транспортне або технологічне навантаження | Акумулятивний, з критичною точкою | Показник прискорення $m > 1$ у (2.1) |
| Хімічна деградація (карбонізація, сульфатація) | Промислове середовище, гази | Поступовий, прискорений після порогу | Часова затримка $\delta_k$ фактора C у (2.19) |
| Температурна деградація (градієнти, УФ-вплив) | Сонячне випромінювання, перепади температур | Нерівномірний, з осередками руйнування | Стан фактора T у векторі z(t), (2.21) |
| Біологічне ушкодження (грибок, мікроорганізми) | Вологе середовище, низька вентиляція | Локальний, поширюється вглиб | Стан фактора H у векторі z(t), (2.21) |
| Механічне перенавантаження (удари, сейсміка) | Раптові імпульсні навантаження | Раптовий, критичний після перевищення межі | Подія, що описується ймовірністю настання, а не середньорічним темпом |

*(систематизовано автором; кількісні параметри сценаріїв наведено в табл. 2.7 і потребують калібрування за даними обстежень)*

Виявлення критичних точок і 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 і результатів прогнозних моделей. Досягнення порогових значень використовується як тригер для активації сценаріїв реагування, адаптивного оновлення моделей і формування попереджувальних рішень [21].

Для автоматизованої класифікації сценаріїв у сучасних системах моніторингу застосовуються алгоритми кластеризації, нечіткої логіки, методи виявлення аномалій та моделі машинного навчання, здатні адаптуватися до змін у структурі 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 [5; 66; 67]. Використання ансамблевих та explainable AI-моделей дозволяє не лише підвищити точність прогнозування, а й забезпечити інтерпретованість рішень у задачах оцінювання технічних ризиків [68]. Це особливо важливо для систем технічного моніторингу критичної інфраструктури, де інтерпретованість результатів безпосередньо впливає на достовірність ухвалення інженерних рішень.

У процесі впровадження систем технічної діагностики в будівництві особливого значення набуває побудова архітектури цифрового моніторингу, яка акумулює дані з сенсорів, забезпечує їхню сценарну обробку, аналіз і автоматизоване реагування. Система повинна забезпечувати інтеграцію сенсорних даних, сценарного аналізу, прогнозних моделей та алгоритмів штучного інтелекту у межах єдиного інформаційно-аналітичного середовища (рис. 2.15).

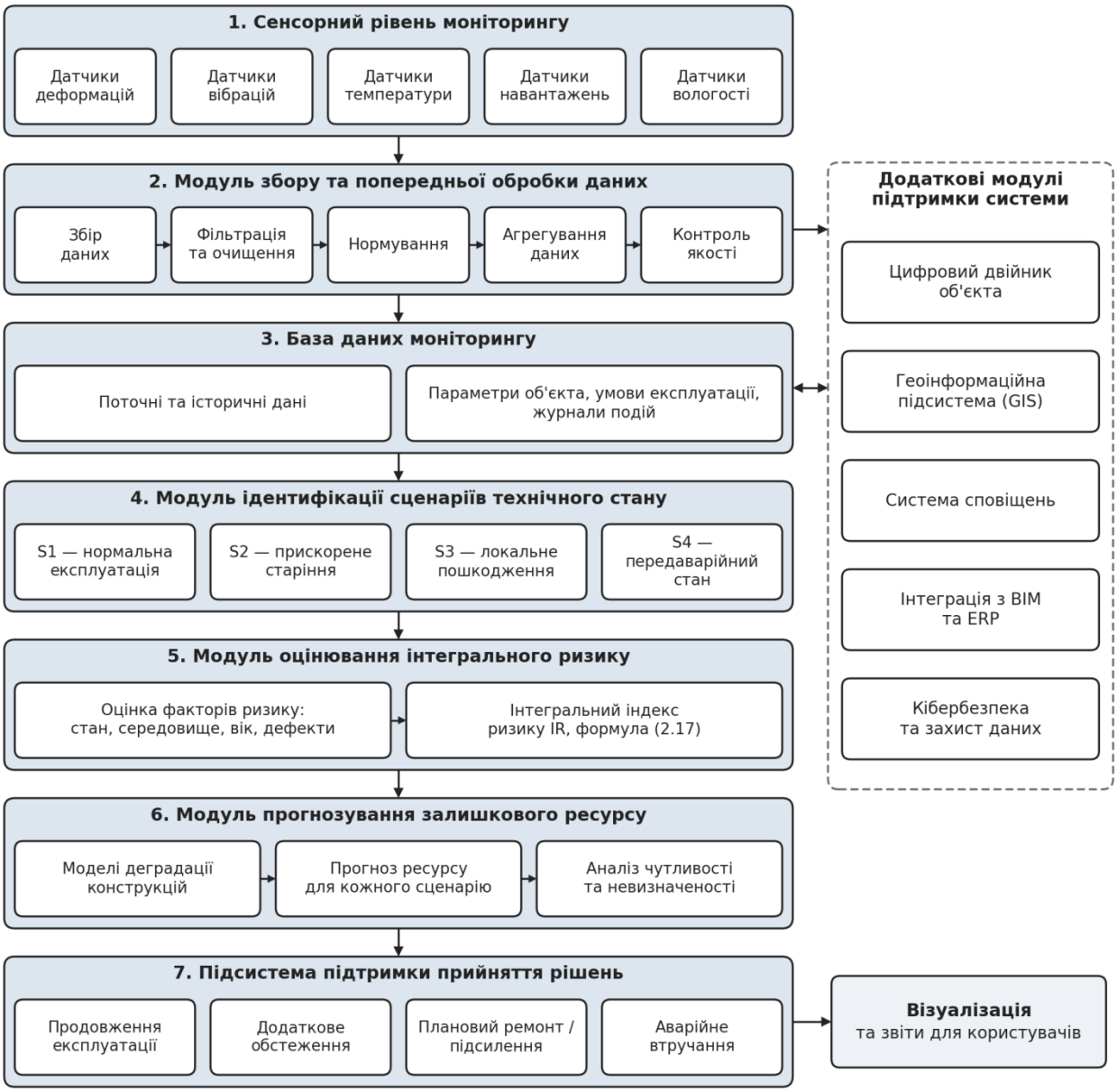



Рис. 2.15. Архітектура системи цифрового моніторингу з ідентифікацією сценаріїв технічного стану будівельних конструкцій *(розроблено автором)*

На рисунку 2.15 представлено логічну архітектуру системи цифрового моніторингу з вбудованими блоками ідентифікації сценаріїв. Схема демонструє, як дані з різних сенсорних вузлів агрегуються, проходять попередню обробку та трансформуються в ознаки, на підставі яких у режимі реального часу активуються сценарні модулі оцінювання, класифікації та ухвалення рішень.

Подальший розвиток сценарного прогнозування пов’язаний із використанням нейромережевих архітектур, здатних аналізувати просторово-

часові залежності у потоках моніторингових даних та адаптивно оновлювати прогнозні оцінки технічного стану конструкцій.

Застосування методів машинного навчання, таких як логістична регресія та глибинні нейронні мережі, відкриває нові можливості для класифікації технічних станів конструкцій, зокрема для виявлення критичних ситуацій, що 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 2.16 наведено структуру комбінованого алгоритму, у якому логістична регресія формує ймовірність критичного стану, що разом із вихідними ознаками подається на вхід нейронної мережі з трьома вихідними нейронами softmax (стабільний, перехідний, аварійний), і саме мережа уточнює клас сценарію, враховуючи складні нелінійні зв’язки між ознаками.

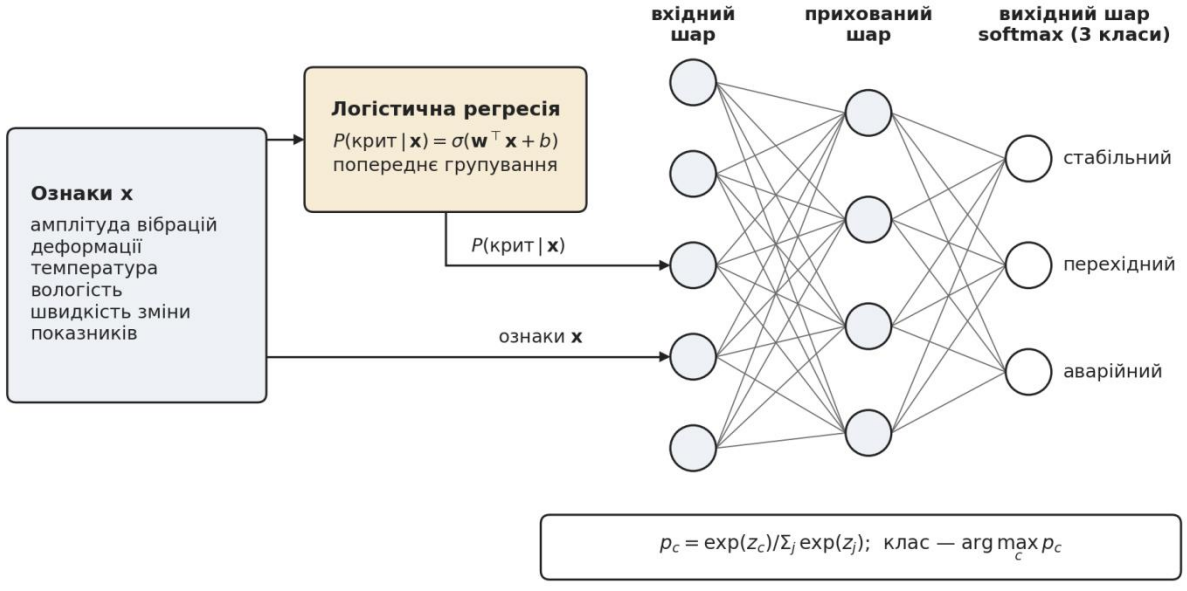



Рис. 2.16. Модель класифікації критичних станів за допомогою логістичної регресії та нейронної мережі *(розроблено автором на основі [69])*

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

На рисунку 2.17 представлено динаміку нормованих індикаторів $r_1$–$r_3$ та інтегрального індексу ризику IR за шість щорічних обстежень у віці конструкції 20–25 років. Кожна крива демонструє зміну відповідного безрозмірного індикатора в часі, з позначенням меж класів технічного стану 0,25; 0,50 і 0,75, після досягнення яких активується сценарій попередження або втручання. Графік є візуальною основою для формування сценарних дерев рішень і побудови алгоритмів цифрової діагностики.

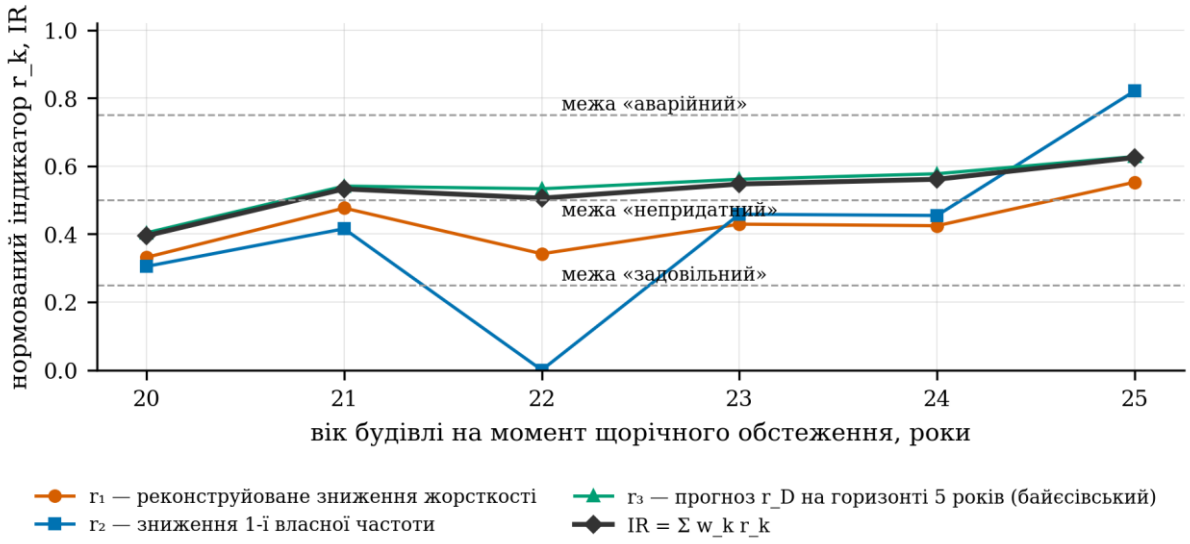



Рис. 2.17. Динаміка нормованих індикаторів $r_1$–$r_3$ та IR за шість щорічних обстежень із межами класів 0,25/0,50/0,75 *(модельний приклад, синтетичні дані; розроблено автором, додаток В)*

Перед згорткою різнорідні показники зводять до єдиної безрозмірної шкали: нормований індикатор $r_k$ (2.17) набуває значень у межах [0; 1], де 0 відповідає нормативному, а 1 — критичному значенню показника. Обчислений

за ними інтегральний індекс ризику (2.24) дозволяє динамічно коригувати внесок кожного параметра відповідно до активного сценарію — наприклад, підвищений коефіцієнт для вібрації під час сейсмічної активності або для вологи в умовах затоплення; за формою функція є адитивною зваженою згорткою [38]; сценарні ваги задаються автором.

$$r_k(t) = \min\left(1;\ \max\left(0;\ \frac{x_k(t) - x_k^{\text{норм}}}{x_k^{\text{крит}} - x_k^{\text{норм}}}\right)\right) \qquad (2.17)$$

де: $r_{k(t)} \in [0; 1]$ — нормований індикатор k-го показника на момент часу t; $x_{k(t)}$ — поточне значення k-го індикатора (напруження, вібрація, деформація, власна частота, реконструйований ступінь пошкодження); $x_k^{\text{крит}}$ — нормативне значення показника, якому відповідає $r_k = 0$; $x_k^{\text{крит}}$ — критичне значення, якому відповідає $r_k = 1$; за критичне прийнято значення показника на межі класу «аварійний», тобто при D = 0,30, що встановлює кількісний зв'язок нормування з граничним станом. Для спадних індикаторів (власна частота, жорсткість) виконується $x_k^{\text{крит}} < x_k^{\text{крит}}$, і формула працює без змін. Для самого ступеня пошкодження використано кусково-лінійне нормування, за яким значенням D = 0,05; 0,15 і 0,30 відповідають $r_D$ = 0,25; 0,50 і 0,75, узгоджені з межами класів (табл. 4.11).

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, з урахуванням сценарної обґрунтованості кожної траєкторії (авторський показник, що ґрунтується на формулі повної ймовірності [70]).

$$\text{SBPI}(t) = \sum_{j=1}^{m} \pi_j \ P\left(T_{cr} \le t \mid S_j, Y\right), \quad \sum_{j=1}^{m} \pi_j = 1 \qquad (2.18)$$

де: $\text{SBPI}(t) \in [0; 1]$ — інтегрований індекс імовірності досягнення критичного стану до моменту часу t; $P(T_{cr} \le t \mid S_j, Y)$ — умовна ймовірність досягнення критичного стану за сценарієм $S_j$ з урахуванням даних спостережень Y, обчислена за (2.14); $\pi_j = p(S_j \mid Y)$ — апостеріорна ймовірність сценарію, отримана за (2.13), $\Sigma\pi_j = 1$; m — кількість сценаріїв. Оскільки сценарії взаємовиключні й утворюють повну групу, застосовано саме формулу повної ймовірності, а не добуток $(1 - P_j)$, який передбачав би незалежність.

Запис задовольняє потрібні властивості: SBPI ∈ [0; 1], він неспадний за t, при однакових $P_j$ = 0,4 для всіх сценаріїв дає 0,4, а при рівних вагах і P = (0,3; 0,2; 0,1) — 0,20 (попередній запис давав −1,4, тобто не був імовірністю). Для модельного прикладу у віці 25 років SBPI становить 0,003 на горизонті 5 років і 0,570 на горизонті 10 років (табл. 2.6).

Функція багатофакторного впливу з розрахунком часових затримок у деградації дозволяє точно змоделювати не лише миттєвий, а й накопичений ефект впливу середовища з урахуванням того, що наслідки деяких впливів (наприклад, корозії або температурних градієнтів) проявляються із запізненням. Підхід критично важливий для сценарного прогнозування, де важливо не лише те, що відбувається зараз, а й те, які попередні умови експлуатації слід залишили; формалізація спирається на модель розподіленого лагу [71].

$$\Phi(t) = \int_0^t \rho\,(\tau)\,d\tau, \quad \rho(\tau) = \frac{\sum_{k=1}^{p} a_k z_k(\tau-\delta_k)}{\sum_{k=1}^{p} a_k z_k^{\text{баз}}}, \quad z_k(\tau) = 0 \text{ при } \tau < 0 \qquad (2.19)$$

де: Φ(t) — еквівалентний вік конструкції до моменту часу t, роки (цю величину раніше позначали D(t), що суперечило означенню ступеня пошкодження); ρ(τ) — безрозмірна інтенсивність старіння, нормована так, що за базових умов ρ = 1; $z_k$ (τ) ∈ [0; 1] — стан k-го фактора впливу (вологість H, температура T, хімічна дія C, вібрація V) у момент часу τ; $a_k \geq 0$ — коефіцієнт впливу k-го фактора; $\delta_k$ — часова затримка (лаг) впливу фактора k, роки; $z_k^{\text{баз}}$ — базовий рівень фактора; p — кількість зовнішніх чинників. Умова $z_k(\tau) = 0$ для τ < 0 означає, що функції на початку періоду спостереження. Для розрахунків прийнято a = (0,25; 0,10; 0,45; 0,20) і δ = (0,5; 0; 2,0; 0) року; для сценарію S2 у віці 40 років чисельне інтегрування дає Φ = 65,40 року проти аналітичного значення 65,23 року (розбіжність 0,26%, зумовлена апроксимацією трапеціями на стрибках з кроком 0,25 року).

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 прогнозної діагностики, здатних забезпечувати раннє виявлення критичних станів, оцінювання ризиків і підтримку ухвалення рішень у реальному часі. Сценарні функції (2.16), (2.19) та показник SBPI (2.18) використано як джерела вхідних сценарних ознак моделі CNN-LSTM-Risk (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, закладених 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 до її виходу за межі проєктних 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 [72].

У класичних підходах до аналізу надійності широко застосовуються методи дерева відмов (Fault Tree Analysis) [73] та аналізу видів і наслідків відмов (Failure Mode and Effects Analysis, FMEA) [74], які дозволяють ідентифікувати критичні елементи системи та можливі сценарії розвитку ризиків. Проте їхнім недоліком є припущення про незалежність подій і фіксованість параметрів, що обмежує їхнє 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 ухвалення рішень. Цілісний запис моделі у вигляді системи співвідношень (крок 1)–(крок 10) із зазначенням входу, послідовності обчислень і вихідних показників, а також числовий приклад її застосування наведено в п. 2.3.1.

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 отже кожному стану системи можна зіставити єдиний вихід. Дозволяє точно прорахувати граничні стани, коли напруження 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 [4; 11].

Натомість стохастичні моделі ризиків враховують ймовірнісну природу зовнішніх впливів, помилок вимірювання та недосконалість інформації про поточний стан об'єкта чи 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 баєсові мережі [41; 56; 75]. Стохастичний підхід дозволяє не лише описати ймовірність відмови, а й побудувати сценарії розвитку критичних ситуацій у часі, оцінити ризик за невизначених початкових умов та сформувати 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 і перехід до мультифакторного аналізу, де кожен фактор розглядається як потенційне джерело ризику, що взаємодіє з іншими факторами в просторі та часі. У межах цього підходу прийнято виокремлювати технічні, організаційні, людські та екологічні чинники. 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, а також наявністю планів дій у разі аварійних ситуацій [76]. У мультифакторних моделях ризику людський фактор розглядається як стохастичний параметр, що впливає на зміну експлуатаційних сценаріїв і 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, а й визначити їхню пріоритетність у системі управління надійністю. Підхід передбачає використання багатовимірного статистичного аналізу, 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 точніше прогнозування й ідентифікацію 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 [77; 78].

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:

$$G = (V, E, W) \tag{2.20}$$

де V — множина факторів ризику, E — множина зв’язків між факторами, а W — матриця вагових коефіцієнтів впливу, елемент W[k, l] якої задає внесок стану фактора l у стан фактора k. Для розрахунків використано чотири узагальнені фактори: вологість H, температура T, хімічна дія C і вібрація V. Ненульовими прийнято лише зв’язки, підтверджені фізичним механізмом: W[C, T] = 0,30 (опосередкований вплив температури на швидкість корозійних процесів) і W[C, H] = 0,40 (прямий вплив вологості); решта елементів дорівнює нулю, тому спектральний радіус матриці W також нуль, що гарантує обмеженість станів і відсутність самопідсилення. Такий підхід дозволяє враховувати нелінійні залежності між експлуатаційними, фізичними, організаційними та зовнішніми параметрами у межах єдиного інформаційно-аналітичного середовища моніторингу (табл. 2.9).

Таблиця 2.9

Характери впливу факторів технічного стану

| **Фактор ризику** | **Впливає на** | **Тип впливу** | **Формалізація в моделі (2.19), (2.21)** |
|---|---|---|---|
| Вібраційні навантаження (V) | Втома матеріалу | Прямий | Коефіцієнт впливу $a_V = 0,20$ у (2.19) |
| Температурні коливання (T) | Корозійні процеси | Опосередкований | $W[C, T] = 0,30$; $a_T = 0,10$ |
| Підвищена вологість (H) | Швидкість деградації конструкцій | Прямий | $W[C, H] = 0,40$; $a_H = 0,25$ |
| Людський фактор | Перевантаження конструкцій | Сценарний | Задається зовнішнім впливом $u_{j(t)}$ сценарію $S_j$ |
| Нерівномірне навантаження | Деформації та тріщиноутворення | Прямий | Задається зовнішнім впливом $u_{j(t)}$ |
| Сейсмічні впливи | Динамічна нестійкість системи | Прямий (імпульсний) | Задається імпульсною складовою $u_{j(t)}$ |
| Корозійні процеси (C) | Зниження несучої здатності | Кумулятивний | Коефіцієнт впливу $a_C = 0,45$ у (2.19), лаг $\delta_C = 2,0$ року |

Для практичної реалізації багатофакторної 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 .

Для формалізації поширення ризику використовується модель переходу станів:

$$z(t+1) = \min\Big(1;\ \max\Big(0;\ Wz(t) + u_j(t)\Big)\Big) \qquad (2.21)$$

де $z(t) \in [0;\ 1]^n$ — вектор станів факторів ризику в момент часу t (позначення z використано замість S, яке в розділі закріплено за сценаріями); W — матриця взаємодії факторів, задана в Р467; $u_j(t)$ — вектор зовнішніх впливів, що задається обраним сценарієм $S_j$; операції min і max забезпечують належність станів відрізку [0; 1] після кожного кроку. Для сценарію S1 при u = (0,5; 0,5; 0,2; 0,3) усталений стан становить z = (0,50; 0,50; 0,55; 0,30), чому за (2.19) відповідає інтенсивність старіння ρ = 1,000; для сценарію S2 при u = (0,9; 0,7; 0,4; 0,4) — z = (0,90; 0,70; 0,97; 0,40) і ρ = 1,682; для адаптивного сценарію S3, у якому після 15-го року діють захисні заходи й u = (0,5; 0,7; 0,2; 0,4), — ρ = 1,139. Саме через ρ стани факторів входять в еквівалентний вік (2.19) і далі у ступінь пошкодження (2.1), що робить модель поширення ризику відтворюваною й перевірною.

Математична модель ймовірності відмови в мультифакторному середовищі використовується для оцінки ймовірності виникнення відмови технічної системи в умовах, коли одночасно діють кілька впливових факторів. У моделі враховуються як зовнішні (температурні, вібраційні, хімічні), так і внутрішні (знос, залишковий ресурс) параметри, що впливають на загальний ризик [56].

$$P_f(t) = 1 - \exp\Big(-\sum_{i=1}^{n} \Lambda_i(t)\Big), \quad \Lambda_i(t) = \int_0^t \lambda_i(s)\, ds \qquad (2.22)$$

де: $P_f(t)$ — імовірність відмови системи протягом часу t; $\lambda_i(s)$ — інтенсивність і-го механізму відмови, 1/рік; $\Lambda_i$ (t) — відповідна кумулятивна

інтенсивність; n — кількість врахованих механізмів. Запис відповідає моделі конкуруючих ризиків і ґрунтується на припущенні незалежності причин відмови, за якого $P_f = 1 - \Pi_i (1 - P_i)$; обидва вирази узгоджені між собою: при $\Lambda = (0{,}05; 0{,}12; 0{,}30)$ вони дають однакове значення 0,375. Припущення про незалежність слід перевіряти окремо, оскільки для деградаційних механізмів воно не завжди виконується.

Функція логістичної класифікації ризиків за результатами моніторингу дозволяє класифікувати ризикові стани технічної системи на основі вхідних параметрів, що надходять із систем моніторингу. Застосовується для побудови моделей двійкової класифікації: критичний стан / нормальний стан [69; 79].

$$P_{crit}(t) = \frac{1}{1+\exp(-Z(t))}, \quad Z(t) = a_0 + \sum_{j=1}^{m} a_j r_j(t) \tag{2.23}$$

де: $P_{crit}$ (t) — ймовірність того, що об’єкт перебуває у критичному ризиковому стані в момент часу t; $Z$(t) — лінійна функція рішення, що збігається з (2.29); $a_0$ — вільний член; $a_j$ — коефіцієнти впливу; $r_j$ (t) ∈ [0; 1] — нормовані за (2.17) моніторингові індикатори, завдяки чому коефіцієнти $a_j$ стають порівнянними між собою; m — кількість індикаторів. Коефіцієнти оцінюють методом максимальної правдоподібності [79].

Інтегральний індекс ризику експлуатації з ваговими коефіцієнтами впливу застосовується для обчислення зведеного інтегрального ризику технічного об'єкта, з урахуванням ваги кожного з ключових факторів впливу. Дозволяє порівнювати рівні ризику між різними об’єктами або сценаріями експлуатації; за формою індекс є адитивною зваженою згорткою [38].

$$IR(t) = \sum_{k=1}^{p} w_k r_k(t), \quad w_k \geq 0, \quad \sum_{k=1}^{p} w_k = 1 \tag{2.24}$$

де: IR(t) ∈ [0; 1] — інтегральний індекс ризику; $w_k$ — ваговий коефіцієнт k-го фактора, $w_k \geq 0$, $\Sigma w_k = 1$; $r_k$ (t) ∈ [0; 1] — нормований за (2.17) індикатор; p — кількість факторів. Умови невід’ємності та нормування ваг забезпечують IR(0) = 0, IR(1) = 1 і монотонність за кожним індикатором, завдяки чому індекс порівнянний між об’єктами з різною кількістю контрольованих факторів, а межі класів 0,25/0,50/0,75 (табл. 4.11) мають однаковий зміст. Ваги визначають адаптивно за (2.26) з проєкцією на симплекс; для модельного прикладу

отримано w = (0,091; 0,019; 0,890) за середнього рівня шуму і (0,215; 0,034; 0,750) за високого рівня шуму.

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

$$X(t) = \left(x_1(t),\, x_2(t),\, \ldots,\, x_n(t)\right)^{\mathrm{T}} \tag{2.25}$$

де $x_i(t)$ — значення і-го сенсорного або аналітичного параметра у момент часу t. Така форма представлення забезпечує можливість інтеграції різнорідних 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 ухвалення рішень та автоматизованого реагування у цифровому середовищі моніторингу.

На рисунку 2.18 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 багатофакторної моделі є інтеграція стохастичної адаптації, сценарного аналізу, часової динаміки ризиків і механізмів самонавчання в 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.

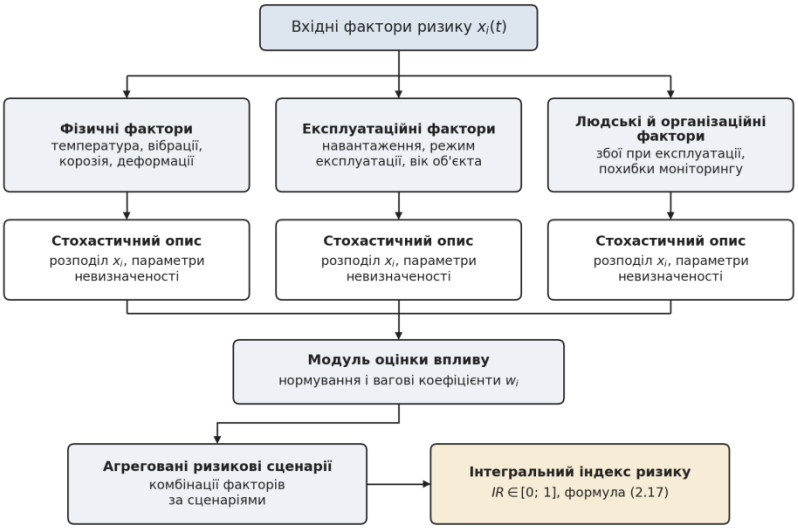



Рис. 2.18. Концептуальна структура факторної моделі ризику з урахуванням стохастичних впливів *(розроблено автором)*

Інформаційні потоки, 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 2.19 відображено альтернативну концептуальну структуру факторної моделі ризику з урахуванням стохастичних впливів, побудовану з фокусом на часову динаміку ризику.




Рис. 2.19. Альтернативна концептуальна структура факторної моделі ризику з урахуванням стохастичних впливів *(розроблено автором з використанням методу Монте-Карло за [41])*

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.

На рисунку 2.20 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 фази стабільності інтегральний індекс ризику, обмежений за побудовою відрізком [0; 1], поступово наростає під впливом постійних і стохастичних факторів, досягаючи порогу 0,75, після якого траєкторії розгалужуються залежно від сценарію. Кількісно випереджальну здатність показника оцінено на 60 імітованих життєвих циклах: усі 30 траєкторій, які досягли критичного ступеня пошкодження D = 0,30 до 50-го року, дали сигнал IR ≥ 0,75 заздалегідь, а медіана часу випередження склала 3,25 року (межі 10–90% — від 1,25 до 6,0 року, 33 сигнали); за високого рівня шуму медіана випередження зменшується до 2,5 року, а частка випереджальних сигналів — до 84 %. Підхід дозволяє виявити часові вікна підвищеного ризику та оцінити швидкість його наростання залежно від 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.

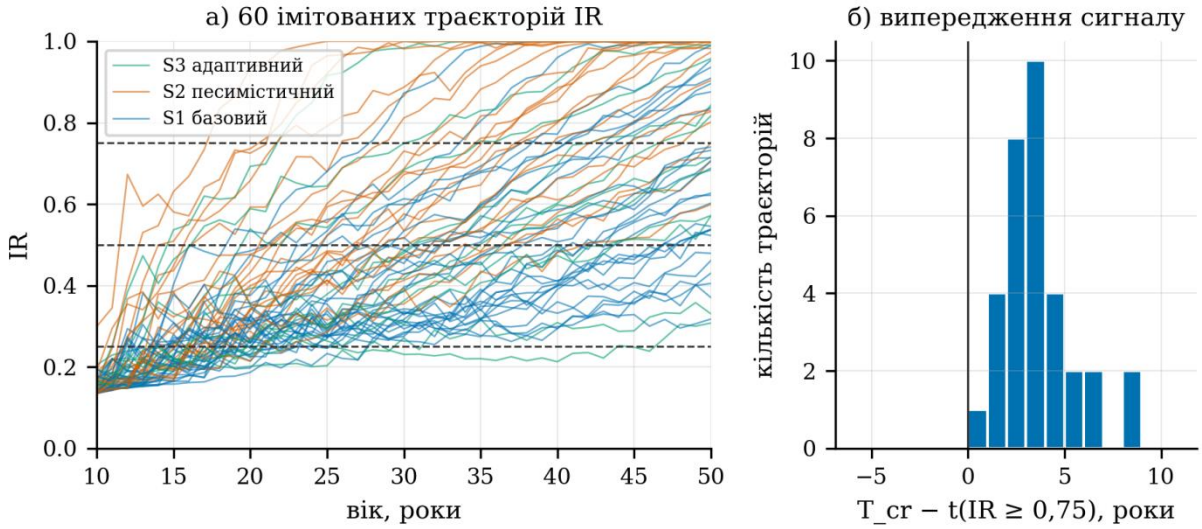



Рис. 2.20. Імітовані траєкторії інтегрального індексу ризику для 60 життєвих циклів за сценаріями S1–S3 (а) та час випередження сигналу IR ≥ 0,75 відносно досягнення D = 0,30 (б) *(розроблено автором; спостереження змодельовано сурогатом $N(D + b_D, \sigma_{D^2})$, додаток В)*

На рисунку 2.21 наведено порівняння точності прогнозування ризику за класичною та новою моделями (ROC-крива). ROC-крива відображає співвідношення між ймовірністю виявлення ризикового стану (чутливістю) та ймовірністю хибної тривоги (1 – специфічність) для різних порогів спрацювання моделі. Площа під кривою (AUC) є узагальненим показником якості моделі: чим ближче крива до верхнього лівого кута, тим вища точність. Криві побудовано на синтетичній тестовій вибірці обсягом n = 500 (порядок її формування описано в п. 2.3.1). Запропонована модель має вищу площу під кривою, ніж класичний частотний критерій: AUC = 0,997 [0,993; 0,998] проти 0,869 [0,818; 0,916] за середнього рівня шуму і 0,991 [0,984; 0,995] проти 0,829 [0,770; 0,880] за високого (табл. 2.11). Це свідчить про кращу здатність моделі розрізняти безпечні та ризиковані стани на використаних синтетичних даних; оскільки експеримент є імітаційним і структура даних близька до структури прогностичної моделі, отримані значення характеризують внутрішню узгодженість моделі, а висновок про доцільність її впровадження потребує перевірки на натурних даних.

У роботі запропоновано цифрове ядро оцінювання ризиків — інтегроване інформаційно-аналітичне середовище для збору, синхронізації, обробки та інтелектуального аналізу потоків моніторингових даних у реальному часі. Архітектура ядра включає модулі збору сенсорних даних, підсистеми попередньої обробки, аналітичні блоки оцінювання ризиків, прогнозні моделі та механізми підтримки ухвалення рішень. Особливістю підходу є адаптивне оновлення параметрів ризику та самонавчання моделей на основі нових даних моніторингу; архітектуру ядра й склад його модулів запропоновано автором.

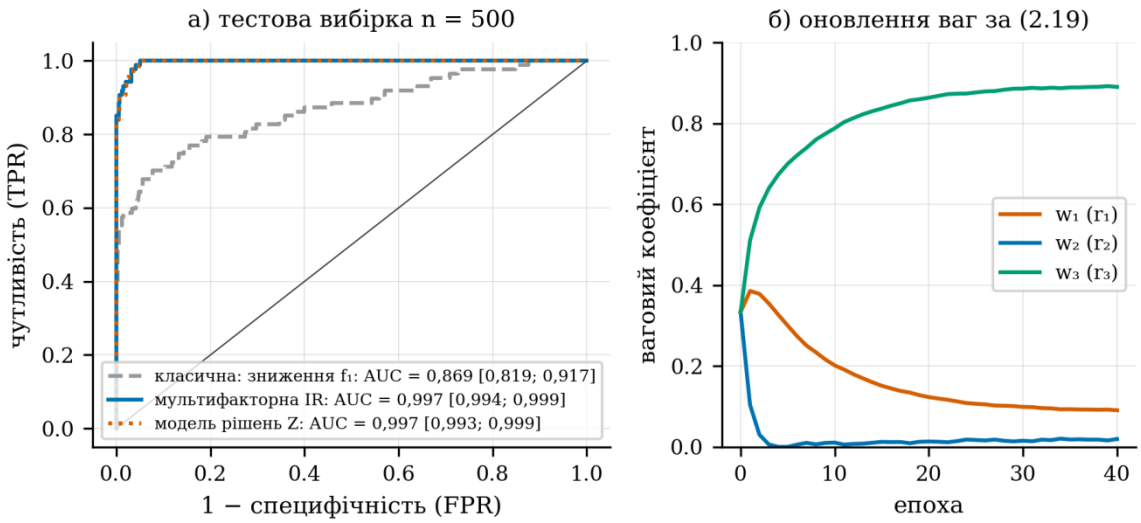



Рис. 2.21. ROC-криві прогнозування події $D(t + 5) \geq 0{,}30$ на синтетичній тестовій вибірці ($n = 500$): частотний критерій, інтегральний індекс ризику IR і функція рішення Z (а); оновлення вагових коефіцієнтів за (2.26) (б) *(розроблено автором; імітаційне моделювання, додаток В; побудова ROC-кривої — за [80])*

Адаптивне оновлення вагових коефіцієнтів факторів ризику здійснюється на основі аналізу нових потоків моніторингових даних, результатів попередніх прогнозів та фактичних експлуатаційних подій. За аналогією з дельта-правилом Уідроу–Гоффа [81] процедуру оновлення параметрів у загальному вигляді можна подати як:

$$w(t+1) = P_{\Delta}(w(t) - \eta \nabla L_t), \quad L_t = (y_t - w^{\mathrm{T}} r)^2, \quad \nabla L_t = -2\,(y_t - w^{\mathrm{T}} r)\, r \tag{2.26}$$

де: w(t) — вектор вагових коефіцієнтів факторів ризику на кроці t; η — крок навчання (прийнято η = 0,02); $L_t$ — квадратична функція втрат, що зіставляє поточне значення індексу ризику $w^{\mathrm{T}}r$ з фактичним результатом $y_t = r_D(D(t + 5))$, тобто з нормованим ступенем пошкодження, який фактично спостерігали через п’ять років; $\nabla L_t$ — градієнт функції втрат за вагами; r — вектор нормованих індикаторів за (2.17); $P_{\Delta}$ — оператор проєкції на симплекс, тобто на множину $\{w: w_k \geq 0, \Sigma w_k = 1\}$ [82]. Проєкція виконується після кожного кроку, тому умови (2.24) зберігаються, ваги не стають від’ємними, а індекс ризику залишається в межах [0; 1]. Запропонований механізм забезпечує динамічне коригування структури ризику залежно від зміни експлуатаційних умов і 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, коригування 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 (рис. 2.22).

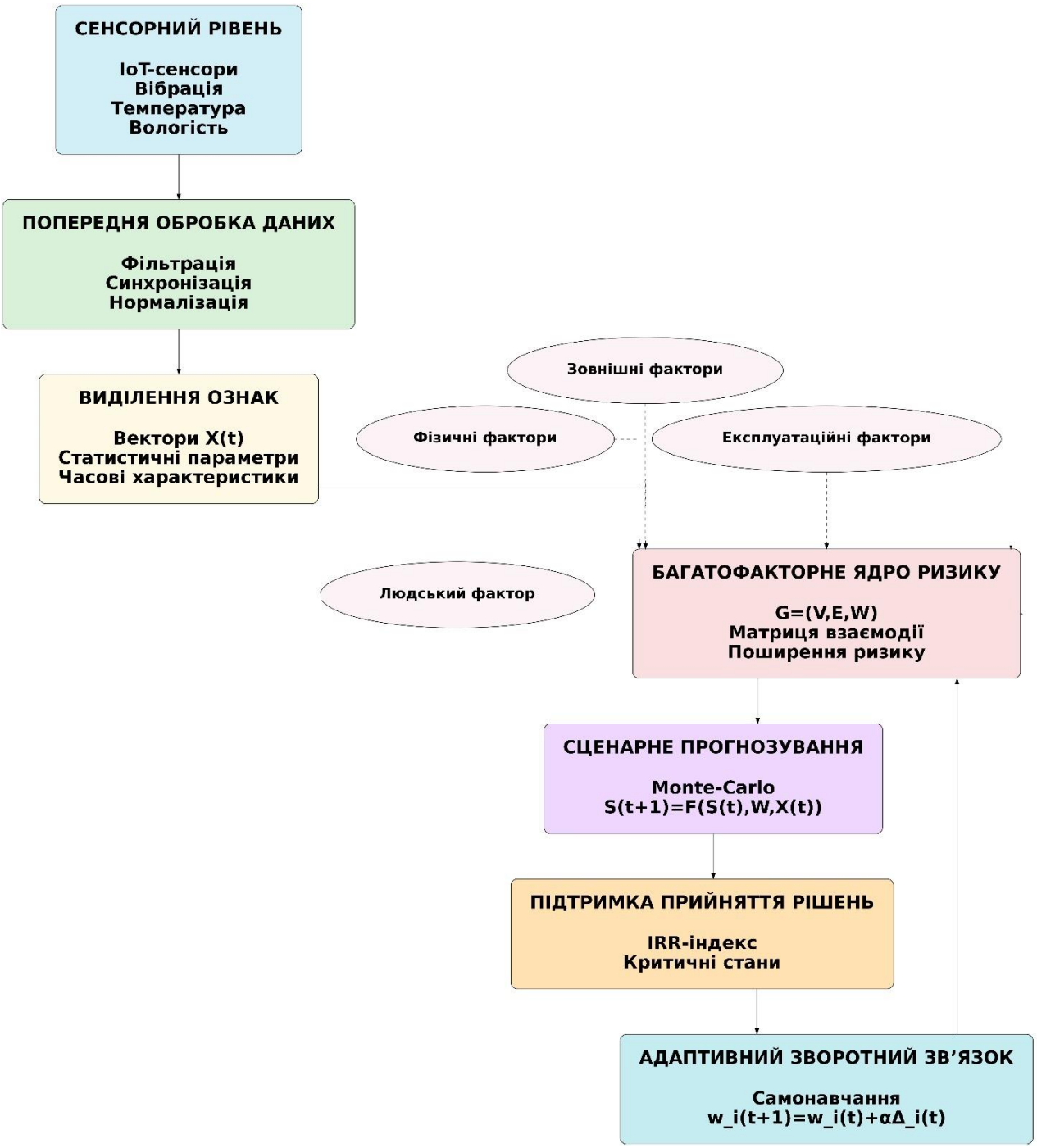



Рис. 2.22. Концептуальна ієрархія адаптивної багатофакторної моделі інтелектуального моніторингу технічної стійкості будівельних конструкцій *(розроблено автором)*

Формування цифрового ядра неможливе без чіткої ідентифікації індикаторів, що лягають в основу моделі оцінювання ризиків. Визначення індикаторів здійснюється шляхом аналітичного відбору параметрів, що демонструють високу чутливість до змін 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 дані з високим рівнем прогностичної сили. Для цього застосовуються методи головних компонентів, 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 і формування управлінських рішень.

На етапі попередньої обробки виконуються усунення шумів, компенсація пропущених значень і 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 за інтегральним індексом ризику з межами 0,25/0,50/0,75, яким відповідають чотири категорії технічного стану: нормальний, задовільний, непридатний до нормальної експлуатації, аварійний;

– 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 (табл. 2.10).

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, прогнозної діагностики та підтримки ухвалення рішень у межах єдиного інформаційно-аналітичного середовища.

Таблиця 2.10

Основні вихідні параметри моделі, їх функціональне призначення та критерії інтерпретації у межах цифрового середовища моніторингу

| **Показник** | **Позначення** | **Формула** | **Функціональне призначення** | **Інтерпретація** |
|---|---|---|---|---|
| Інтегральний індекс ризику | IR | (2.24), (крок 8) | Узагальнене оцінювання технічного ризику | IR ∈ [0; 1]; межі класів 0,25/0,50/0,75 |
| Індекс ризику реагування | IRR | (2.27), (крок 9) | Оцінювання невідкладності втручання | IRR ∈ [0; IR]; ≥ 0,50 — негайне реагування, 0,25–0,50 — позапланове обстеження |
| Прогнозований час досягнення критичного стану | $T_{cr}$ | (2.14), (крок 7) | Прогноз залишкового ресурсу $L = T_{cr} - t$ | Роки; подається медіаною та 90%-м інтервалом |
| Сценарний профіль деградації | $SP_d$ | (крок 2), (крок 3) з вагами $\pi_j$ за (2.13) | Прогноз траєкторії розвитку пошкодження | Траєкторії $D_j(t)$ для сценаріїв S1–S3 |
| Клас технічного стану | $C_{ts}$ | класифікація за IR (табл. 4.11) | Класифікація стану об’єкта | Нормальний, задовільний, непридатний до нормальної експлуатації, аварійний |
| Рівень достовірності прогнозу | $P_{conf}$ | AUC, чутливість, специфічність (табл. 2.11) | Оцінювання якості класифікації | AUC 0,997 за середнього і 0,991 за високого рівня шуму |

Оцінювання результатів моделі здійснюється у межах адаптивного інформаційно-аналітичного контуру шляхом порівняння прогнозованих і фактичних сценаріїв зміни технічного стану. У процесі експлуатації система безперервно уточнює вагові коефіцієнти факторів ризику, параметри деградаційних моделей та граничні пороги спрацювання, що забезпечує підвищення точності прогнозування й 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 ухвалення 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 ухвалення рішень та автоматизованого управління експлуатаційною безпекою будівель.

Валідацію мультифакторної моделі ризику в цій роботі виконано на синтетичній вибірці, згенерованій фізичною моделлю будівлі, оскільки натурних історичних даних моніторингу не було; порядок формування вибірки, метрики та результати наведено в п. 2.3.1 і табл. 2.11. Для оцінювання якості використано площу під ROC-кривою (AUC), чутливість, специфічність і F1-міру [80; 83], а стійкість моделі перевірено зміною рівня шуму вимірювань (середнього і високого) та складу даних (кількість датчиків і форм, табл. 2.5). Валідація на натурних даних експлуатації залишається необхідним наступним етапом.

Особливістю запропонованої ICS-моделі є реалізація контуру адаптивного зворотного зв'язку між сенсорним рівнем, нейромережевим ядром і середовищем Digital Twin. 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 та 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 мультиагентні системи. Модель проходить через серію штучно згенерованих сценаріїв, кожен з яких відображає певний тип експлуатаційної аномалії — перевантаження,

техногенний вплив, системну помилку, людське втручання або зовнішній вплив. На кожному сценарії фіксується відповідь моделі — як вона оцінює рівень ризику, наскільки швидко змінюється індекс, як формуються рекомендації щодо 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 забезпечувати безпечну роботу системи в змінних умовах). Позитивний результат сценарного тестування дає підстави для переходу до інтеграції моделі в операційне середовище з подальшим розгортанням систем управління технічними ризиками в реальному часі. 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.

Індекс ризику реагування IRR (2.27) формується в цифровому модулі управління на основі зіставлення поточного рівня інтегрального ризику та часового резерву, доступного для реагування. Індекс IRR відображає критичність ситуації з точки зору негайності втручання та масштабу потенційних наслідків (авторський показник).

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.

$$IRR(t) = IR(t) \cdot \min\left(1;\ \frac{\tau_{ref}}{T_r}\right), \quad T_r = q_{0,05}(T_{cr}) - t \qquad (2.27)$$

де: IRR(t) — індекс ризику реагування; IR(t) — інтегральний індекс ризику за (2.24); $T_r$ — часовий резерв до досягнення критичного стану, роки, обчислений як 5%-й квантиль апостеріорного розподілу часу $T_{cr}$ за (2.13), (2.14) за вирахуванням поточного віку, тобто консервативна нижня оцінка

залишкового ресурсу L; $\tau_{ref}$ — нормативний час реагування, роки (прийнято $\tau_{ref}$ = 2 роки). Такий запис усуває подвійне врахування швидкості зміни ризику, яка в попередній редакції входила і безпосередньо, і через $T_r$, а також робить показник безрозмірним: IRR ∈ [0; IR]; він не зростає зі зростанням $T_r$ і не набуває від'ємних значень. Для IR = 0,6 отримуємо IRR = 0,15 для $T_r$ = 8 років, 0,60 для $T_r$ = 1 рік і 0,60 для $T_r$ = 0 (значення обмежене зверху величиною IR, тобто стрибка на кілька порядків, властивого попередньому запису, не виникає).

Показник IRR використовується як тригер для автоматизованого запуску сценаріїв реагування у системах підтримки ухвалення рішень; прийнято такі пороги: IRR ≥ 0,50 — негайне реагування, 0,25 ≤ IRR < 0,50 — позапланове обстеження протягом часу $\tau_{ref}$, IRR < 0,25 — плановий моніторинг. Для модельного прикладу у віці 25 років IRR = 0,193, тобто позапланового втручання не потрібно (табл. 2.6). У режимі реального часу обчислення інтегральних індикаторів ризику здійснюється у межах ковзного часово́го 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.

Для кількісної оцінки ефективності впровадження моделі управління ризиками в динаміці експлуатації запропоновано показник ефекту Edyn. Він поєднує приріст надійності (зниження середнього інтегрального індексу

ризику) і зменшення кількості інцидентів порівняно з базовим періодом, що дає змогу виміряти вплив цифрового модуля на практичні результати:

$$E_{dyn} = a\,\frac{\bar{R}_{\text{до}} - \bar{R}_{\text{після}}}{\bar{R}_{\text{до}}} + (1-a)\,\frac{N_{\text{до}} - N_{\text{після}}}{N_{\text{до}}}, \quad a \in [0;\,1] \qquad (2.28)$$

де: $E_{dyn} \leq 1$ — інтегральний ефект моделі в динаміці; $\bar{R}_{\text{до}}$ і $\bar{R}_{\text{після}}$ — середні значення інтегрального індексу ризику по парку об'єктів відповідно у базовому та порівняльному періодах; $N_{\text{до}}$ і $N_{\text{після}}$ — кількість інцидентів (переходів в аварійний стан) у тих самих періодах; $a \in [0;\,1]$ — коефіцієнт відносної значущості складових. Нормування кожної складової на власну базову величину робить доданки безрозмірними й порівнянними, чого не забезпечував попередній запис: при a = 0,5 зниження середнього ризику з 0,5 до 0,3 разом зі зменшенням кількості інцидентів з 10 до 5 дає $E_{dyn}$ = 0,45, а за незмінного ризику — 0,25, тобто показник реагує на обидві складові. Імітація парку з 3000 будівель протягом 60 років (q = 0,8) дала для політики А (обстеження кожні 10 років) N = 140 інцидентів за $\bar{R}$ = 0,245 і 4000 втручань, а для політики Б (щорічний моніторинг із $\sigma_D$ = 0,033) — N = 0 за $\bar{R}$ = 0,184 і 5184 втручаннях, звідки $E_{dyn}$ = 0,625 за на 30% більшій кількості втручань.

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

Модель формалізації ухвалення рішень на основі мультиіндикаторного аналізу (2.29) слугує основою для формування управлінських рішень. Рішення формується як лінійна комбінація вагових індикаторів, які оцінюють стан об'єкта з різних сторін — технічної, організаційної, ресурсної та ризикової; за формою модель є лінійною зваженою згорткою нормованих індикаторів [38].

$$Z = a_0 + \sum_{i=1}^{n} a_i\, r_i, \quad r_i \in [0;\,1]; \quad \text{втручання, якщо } Z \geq Z^* = \ln(C_{FP}/C_{FN}) \qquad (2.29)$$

де: Z — значення функції рішення (символ Z використано замість D, закріпленого за ступенем пошкодження); $r_i \in [0;\,1]$ — нормований за (2.17) і-й індикатор, завдяки чому коефіцієнти стають порівнянними; $a_i$ — ваговий коефіцієнт впливу і-го індикатора; $a_0$ — вільний член (символ β звільнено,

оскільки його вже вжито в (2.15) і (2.23)); n — кількість індикаторів. Коефіцієнти $a_i$ та $a_0$ оцінюють за допомогою логістичної регресії [79], оскільки Z є лінійною частиною моделі (2.23). Правило рішення задано порогом $Z^* = \ln(C_{FP}/C_{FN})$, де $C_{FP}$ і $C_{FN}$ — умовні вартості хибної тривоги та пропуску небезпечного стану; за прийнятого співвідношення CFN/CFP = 5 (пропуск небезпечного стану вп'ятеро дорожчий за хибну тривогу) маємо $Z^* = -1{,}609$, що еквівалентно умові $P_{crit} \geq 1/6$. Клас технічного стану при цьому визначають за індексом IR (табл. 4.11), а невідкладність втручання — за індексом IRR (2.27).

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.

### 2.3.1. Цілісний запис мультифакторної моделі ризику та числовий приклад

Формули (2.1)–(2.29) описують окремі складові запропонованого підходу. Для відтворюваності їх зведено в єдину обчислювальну схему з однозначно визначеними входом, послідовністю кроків і виходом. Схему подано як послідовність кроків 1–10; на кожному кроці використовується співвідношення, уже наведене в розділі, тому окремих номерів ці співвідношення не мають, а посилання на відповідні формули вказано в назві кроку.

Крок 1. Стани факторів впливу за обраним сценарієм $S_j$ (формули (2.20), (2.21)):

$$z(t+1) = \min\Big(1;\ \max\Big(0;\ Wz(t) + u_j(t)\Big)\Big)$$

Крок 2. Еквівалентний вік конструкції з урахуванням ремонтних втручань (формули (2.16), (2.19)):

$$\Phi_j(t) = \int_0^t \frac{\sum_k a_k z_k (\tau - \delta_k) a_k}{\sum_k a_k z^{\text{баз}}{}_k} \, d\tau - \sum_{t_r \le t} q_r \Phi_j(t_r^-)$$

Крок 3. Ступінь пошкодження і-го поверху та його жорсткість (формули (2.1), (2.15)):

$$D_i(t) = \min\left(1; \left(\frac{\Phi_j(t)}{t_{f,i}}\right)^m\right), \quad k_i = k_0(1 - D_i)$$

Крок 4. Власні частоти й форми коливань скінченно-елементної моделі (формули (2.4)–(2.6)):

$$K(\theta)\,\varphi_r = \lambda_r M \varphi_r, \quad \theta_i = 1 - D_i$$

Крок 5. Реконструкція технічного стану за неповними вимірюваннями (формули (2.7)–(2.9)):

$$\widehat{\theta} = \arg\min_{\theta} J(\theta), \quad \widehat{D}_i = 1 - \widehat{\theta}_i$$

Крок 6. Баєсове оновлення ймовірностей сценаріїв і параметрів деградації за результатами обстежень у моменти $t_n$ (формула (2.13)):

$$p\left(S_j,\, t_f \mid Y\right) \propto \pi_j^0 \, p\left(t_f\right) \prod_n \quad \left(\widehat{D}(t_n); D_j(t_n) + b_D, \sigma_D^2\right)$$

Крок 7. Імовірність досягнення критичного стану на горизонті h та залишковий ресурс (формули (2.14), (2.18)):

$$\text{SBPI}(t + h) = \sum_j \quad \pi_j \; P\left(T_{cr} \le t + h \mid S_j,\, Y\right), \quad L = T_{cr} - t$$

Крок 8. Нормовані індикатори та інтегральний індекс ризику; ваги $w_k$ уточнюють за (2.26) (формули (2.17), (2.24)):

$$r_k = \min\left(1; \max\left(0; \frac{x_k - x_k^{\text{норм}}}{x_k^{\text{крит}} - x_k^{\text{норм}}}\right)\right), \quad IR = \sum_k w_k \, r_k$$

Крок 9. Індекс ризику з урахуванням невідкладності реагування (формула (2.27)):

$$IRR = IR \cdot \min\left(1; \frac{\tau_{ref}}{T_r}\right), \quad T_r = q_{0,05}(L)$$

Крок 10. Рішення про втручання; клас технічного стану визначають за індексом IR (формула (2.29)):

$$Z = a_0 + \sum_i a_i r_i \;, \quad \text{втручання при} Z \ge Z^* = \ln(C_{FP}/C_{FN})$$

Входом моделі є вектор спостережень X(t) за (2.25) — власні частоти та ординати форм коливань на виміряних рівнях, а також задані траєкторії факторів впливу $u_j$ (t) за сценаріями S1–S3. Виходом є показники, зведені в табл. 2.10: інтегральний індекс ризику IR за (крок 8); індекс ризику реагування IRR за (крок 9); прогнозований час досягнення критичного стану $T_{cr}$ і залишковий ресурс L за (крок 7); сценарний профіль деградації як сукупність траєкторій $D_j(t)$ з вагами $\pi_j$; клас технічного стану за IR; рівень достовірності прогнозу за показниками якості класифікації (табл. 2.11).

Для кількісної перевірки моделі сформовано синтетичну вибірку з 1000 життєвих циклів поверхів: для кожного з них сценарій обирали за апріорними ймовірностями πj0, масштаб довговічності — з розподілу lnN(ln 110; 0,25), деградований поверх — випадково, вік обстеження — у межах 15–45 років, по шість обстежень із реконструкцією стану. Щоб уникнути завищення якості через збіг структури даних і моделі, невідповідність прогностичній моделі задано навмисно: «істинні» значення показника прискорення бралися з інтервалу $m \in [1,6;2,6]$, а масштабний множник — з розподілу lnN(0; 0,15), тоді як прогностична модель використовувала фіксовані m = 2 і одиничний множник. Міткою слугувала подія $D(t + 5) \geq 0,30$; частка позитивних випадків становила 17,4 %. Вибірку розділено навпіл зі стратифікацією, довірчі інтервали отримано бутстрепом на 1000 повторень [80] (табл. 2.11).

За порогом $Z^* = \ln(C_{FP}/C_{FN}) = -1,609$, що відповідає співвідношенню вартостей пропуску й хибної тривоги $C_{FN}/C_{FP} = 5$, на тестовій вибірці за середнього шуму отримано 83 правильно виявлені небезпечні випадки, 4 пропуски, 402 правильно відхилені і 11 хибних тривог, тобто чутливість 0,954 і специфічність 0,973; за високого шуму — 0,908 і 0,964 відповідно. Клас технічного стану, визначений за IR, збігся з фактичним класом через п’ять років у 75,4% випадків (з точністю до одного класу — у 100 %) і з поточним класом — у 61,8%. За високого рівня шуму збіг з класом через п’ять років становив 67,0%, а навчені ваги змінилися на (0,215; 0,034; 0,750). Перевагу запропонованих показників над класичним частотним критерієм (AUC 0,997

проти 0,869 за середнього шуму і 0,991 проти 0,829 за високого шуму) забезпечують саме реконструкція стану за формами коливань і баєсовий прогноз, а не сам спосіб згортки індикаторів.

Таблиця 2.11

Якість прогнозування небезпечного стану за різними ознаками (тестова вибірка n = 500, синтетичні дані)

| **Модель (ознака)** | **AUC [95 % довірчий інтервал], середній шум** | **AUC [95 % довірчий інтервал], високий шум** |
|---|---|---|
| класична: зниження першої власної частоти [84] | 0,869 [0,818; 0,916] | 0,829 [0,770; 0,880] |
| лише $r_1$ (реконструйований стан) | 0,995 [0,990; 0,997] | 0,975 [0,958; 0,986] |
| лише $r_2$ (частотний індикатор) | 0,860 [0,807; 0,908] | 0,808 [0,748; 0,860] |
| лише $r_3$ (баєсовий прогноз) | 0,997 [0,993; 0,998] | 0,991 [0,984; 0,995] |
| лише SBPI (2.18) | 0,997 [0,992; 0,998] | 0,991 [0,983; 0,995] |
| IR (2.24) з рівними вагами | 0,974 [0,958; 0,985] | 0,949 [0,923; 0,968] |
| IR (2.24) з вагами за (2.26) | 0,997 [0,993; 0,998] | 0,991 [0,984; 0,995] |
| функція рішення Z (2.29) | 0,997 [0,992; 0,998] | 0,991 [0,984; 0,995] |

Джерело: розраховано автором (імітаційне моделювання, додаток В)

Водночас високі абсолютні значення AUC є властивістю імітаційного експерименту, у якому структура даних близька до структури прогностичної моделі; на натурних даних слід очікувати нижчих значень, тому наведені показники характеризують внутрішню узгодженість моделі, а не її придатність до впровадження.

### 2.3.2. Архітектура цифрового модуля оцінювання ризику та класифікація факторів впливу

На рисунку 2.23 представлено архітектуру цифрового модуля оцінювання експлуатаційного ризику, що включає три взаємопов’язані рівні:

рівень збору даних, рівень аналітичного аналізу та рівень ухвалення рішень. Рівень збору даних охоплює блоки технічного моніторингу (вимірювачі напруження, температури, вібрації), адміністративні джерела (історія обслуговування, інциденти), а також модулі цифрового паспорта об’єкта. Аналітичний рівень реалізує математичну обробку, формування мультифакторного профілю ризику, обчислення інтегральних індексів і порівняння з граничними значеннями. На останньому рівні формується управлінська відповідь — сигнал до реагування, запуск сценарного аналізу або адаптацію параметрів. Архітектура також включає зворотний зв’язок і механізм самонавчання, що дають змогу модулю вдосконалюватися з кожним циклом моніторингу.

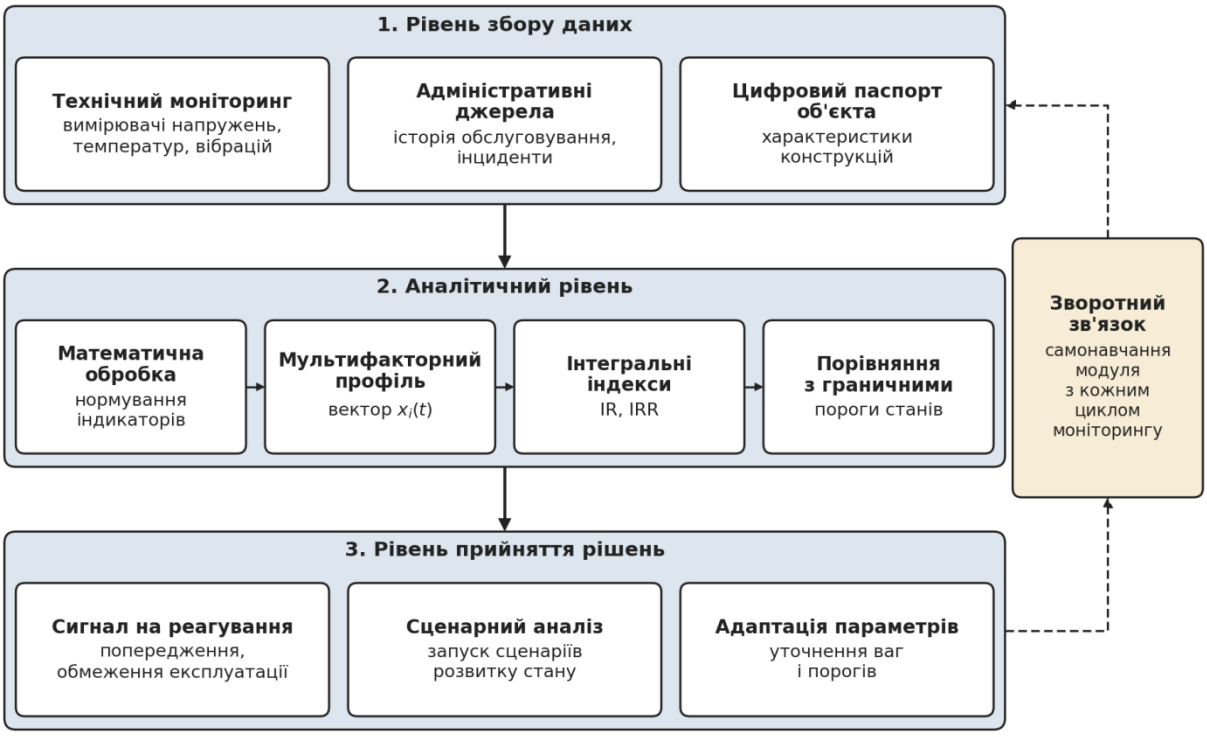



Рис. 2.23. Архітектура цифрового модуля оцінювання експлуатаційного ризику *(розроблено автором)*

Для формалізації функціональної структури цифрового модуля оцінювання ризику доцільно виокремити основні компоненти системи, їх функціональне призначення, типи вхідних даних і результати обробки. Це

дозволяє деталізувати логіку взаємодії між аналітичними, сенсорними та управлінськими компонентами у межах єдиного інформаційно-аналітичного середовища (табл. 2.12).

Таблиця 2.12

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 сценарного аналізу | Формування прогнозних сценаріїв деградації | Інтегральні індекси ризику, історичні дані | Сценарії розвитку критичних станів |
| Модуль підтримки ухвалення 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 ухвалення 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 і 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 ухвалення рішень — формування рекомендацій щодо реагування та адаптивне коригування параметрів системи. Така організація забезпечує масштабованість системи, адаптивність моделей ризику та підтримку безперервного прогнозного моніторингу технічного стану будівельних конструкцій.

На рис. 2.24 відображено концепцію сценарного моделювання з багатофакторним вхідним профілем, що 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 ймовірнісної 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 прогнозної діагностики, що розглядаються у наступному розділі.

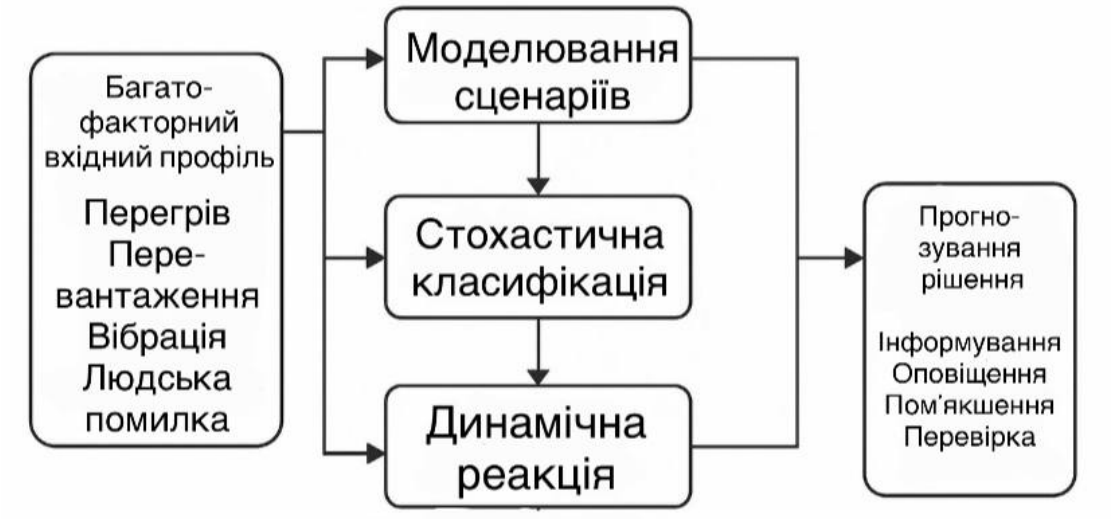



Рис. 2.24. Концепція сценарного моделювання з багатофакторним вхідним профілем

*(розроблено автором з урахуванням [78])*

У 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. 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, у якій вагові коефіцієнти визначаються відповідно до ступеня впливу кожного фактора. У перспективі структура може використовуватися для формування індикаторних профілів технічних об'єктів, моніторингових стратегій і сценарного моделювання в цифрових системах управління надійністю. Запропонований мультифакторний підхід до аналізу ризиків забезпечує інтеграцію стохастичних, сценарних, аналітичних та інформаційно-технологічних компонентів у межах єдиного цифрового середовища для моніторингу технічної стійкості будівель.

Таблиця 2.13

Класифікація факторів ризику за ступенем впливу та джерелом формування

| **Категорія факторів** | **Фактор** | **Джерело формування** | **Приклади реалізації** | **Оцінка ступеня впливу** |
|---|---|---|---|---|
| Фізичні | Вібрація | Динамічні навантаження | Тривала робота агрегатів | Високий |
| Фізичні | Температурні коливання | Зовнішнє середовище | Різке охолодження після нагріву | Середній |
| Фізичні | Корозія | Хімічна дія | Окиснення металів | Середній |
| Експлуатаційні | Недотримання регламенту | Організаційні порушення | Ігнорування інструкцій | Високий |
| Експлуатаційні | Нерегулярне обслуговування | Низька інтенсивність технічного обслуговування | Затримка планового обслуговування | Середній |
| Людські | Помилка оператора | Людський фактор | Неправильне керування системою | Високий |
| Людські | Відсутність кваліфікації | Слабка підготовка персоналу | Недотримання стандартів безпеки | Середній |
| Зовнішні | Агресивне середовище | Кліматичні умови | Промислові викиди | Середній |
| Зовнішні | Сейсмічна активність | Природні ризики | Підземні поштовхи у сейсмоактивних зонах | Високий |

*(розроблено автором з урахуванням [16]; [4]; [2])*

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 ухвалення 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. Схему (крок 1)–(крок

10) та показники IR (2.24) і IRR (2.27) використано як ризик-орієнтований контур моделі CNN-LSTM-Risk (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 моделі CNN-LSTM-Risk для прогнозування й класифікації технічного стану будівель.

Окремі положення цього підрозділу викладено в публікації автора [85; 86; 87]

## 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 для моніторингу технічної стійкості будівель.

1. Систематизовано математичні та статистичні методи оцінювання технічного стану будівельних конструкцій і показано, що для задач інтелектуального моніторингу найбільш дієвими є гібридні підходи, які поєднують аналітичні, скінченно-елементні, варіаційні та статистичні методи. Побудовано й верифіковано скінченно-елементну модель п’ятиповерхової каркасної будівлі: розраховані власні частоти збігаються з аналітичним розв’язком для зсувної системи з відносною похибкою до $3\cdot10^{-15}$. Розрахунком спростовано припущення про пряму залежність зниження першої власної частоти від глибини дефекту: аварійний дефект четвертого поверху знижує $f_1$ на 2,83 %, тобто менше, ніж дефект класу «непридатний до нормальної

експлуатації» у другому поверсі (3,58 %), тому діагностика за однією частотою не забезпечує ні локалізації, ні класифікації.

2. Розроблено процедуру варіаційної реконструкції технічного стану за неповними даними (2.7)–(2.9): за трьома датчиками з п’яти та трьома формами коливань дефекти класів «непридатний до нормальної експлуатації» й «аварійний» локалізовано у 99–100% реалізацій за середнього рівня шуму, зокрема на поверсі без датчика, при RMSE відносної жорсткості 0,035–0,041; у повному ланцюжку «записи — ідентифікація методом FDD — реконструкція» RMSE становить 0,025–0,031, а локалізацію виконано у 100 % випадків. Показано, що вибір параметра регуляризації за критерієм GCV (RMSE $\theta$ = 0,037) значно кращий за вибір за кутом L-кривої (RMSE $\theta$ = 0,074) і близький до оптимуму (RMSE $\theta$ = 0,034), а статистичний поріг $\tau_{95}$ = 0,086 замість фіксованого 0,05 знижує частку хибних тривог з 41,5 до 5 % за повного виявлення дефектів з $D \geq 0{,}20$. Уточнено математичні моделі акумульованої деградації, параметричної чутливості та інтегральної структурної функціональності: у (2.1) експоненційну залежність, яка описувала сповільнення деградації, замінено степеневою з показником $m > 1$; у (2.2) введено безрозмірну еластичність; у (2.3) — нормовані складові з $\Sigma W_i = 1$, що робить показники порівнянними та перевірними.

Кількісно підтверджено дієвість баєсового оновлення прогнозних оцінок: за шість щорічних обстежень апостеріорна ймовірність песимістичного сценарію зросла з 0,30 до 0,64, ширина 90%-го інтервалу залишкового ресурсу звузилася з 34,6 до 8,4 року, а медіанна оцінка часу досягнення критичного стану склала 34,5 року за заданого в імітації значення 33,7 року. На синтетичній тестовій вибірці ($n = 500$) запропонований набір показників дав площу під ROC-кривою AUC = 0,997 проти 0,869 у класичного частотного критерію (за високого рівня шуму — відповідно 0,991 і 0,829) при чутливості 0,954 і специфічності 0,973; випереджальна здатність інтегрального індексу ризику становить у медіані 3,25 року відносно моменту досягнення критичного ступеня пошкодження.

За характером внеску результати розділу розмежовано так. Використано відомі моделі й методи: нормовану чутливість та аналіз чутливості (2.2), двопараметричний розподіл Вейбулла (2.10), статистичні інтервали (2.11), (2.12), теорему Баєса (2.13), модель конкуруючих ризиків (2.22), логістичну регресію (2.23), правило накопичення пошкоджень і його нелінійні узагальнення в (2.1), регуляризацію Тихонова з вибором параметра за GCV та чутливісне оновлення скінченно-елементних моделей у (2.7)–(2.9). Запропоновано або модифіковано автором: функцію сценарної адаптації ресурсу з відновленням після ремонту (2.16); сценарно-зважений індекс імовірності критичного стану SBPI (2.18) на основі формули повної ймовірності замість некоректного добутку; нормований індекс ризику реагування (2.27); показник динамічного ефекту (2.28); правило рішення (2.29) з порогом за співвідношенням вартостей помилок; цілісну обчислювальну схему (крок 1)–(крок 10), яка пов’язує реконструкцію стану, баєсовий прогноз і ризик-орієнтоване рішення в багаторівневу процедуру діагностики.

Наведені кількісні результати отримано шляхом імітаційного моделювання на синтетичних даних, згенерованих фізичною моделлю будівлі (програмний код і вихідні дані — додаток В). Натурних вимірювань не використовувалося, параметри сценаріїв і вагові коефіцієнти є прийнятими припущеннями моделі, тому отримані оцінки характеризують внутрішню узгодженість і роздільну здатність запропонованого апарату, а не його підтверджену експлуатаційну ефективність; перенесення висновків на реальні об’єкти потребує калібрування скінченно-елементної моделі та натурної верифікації.

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 ухвалення 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 ухвалення 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, ймовірнісно-статистичних та нейромережевих моделей у межах єдиного цифрового середовища моніторингу створює основу для переходу від традиційного технічного контролю до адаптивного прогнозного управління експлуатаційною безпекою будівель. Запропоновані підходи забезпечують підвищення точності діагностики, достовірності прогнозування критичних станів та ефективності підтримки ухвалення 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 сьогодні розглядаються як один із найперспективніших напрямів цифрової інженерії, оскільки саме поєднання сучасних алгоритмів машинного навчання з інженерними методами дає змогу 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 точніше 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 багатофакторними 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 використовувати рекурентні мережі 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 [88]. У межах цього 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 і виявлення прихованих аномалій, тоді як Transformer-модулі забезпечують аналіз довготривалих залежностей між параметрами технічного стану та сценаріями розвитку ризиків.

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 і формування сценаріїв експлуатаційної безпеки в 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 забезпечують ширше охоплення сценаріїв розвитку дефектів.

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

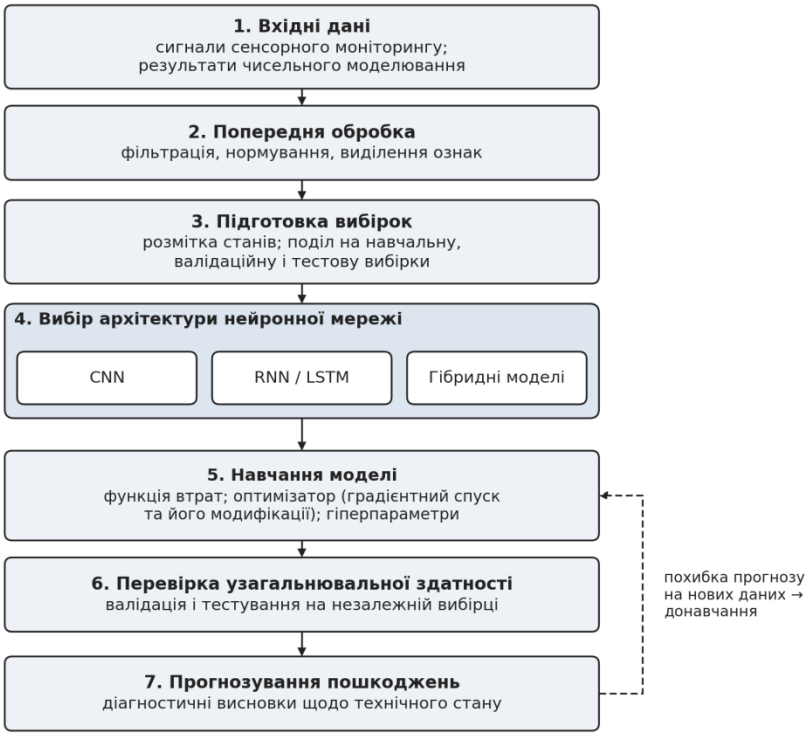



Рис. 3.1. Архітектура та процес навчання нейронної мережі для прогнозної діагностики пошкоджень

*(розроблено автором за [89])*

Подібна структура дозволяє інтегрувати як дані сенсорного моніторингу, так і результати моделювання, забезпечуючи гнучкість у виборі архітектурного рішення залежно від поставлених завдань. Важливо, що на рис. 3.1 показано не лише прямий шлях від збору й підготовки даних до навчання та фінальної діагностики, а й контур зворотного зв’язку: похибка прогнозу, обчислена на нових даних моніторингу, повертається до блоку навчання й спричиняє

донавчання моделі. Це забезпечує 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 разі зростання похибки прогнозу система автоматично ініціює переналаштування вагових коефіцієнтів нейромережевих модулів, коригування параметрів сценарного прогнозування та оновлення порогових критеріїв ризику.

У сучасних системах інтелектуального моніторингу процес навчання нейронної мережі доцільно реалізовувати у режимі адаптивного онлайн-навчання (Adaptive Online Learning) — безперервного оновлення параметрів моделі CNN-LSTM-Risk у 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 і напружень, тоді як просторові дані характеризують геометрію дефектів, теплові поля та локальні пошкодження конструктивних елементів [5].

Огляди застосування глибинного навчання у структурному моніторингу [5] свідчать, що для таких задач доцільні багаторівневі архітектури, які 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 та враховують залежності між попередніми й

поточними станами. Гібридна модель, що поєднує CNN і рекурентну мережу, забезпечила вищу точність ідентифікації пошкоджень за вібраційними даними бенчмарку мосту Z24, ніж використання лише глибинних згорткових ознак [90]; в огляді [5] відзначено застосування комбінацій CNN з LSTM і GRU, а також LSTM для відновлення пропущених даних моніторингу. 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 шуму, неповноти сенсорних потоків і стохастичних змін умов експлуатації.

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

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

де $\hat{y}_{t+1}$ — прогнозоване значення стану системи на наступний момент часу, $y_t$ — поточний стан, $y_{t-1}, \ldots, y_{t-n}$ — попередні значення часових рядів, θ — набір параметрів нейронної мережі [89]. Ця функція реалізується у прихованих шарах за рахунок нелінійних перетворень, які імітують складні залежності у поведінці пошкоджень.

У роботі Хуанга, Чена та співавторів (2025), присвяченій прогнозуванню втомного пошкодження головних балок вантових мостів, тришарова вейвлет-нейронна мережа (з вейвлетом Морле) прогнозує транспортні навантаження за даними системи зважування, а напруження в зонах, схильних до втоми, визначаються за лініями впливу багатомасштабної скінченно-елементної моделі [91]. Формально операція згортки визначається як:

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

де $h_{i,j}{}^{(k)}$ — вихід активації k-го фільтра в точці (i, j), $w_{m,n}{}^{(k)}$ — ваги ядра згортки розміром M×N, $x_{i+m,j+n}$ — значення пікселів вхідного зображення, $b^{(k)}$ — зсув, σ — нелінійна функція активації (наприклад, ReLU) [89; 92]. Цей

механізм дозволяє виокремлювати локальні особливості, такі як тріщини чи дефекти, на зображеннях конструкційних елементів.

У роботі Хе Їнїн (He Y.) та співавторів (2024) паралельна згорткова мережа поєднує 1D-CNN для часових рядів прискорень і 2D-CNN для матриці скалярних добутків вібраційних сигналів; на п’ятиповерховій сталевій рамі з 12 акселерометрами отримано точність 96,6%, що щонайменше на 2% вища, ніж в одногілкових 1D-CNN і 2D-CNN [93]. 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:

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

де Q, K, V — матриці запитів, ключів і значень, а dk — розмірність простору ключів [94]. Цей підхід дозволяє одночасно враховувати залежності між усіма елементами часових рядів, 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 наводить 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 та багатоканальні сигнали | Виявлення тріщин на зображеннях, аналіз теплових карт, виділення ознак вібраційних сигналів | Висока точність у виділенні локальних ознак | Вимагає великого обсягу маркованих прикладів; не враховує часову динаміку |
| RNN | Часові ряди | Прогноз вібраційних сигналів, аналіз деформацій | Урахування залежностей у часі | Затухання та вибух градієнта на довгих послідовностях [67] |
| LSTM / GRU | Часові ряди з довготривалими залежностями | Прогноз деградації, відновлення пропущених даних моніторингу | Вентильні механізми долають затухання градієнта [67; 95] | Висока обчислювальна вартість, послідовна (непаралелізована за часом) обробка |
| Гібридні CNN+LSTM | Комбіновані дані | Прогноз розвитку тріщин у динаміці | Комплексний аналіз, стійкість до шумів | 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 |

*(складено автором за [5; 67; 89; 94; 95])*

Як показують дослідження гібридних архітектур [90; 93] та огляд [5], поєднання різних типів архітектур дає змогу підвищити точність виявлення

пошкоджень порівняно з окремими моделями, зокрема за зашумлених вібраційних даних [93].

Методи та алгоритми навчання глибинних 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 і якість прогнозування подальшої динаміки дефектів. Дослідження групи Е. Чатці (ETH Цюріх) показують, що методи виявлення пошкоджень за даними моніторингу мають враховувати змінність умов довкілля й експлуатації [23], а в огляді [5] шуми та втрати даних унаслідок пошкодження сенсорів названо типовими проблемами структурного моніторингу. У межах цього 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 і змін сценарного та технічного стану конструкції.

Класичне навчання нейронної мережі формулюється як задача мінімізації функції втрат:

$$L(\theta) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} l\left(f(x_i;\theta),\, y_i\right) \tag{3.4}$$

де L(θ) — функція втрат, що залежить від параметрів моделі θ; m — кількість прикладів у вибірці; ℓ — локальна функція втрат (наприклад, середньоквадратична похибка); f(xi;θ) — прогноз моделі для вхідного прикладу xi; yi — фактичне значення [89]. Для діагностики пошкоджень зазвичай застосовують Mean Squared Error (MSE), оскільки він чутливий до відхилень між прогнозованими та фактичними значеннями.

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

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

де θt — параметри моделі у момент часу t, η — швидкість навчання, ∇Lt(θt) — градієнт функції втрат для поточного потоку даних [89]. 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. Штраф за різницю сусідніх прогнозних значень у (3.6) введено автором; у праці [91], де вейвлет-нейронну мережу застосовано для прогнозу навантажень у задачі втомного пошкодження головних балок вантових мостів, такої регуляризації немає.

Особливе місце займають алгоритми оптимізації. Найпоширенішими залишаються 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. Метод Adam [96] використовує адаптивні оцінки першого й другого моментів градієнта, а RMSProp і Adagrad масштабують крок навчання за накопиченими квадратами градієнтів [89]; вибір оптимізатора та розкладу швидкості навчання для конкретної задачі моніторингу слід обґрунтовувати обчислювальним експериментом (рис. 3.2).

Запропонована архітектура використовує адаптивні алгоритми оптимізації як механізм самоналаштування нейромережевого ядра у процесі експлуатації будівельного об’єкта. Це забезпечує стабільність навчання та підвищує точність 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. Автоенкодери та варіаційні автоенкодери (VAE) дозволяють отримати латентні уявлення пошкоджень, що згодом використовуються у класифікаційних чи прогностичних моделях. У структурному моніторингу автокодувальники застосовують як безнаглядні моделі для знешумлення даних, зниження розмірності й виділення ознак без міток [5; 89]. 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, що застосовуються в сучасних дослідженнях.

Щоб підкреслити відмінності між алгоритмами оптимізації, які використовуються для навчання глибинних нейронних мереж, доцільним є звернення до графічної інтерпретації процесу зменшення похибки моделі впродовж епох. Рисунок 3.2 ілюструє, як стохастичний градієнтний спуск (SGD), SGD з імпульсом 0,9, RMSProp і Adam впливають на швидкість і стабільність навчання моделі CNN-LSTM-Risk (17 365 параметрів) на синтетичних даних імітаційного експерименту (11 520 навчальних вікон, розмір пакета 64, 15 епох, 3 незалежні запуски; базовий крок $\eta_0$ для кожного алгоритму обрано за валідаційними втратами короткого попереднього прогону; код і дані — у додатку В). Така візуалізація дозволяє оцінити ефективність алгоритмів у практичних завданнях прогнозної діагностики пошкоджень, де баланс між швидким збіганням і стійкістю до шуму відіграє вирішальну роль.

За результатами імітаційного моделювання найгіршу валідаційну втрату дає простий градієнтний спуск ($\eta_0 = 0{,}1$; $L_{валід} = 0{,}499 \pm 0{,}006$), тоді як Adam ($\eta_0 = 0{,}003$; $0{,}476 \pm 0{,}003$), RMSProp ($\eta_0 = 0{,}003$; $0{,}476 \pm 0{,}012$) і SGD з імпульсом 0,9 ($\eta_0 = 0{,}01$; $0{,}475 \pm 0{,}002$) дають близькі значення, різниця між якими не перевищує середньоквадратичного відхилення за запусками. За завеликого базового кроку навчання розбігається (SGD при $\eta_0 = 0{,}3$, SGD з імпульсом — при $\eta_0 = 0{,}1$), тому твердження про безумовно більшу

стабільність SGD не підтверджується: стабільність визначається передусім узгодженням кроку навчання з алгоритмом оптимізації.

Таблиця 3.2

Порівняльна характеристика методів навчання нейронних мереж у прогнозній 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 | Немарковані дані | Виявлення аномалій у сигналах | Працює за браку міток | Менша інтерпретованість |
| Напівнагляд не 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, тренованих на інших конструкціях | Швидке навчання, висока узагальнюваність | Ризик невідповідності між доменами |

*(складено автором за [5; 89])*

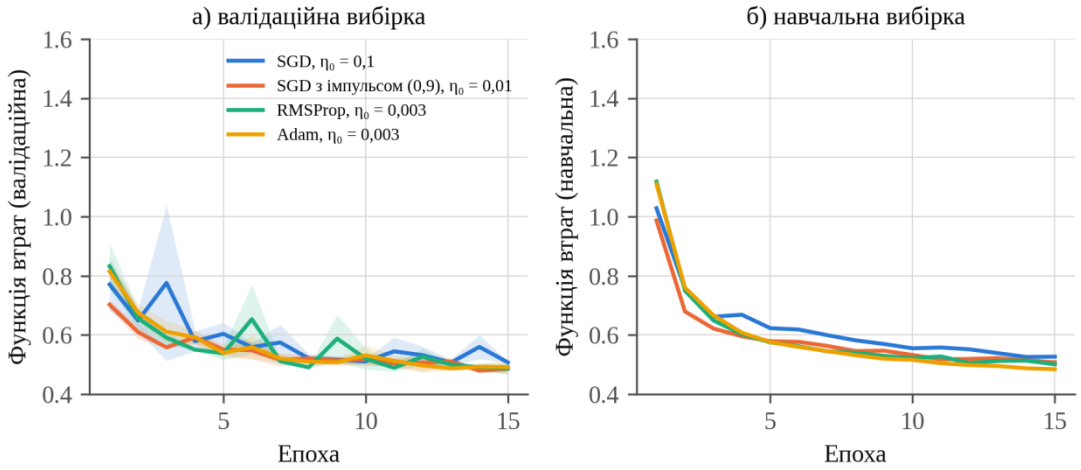



Рис. 3.2. Динаміка функції втрат CNN-LSTM-Risk моделі при різних алгоритмах оптимізації (імітаційне моделювання; 3 запуски, середнє ± СКВ; однакові дані, архітектура й розмір пакета 64) *(розраховано автором)*

Таким чином, методи та алгоритми навчання глибинних нейронних мереж у прогнозній діагностиці пошкоджень мають 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, за

результатами досліджень [90; 93], підвищує точність ідентифікації пошкоджень, зокрема, за зашумлених вібраційних даних [93].

На відміну від ізольованих нейромережевих 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, BIM-параметри, експлуатаційні журнали та результати чисельного моделювання. Інтеграція таких джерел інформації у межах єдиного нейромережевого контуру дозволяє підвищити достовірність діагностики та стійкість моделей до неповноти або шумів у даних.

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

Представлена архітектура відображає повний цикл функціонування інтелектуальної системи прогнозної 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 ризико-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. Нейромережеве ядро має послідовну топологію: згорткові шари Conv1D з активацією ReLU і підвибірковими шарами виділяють локальні ознаки багатоканального сигналу, рекурентний шар LSTM

моделює їхню часову динаміку, а одноголовий механізм self-attention із залишковим з'єднанням зважує внесок окремих часових кроків.

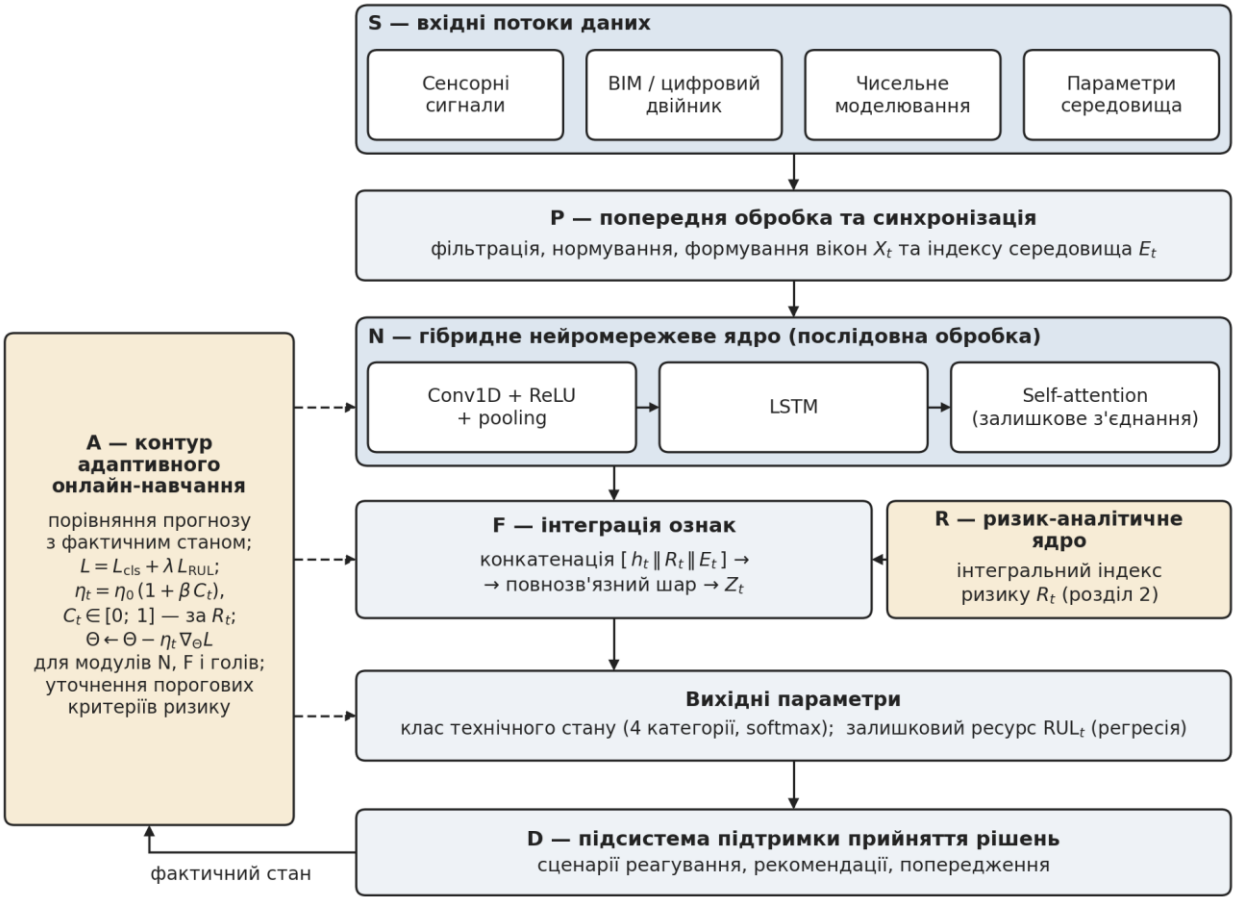



Рис. 3.3. Архітектура гібридної нейромережевої моделі прогнозної діагностики пошкоджень будівельних конструкцій *(розроблено автором)*

Отримане представлення об'єднується з інтегральним показником ризику Rt, обчисленим ризик-аналітичним ядром, і з контекстом експлуатації Et, після чого повнозв'язний шар формує латентний простір безпеки Zt, а дві вихідні голови дають розподіл імовірностей чотирьох класів технічного стану (softmax) і прогноз залишкового ресурсу.

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

ухвалення рішень, де формуються рекомендації щодо експлуатаційної безпеки, технічного обслуговування та реагування на критичні стани.

Особливістю запропонованої архітектури є реалізація адаптивного онлайн-навчання (Adaptive Online Learning): результати прогнозування та поточний профіль ризику використовуються для контекстно-адаптивного оновлення параметрів нейромережевого ядра, шару об'єднання ознак і вихідних голів за правилами (3.9)–(3.10), а також для оновлення порогових 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:

$$H = \langle X,\ f_P,\ f_N,\ f_F,\ f_D,\ A\rangle, \quad f_P: X \to \widetilde{X} \times E, \quad f_N: \widetilde{X} \to H_z,$$
$$f_F: H_z \times [0;\ 1] \times E \to Z \subseteq \mathbb{R}^{n_Z}, \quad f_D: Z \to Y \times \mathbb{R}_+ \times U \tag{3.7}$$

де X — простір сирих багатоканальних сенсорних записів ($n_c$ каналів × N відліків); $f_P$ — відображення попередньої обробки, фільтрації та синхронізації, що формує нормований вхід $\tilde{X}$ і вектор контексту експлуатації E; $f_N$ — гібридне нейромережеве ядро (Conv1D → LSTM → self-attention), яке переводить $\tilde{X}$ у простір ознак $H_z$; $f_F$ — модуль об'єднання ознак з інтегральним показником ризику $R_t \in [0; 1]$, обчисленим ризик-аналітичним ядром за моделлю підрозділу 2.3, і з контекстом E; результатом є латентний простір безпеки $Z \subseteq R^{nZ}$; $f_D$ — підсистема підтримки ухвалення рішень, що за Z формує клас технічного стану з множини Y = {нормальний, задовільний, непридатний до нормальної експлуатації, аварійний}, прогноз залишкового ресурсу RUL ∈ R_+ і управлінське рішення U; A — контур адаптивного онлайн-навчання, який за (3.9)–(3.10) оновлює параметри θ відображень $f_N$, $f_F$ і $f_D$. Позначення узгоджено з (3.16): підсистему підтримки ухвалення рішень скрізь позначено U, цифровий двійник — DT, а символ C залишено виключно за контекстним індексом у (3.8)–(3.10). Запропонована структура забезпечує безперервний цикл інтелектуального моніторингу, прогнозної діагностики та

адаптивного оновлення параметрів моделі у межах цифрового середовища експлуатаційної безпеки будівель.

Запропонована архітектура спирається на відомі компоненти — згорткові й рекурентні мережі, механізм self-attention, автокодувальники, онлайн-навчання, цифрові двійники та BIM [5; 26; 67; 89; 90; 94; 95], тому її новизну сформульовано через конкретні формальні відмінності, а не через сам факт їх поєднання (порівняння з відомими рішеннями наведено в табл. 3.5). Удосконалено функцію втрат нейромережевої моделі діагностики: у (3.11)–(3.12) замість однакової ваги всіх помилок використано крос-ентропію, зважену одночасно за критичністю класу технічного стану й за поточним рівнем ризику, що є розвитком відомої схеми навчання з урахуванням вартості помилок [97; 98]. Набуло подальшого розвитку правило оновлення параметрів: у (3.9)–(3.10) крок навчання монотонно зростає з рівнем ризику та інтенсивністю деградації, залишаючись обмеженим зверху, а зниження достовірності сенсорних даних крок зменшує. Уперше для задачі моніторингу технічної стійкості будівель інтегральний показник ризику $R_t$ і контекст експлуатації $E_t$ використано не лише як вихід системи, а і як вхідні ознаки нейромережевої моделі, що формують спільний латентний простір безпеки (3.14). Кількісним підтвердженням є абляційний експеримент (імітаційне моделювання на синтетичних даних, додаток В, табл. 4.8): вилучення профілю ризику знижує частку правильних рішень із 0,856 ± 0,001 до 0,666 ± 0,006, а macro-F1 — з 0,799 ± 0,002 до 0,521 ± 0,012; водночас внески self-attention (0,009), контекстно-адаптивного кроку (0,004) і багатостратегіального навчання (0,001) на незбурених даних малі й статистично незначущі, а проявляються в умовах неповноти даних (табл. 3.9).

Для підвищення адаптивності нейромережевої моделі за змінних умов 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 та згорнутий контекстний індекс подано виразом (3.8):

$$c_t = (r_t, q_t, e_t, d_t)^{\mathrm{T}} \in [0; 1]^4, \quad C_t = \omega_1 r_t + \omega_2 e_t + \omega_3 d_t, \quad \omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1 \quad (3.8)$$

де $r_t \in [0; 1]$ — нормований інтегральний рівень ризику об'єкта, обчислений ризик-аналітичним ядром; $q_t \in [0; 1]$ — показник достовірності сенсорних даних (частка доступних і справних каналів у поточному сеансі); $e_t \in [0; 1]$ — нормований показник інтенсивності зовнішнього збудження, що характеризує експлуатаційне середовище; $d_t \in [0; 1]$ — нормований індикатор інтенсивності деградаційного процесу, оцінений за зсувом власних частот; $C_t \in [0; 1]$ — скалярний контекстний індекс, згортка компонентів вектора з вагами $\omega_i$ (у розрахунках розділу 4 прийнято $\omega = (0{,}5; 0{,}2; 0{,}3)$). Категоріальну змінну «активний сценарій деградації» з вектора вилучено, оскільки її не можна множити на ваговий коефіцієнт без попереднього кодування; вплив сценарію враховано опосередковано через $d_t$.

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

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta_0 \, \alpha(c_t) \, \nabla L_t(\theta_t) \quad (3.9)$$

де $\theta_t$ — вектор параметрів нейромережевої моделі у момент часу t; $\eta_0$ — базова швидкість навчання; $\nabla L_t(\theta_t)$ — градієнт функції втрат для поточного міні-пакета моніторингових даних; $\alpha(c_t) > 0$ — 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:

$$\alpha(c_t) = \frac{1+\beta C_t}{1+\beta \bar{C}} \cdot \frac{q_t}{\bar{q}}, \quad \beta > 0 \quad (3.10)$$

де $\beta > 0$ — коефіцієнт чутливості до контексту (у розрахунках розділу 4 прийнято $\beta = 1$); $C_t$ — контекстний індекс за (3.8); $\bar{C}$ і $\bar{q}$ — середні значення контекстного індексу та показника достовірності даних за навчальною

вибіркою, які нормують коефіцієнт так, щоб середній крок навчання зберігався, а абляція ізолювала саме контекстну модуляцію; $q_t$ — поточний показник достовірності даних.

У такій постановці коефіцієнт адаптації монотонно зростає з рівнем ризику та інтенсивністю деградації: $\partial\alpha/\partial r_t = \beta\cdot\omega_1\cdot q_t/[(1 + \beta\cdot\bar{C})\cdot\bar{q}] > 0$, тобто в передкритичних станах параметри моделі оновлюються швидше, що узгоджується з правилом (4.21) розділу 4. Водночас крок залишається обмеженим зверху, $\alpha(c_t) \le (1 + \beta)/(1 + \beta\cdot\bar{C})$, а зниження достовірності даних (зменшення $q_t$) крок зменшує, тому неповні та зашумлені записи послаблюють, а не посилюють вплив на параметри моделі. Це дозволяє уникнути однакового режиму навчання для різних технічних станів об'єкта та забезпечує адаптацію нейромережевої системи до реального експлуатаційного контексту. Стійкість схеми перевірено імітаційним моделюванням для $\beta \in \{0; 1; 3; 9\}$: діапазон кроку навчання в межах епохи зростає з 1,00 до 4,21; розбіжностей під час навчання не зафіксовано (додаток В).

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

$$L_{total} = L_{cls} + \lambda_1 L_{RUL} + \lambda_2 L_{smooth} + \lambda_3 \| \theta \|^2 \qquad (3.11)$$

де $L_{cls}$ — зважена крос-ентропія класифікації технічного стану (3.12), у якій і реалізовано підвищений пріоритет передкритичних та критичних станів; $L_{RUL}$ — похибка прогнозування залишкового ресурсу; $L_{smooth}$ — регуляризаційний компонент, що забезпечує згладжування часової траєкторії прогнозу (див. (3.6)); $\|\theta\|^2$ — регуляризація параметрів моделі (розчеплене загасання ваг); $\lambda_1$, $\lambda_2$, $\lambda_3$ — коефіцієнти вагомості відповідних складових. У розрахунках розділу 4 прийнято $\lambda_1 = 1{,}0$ і $\lambda_3 = 1\cdot10^{-4}$, значення дібрано за валідаційною вибіркою.

Урахування різної вартості помилок є принципово важливим для задач моніторингу технічної стійкості будівель, оскільки пропуск аварійного стану має значно вищу ціну, ніж хибна тривога у межах нормального експлуатаційного режиму. Тому запропонована модель орієнтована не лише на

мінімізацію середньої похибки прогнозу, а й на підвищення чутливості до небезпечних станів. Саме вагування помилок за класами є відомим підходом — навчанням з урахуванням вартості помилок (cost-sensitive learning) [97], одним із варіантів якого є фокальна функція втрат [98]. Авторською є конкретна схема вагування (3.12), у якій вага прикладу визначається одночасно критичністю його класу, зворотною частотою класу у вибірці та поточним рівнем ризику, обчисленим за допомогою ризик-аналітичного ядра.

Зважена крос-ентропія класифікації технічного стану:

$$L_{cls} = \frac{\sum_{i=1}^{N} w_i\left(-\ln p_{i,y_i}\right)}{\sum_{i=1}^{N} w_i}, \quad w_i = \kappa_{y_i} \frac{N}{M\,N_{y_i}} \left(1 + \gamma_R R_i\right) \tag{3.12}$$

де N — кількість прикладів у міні-пакеті; M = 4 — кількість класів технічного стану; $y_i$ — фактичний клас і-го прикладу; $p_{i,yi}$ — прогнозована моделлю ймовірність фактичного класу; $N_{\{yi\}}$ — кількість прикладів класу $y_i$ у навчальній вибірці, а множник $N/(M \cdot N_{\{yi\}})$ компенсує незбалансованість класів; $\kappa_c$ — коефіцієнт критичності класу с (у розрахунках розділу 4 прийнято $\kappa$ = (1,0; 1,0; 1,5; 2,0) відповідно для нормального, задовільного, непридатного до нормальної експлуатації та аварійного станів); Ri ∈ [0; 1] — інтегральний показник ризику для і-го прикладу; $\gamma_R$ — коефіцієнт підсилення ваги за ризиком (прийнято $\gamma_R$ = 0,5). Ваги обчислюються за фактичним класом прикладу, тому (3.12) не дублює складову $L_{RUL}$ і не зводиться до повторення похибки прогнозування.

Таким чином, механізм контекстно-адаптивного вагового переналаштування забезпечує перехід від стандартного online learning до ризик-орієнтованого адаптивного навчання нейромережевої 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.

Розмежуємо запозичений і авторський математичний апарат у розділі. Класичними й наведеними за першоджерелами та підручниками є: авторегресійна постановка прогнозу часового ряду (3.1) та емпіричний ризик

(3.4) — [89]; операція згортки (3.2) — [89; 92]; стохастичний градієнтний спуск (3.5) і його адаптивні модифікації — [89; 96]; масштабований скалярний механізм уваги (3.3) — [94]; автокодувальник (3.15) — [89]; показники MSE (3.21) і $R^2$ (3.22) — [66; 89]; сам принцип вагування помилок за їх вартістю — [97; 98]. Авторськими є регуляризатор гладкості траєкторії пошкоджень (3.6), контекстно-адаптивне оновлення параметрів (3.8)–(3.10), структура функції втрат і схема вагування (3.11)–(3.12), означення латентного простору безпеки (3.14), а також показники оцінювання архітектури (3.17)–(3.20) і (3.23).

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

$$\hat{y}_{t+\Delta} = g(\mathrm{CNN}(X_s),\ \mathrm{RNN}(X_t);\ \theta) \qquad (3.13)$$

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 єдиний латентний простір.

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 ризику, сенсорними потоками та прогнозованими станами конструкції. Формально латентний простір безпеки визначається виразом (3.14), де $W_z$, $b_z$ — параметри повнозв'язного шару; $z_t$ — усереднене за часом представлення ознак, отримане нейромережевим ядром; $p_t$ — профіль ризику; $e_t$ — вектор контексту експлуатації; $n_Z$ — розмірність простору (у реалізації $n_Z = 32$); $d_M$ — відстань Махаланобіса до центроїда $\mu_{норм}$ класу «нормальний» з коваріаційною матрицею $\Sigma_{норм}$, оціненими на навчальній вибірці. Перевищення порогу $d_M$, що відповідає 95-му перцентилю навчального розподілу, використовується як критерій передкритичного стану, а формування такого простору дозволяє

виявляти приховані закономірності деградаційних процесів і здійснювати ранню ідентифікацію передкритичних станів будівельного об’єкта.

$$Z_t = \mathrm{ReLU}\left(W_z[z_t;\, p_t;\, e_t] + b_z\right) \in \mathbb{R}^{n_z}, \quad d_M(Z_t) = \sqrt{\left(Z_t - \mu_{\text{норм}}\right)^{\mathrm{T}} \Sigma_{\text{норм}}^{-1} \left(Z_t - \mu_{\text{норм}}\right)} \quad (3.14)$$

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

$$z = f_{enc}(x) = \sigma(W_e x + b_e), \quad \hat{x} = f_{dec}(z) = \sigma(W_d z + b_d) \quad (3.15)$$

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. Під час навчання мінімізується різниця між x та $\hat{x}$, а аномалії (пошкодження) виявляються через зростання похибки реконструкції [5; 89].

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 послідовну топологію моделі: багатоканальний сигнал проходить через згорткові шари Conv1D, далі — рекурентний шар LSTM, після чого одноголовий механізм self-attention із залишковим з’єднанням зважує часові кроки, а отримане представлення об’єднується з профілем ризику та контекстом експлуатації в спільному просторі ознак. Завдяки цьому формується цілісна модель, здатна не лише виявляти наявні пошкодження, а й прогнозувати їхній розвиток у часі.

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

Це забезпечує можливість одночасного аналізу просторових, часових і 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 ризико-аналітичні показники, сформовані в межах багатофакторної моделі, розробленої в 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 нормований багатоканальний вхід $X_t$, який послідовно обробляється згортковими шарами Conv1D з активацією ReLU і підвибіркою, рекурентним шаром LSTM та одноголовим механізмом self-attention із залишковим з'єднанням; розміри шарів і кількість параметрів наведено в табл. 3.3.

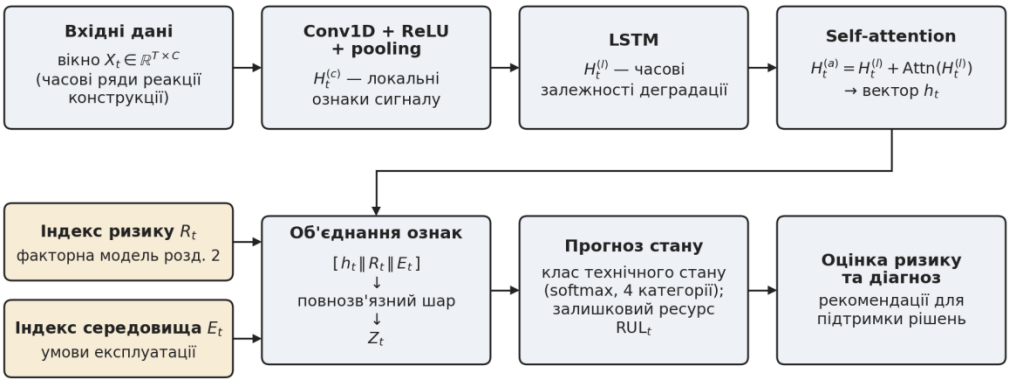



Рис. 3.4. Структура гібридної моделі прогнозної діагностики пошкоджень *(розроблено автором з урахуванням [90; 94])*

Отримане представлення усереднюється за часом і об'єднується (конкатенується) з профілем ризику $R_t$ та контекстом експлуатації $E_t$, після чого повнозв'язний шар формує латентний простір безпеки $Z_t$, з якого дві вихідні голови обчислюють розподіл ймовірностей чотирьох класів технічного стану та прогноз залишкового ресурсу; результати передаються до підсистеми підтримки ухвалення рішень.

Таблиця 3.3

Структура шарів гібридної моделі CNN-LSTM-Risk (реалізація імітаційного експерименту)

| **Шар** | **Розмір входу → виходу** | **Параметри шару** | **Кількість ваг** |
|---|---|---|---|
| Вхід $X_t$ | 8 × 256 | 8 каналів, вікно 256 відліків (5,12 с) | — |
| Conv1D-1 + ReLU + підвибірка | 8 × 256 → 16 × 128 | 16 фільтрів, ядро 7, крок 1, пул 2 | 912 |
| Conv1D-2 + ReLU + підвибірка | 16 × 128 → 32 × 32 | 32 фільтри, ядро 5, пул 4 | 2592 |
| LSTM | 32 × 32 → 32 × 32 | 32 комірки, зсув вентиля забування 1 | 8320 |
| Self-attention із залишковим з'єднанням | 32 × 32 → 32 × 32 | 1 голова, $d_k = 32$ | 4096 |
| Усереднення за часом | 32 × 32 → 32 | — | 0 |
| Конкатенація з профілем ризику $p_t$ (4) і контекстом $e_t$ (3) | 32 + 7 → 39 | — | 0 |
| Повнозв'язний шар + ReLU ($Z_t$) | 39 → 32 | латентний простір безпеки | 1280 |
| Softmax-голова | 32 → 4 | класи технічного стану | 132 |
| Голова прогнозу залишкового ресурсу | 32 → 1 | лінійна, з обмеженням [0; 1]·H | 33 |
| Разом | — | — | 17365 |

Джерело: розроблено автором (імітаційне моделювання на синтетичних даних, додаток В)

Така організація дозволяє обробляти одне вікно моніторингу за 1,49 мс на одному ядрі центрального процесора і забезпечує адаптивне оновлення параметрів моделі у режимі реального часу (імітаційне моделювання, додаток В).

Після етапів фільтрації, нормалізації та синхронізації даних формується мультимодальний вектор ознак, який передається до гібридного нейромережевого ядра. Згорткові шари Conv1D виділяють локальні ознаки багатоканального сигналу, шар LSTM моделює часову динаміку деградаційних

процесів, а механізм self-attention зважує внесок окремих часових кроків у підсумкове представлення.

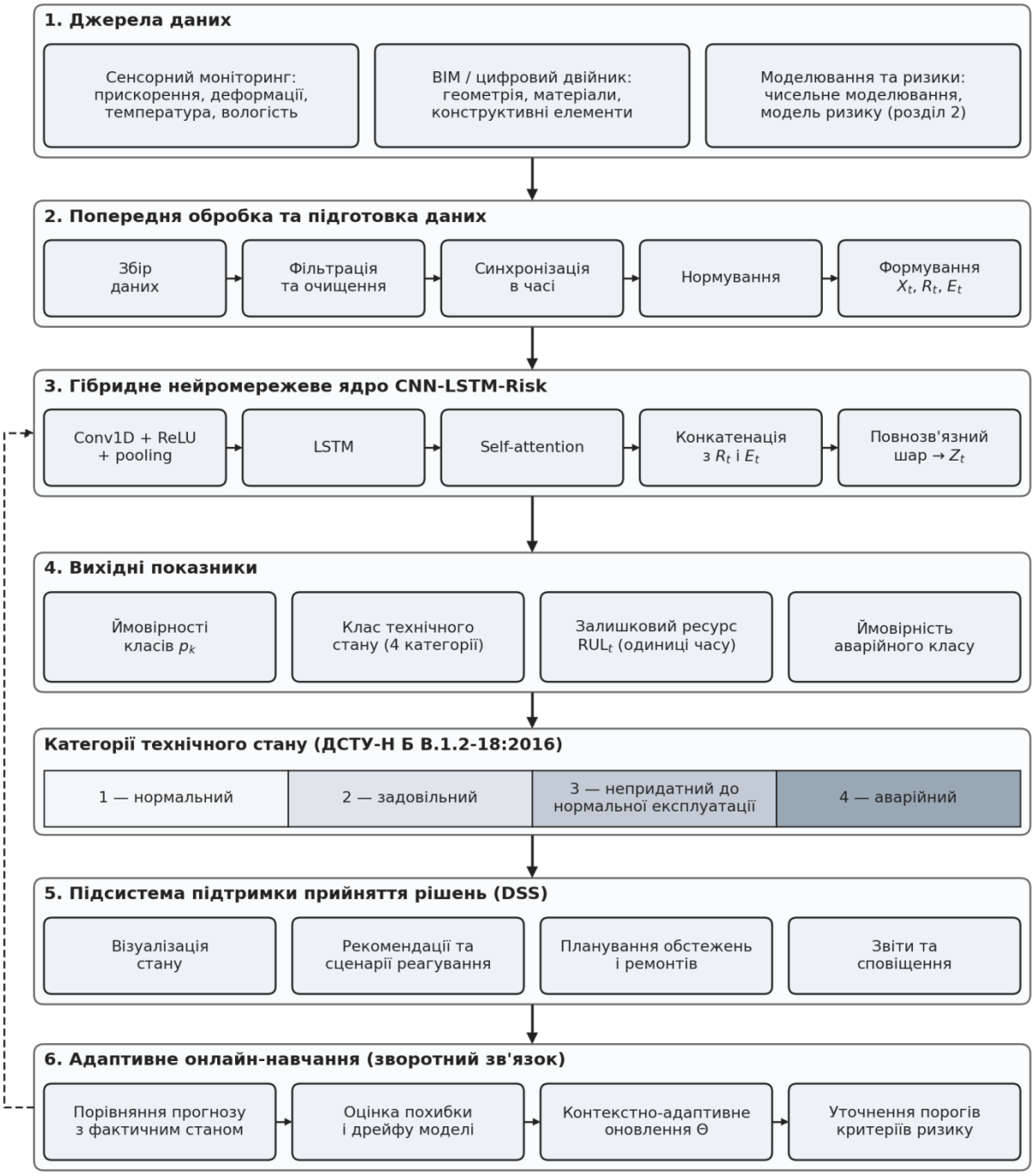



Рис. 3.5. Потік даних у гібридній нейромережевій системі прогнозної діагностики технічного стану будівельних конструкцій *(розроблено автором)*

Результатом функціонування системи є інтегральний профіль технічної безпеки, який включає розподіл ймовірностей чотирьох категорій технічного стану за ДСТУ-Н Б В.1.2-18:2016 [43] (нормальний; задовільний; непридатний до нормальної експлуатації; аварійний), ймовірність аварійного класу,

інтегральний показник ризику $R_t \in [0; 1]$ та прогноз залишкового ресурсу $RUL_t$, виражений в одиницях часу (роках). Отримані результати використовуються в підсистемі підтримки ухвалення рішень для формування сценаріїв реагування та адаптивного оновлення параметрів нейромережевої моделі в процесі експлуатації будівельного об’єкта.

У межах запропонованої архітектури обробка даних реалізується як послідовний обчислювальний конвеєр, у якому результати кожного етапу слугують 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 дає змогу оцінити ефективність використання гібридних моделей для прогнозування дефектів конструкцій. У таблиці 3.3 представлено порівняльний аналіз кількох архітектур із зазначенням конкретних джерел і сфер застосування, а в таблиці 3.3а — порівняння запропонованої моделі з відомими гібридними рішеннями. Це допомагає побачити сильні сторони кожного підходу та визначити можливі обмеження, які слід враховувати під час практичної реалізації.

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 адаптивного онлайн-навчання.

Таблиця 3.4

Приклади використання гібридних моделей у прогнозній діагностиці пошкоджень

| **Тип моделі** | **Об’єкт дослідження** | **Основна ідея** | **Переваги** | **Обмеження** | **Джерело** |
|---|---|---|---|---|---|
| CNN + рекурентна мережа | Мостова конструкція (бенчмарк Z24) | Об’єднання згорткових ознак сигналу з моделюванням часової динаміки | Вища точність ідентифікації пошкоджень, ніж у самих згорткових ознак | Складність налаштування | [90] |
| Паралельні 1D- і 2D-CNN | П’ятиповерхова сталева рама, 12 акселерометрів | Поєднання часових рядів прискорень із матрицею скалярних добутків сигналів | Точність 0,966, на ≥ 2 % вища за одногілкові мережі | Потреба у великій маркованій вибірці | [93] |
| Автоенкодери | Сигнали моніторингу конструкцій | Знешумлення, зниження розмірності та виявлення аномалій без міток | Робота у безнаглядному режимі | Менша інтерпретованість, потреба в порозі похибки реконструкції | [5; 89] |
| CNN + Transformer | Довгі часові ряди моніторингу | Використання самоуваги для довготривалих залежностей | Висока здатність до узагальнення | Велика обчислювальна вартість | [5; 94] |

*(складено автором за [5; 90; 93])*

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

Таблиця 3.5

Порівняння запропонованої моделі з відомими гібридними рішеннями прогнозної діагностики

| **Джерело** | **Архітектура** | **Об'єкт / задача** | **Ризик як вхідна ознака** | **Урахування вартості помилок** | **Кількісний результат** |
|---|---|---|---|---|---|
| [90] | CNN + рекурентна мережа | Міст Z24, ідентифікація пошкоджень | ні | Ні | вища точність, ніж у самих згорткових ознак |
| [93] | Паралельні 1D- і 2D-CNN | П'ятиповерхова сталева рама, 12 акселерометрів | ні | Ні | Точність 0,966; на ≥ 2 % вище за одногілкові мережі |
| [5] | Огляд CNN, LSTM/GRU, автокодувальників, трансформерів | Структурний моніторинг (огляд) | ні | Ні | — |
| [26] | Цифровий двійник + глибинне навчання | Моніторинг технічного стану | ні | Ні | — |
| Запропонована модель CNN-LSTM-Risk | Conv1D → LSTM → self-attention → об'єднання з $R_t$ і $E_t$ | П'ятиповерхова будівля, 4 категорії стану (імітаційне моделювання) | так | Так, зважена крос-ентропія (3.12) | Accuracy 0,856 ± 0,001; macro-F1 0,799 ± 0,002 |

Джерело: складено автором; показники запропонованої моделі розраховано автором (імітаційне моделювання на синтетичних даних, додаток В)

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 в підрозділі 2.3, де їх використовують 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 обсягами даних і значним рівнем невизначеності. Саме тому використання нейронних мереж, здатних навчатися на історичних і поточних даних, 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 нейромережі дають змогу виявляти деградацію на ранній стадії: зокрема, LSTM-мережі прогнозують залишковий ресурс авіаційних турбовентиляторних двигунів за багатоканальними даними датчиків (набір C-MAPSS) [99].

Наведена далі таблиця демонструє, у чому саме полягає перевага нейромережевих 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.

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 [5; 89].

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 ухвалення рішень функціонують як єдиний інтегрований інформаційно-аналітичний контур.

Таблиця 3.6

Порівняння традиційних методів та нейромережевих алгоритмів у системах моніторингу

| **Критерій** | **Традиційні методи (статистичні/експертні)** | **Нейромережеві 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 |

*(складено автором з урахуванням [5; 100])*

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. Лекун, Й. Бенжіо та Г. Хінтон узагальнили принципи глибинного навчання та ефективність згорткових мереж для даних із просторовою структурою [92], а Г. Хінтон зі співавторами запропонував швидкий алгоритм пошарового навчання глибинних мереж довіри [101]. Для задач моніторингу технічного стану особливого значення

набувають рекурентні мережі RNN, LSTM [67] та GRU [95], які забезпечують аналіз часової динаміки деградаційних процесів. У випадках багатовимірних сенсорних потоків доцільним є поєднання CNN і рекурентних мереж [5; 90], 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 3.7

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 |

*(складено автором за [67; 89; 92])*

Рисунок 3.6 дозволяє порівняти ефективність різних архітектур нейронних мереж у задачі класифікації технічного стану за результатами імітаційного моделювання на синтетичних даних (розбиття за будівлями, 5 незалежних запусків, тестова вибірка — 2400 вікон від 50 будівель; додаток В). Він демонструє, що моделі на ручних ознаках і базові рекурентні мережі мають

обмежену точність і не враховують повною мірою складної динаміки сенсорних сигналів.

Графік показує, що найвищу частку правильних рішень має запропонована модель CNN-LSTM-Risk — 0,856 ± 0,001 за macro-F1 0,799 ± 0,002; гібридна CNN-LSTM без ризик-модуля дає 0,693 ± 0,011 (macro-F1 0,519 ± 0,014), LSTM на сирих вікнах — 0,656 ± 0,009 (0,487 ± 0,004), багатошаровий перцептрон на ручних ознаках — 0,690 ± 0,002 (0,540 ± 0,011), гаусівський наївний баєс — 0,557 ± 0,000 (0,385 ± 0,000). Отже, самі лише рекурентні архітектури не забезпечують вищої точності, ніж запропонована модель, а вирішальним є врахування інтегрального профілю ризику як вхідної ознаки. Наведені значення отримано імітаційним моделюванням на синтетичних даних і потребують натурної верифікації.

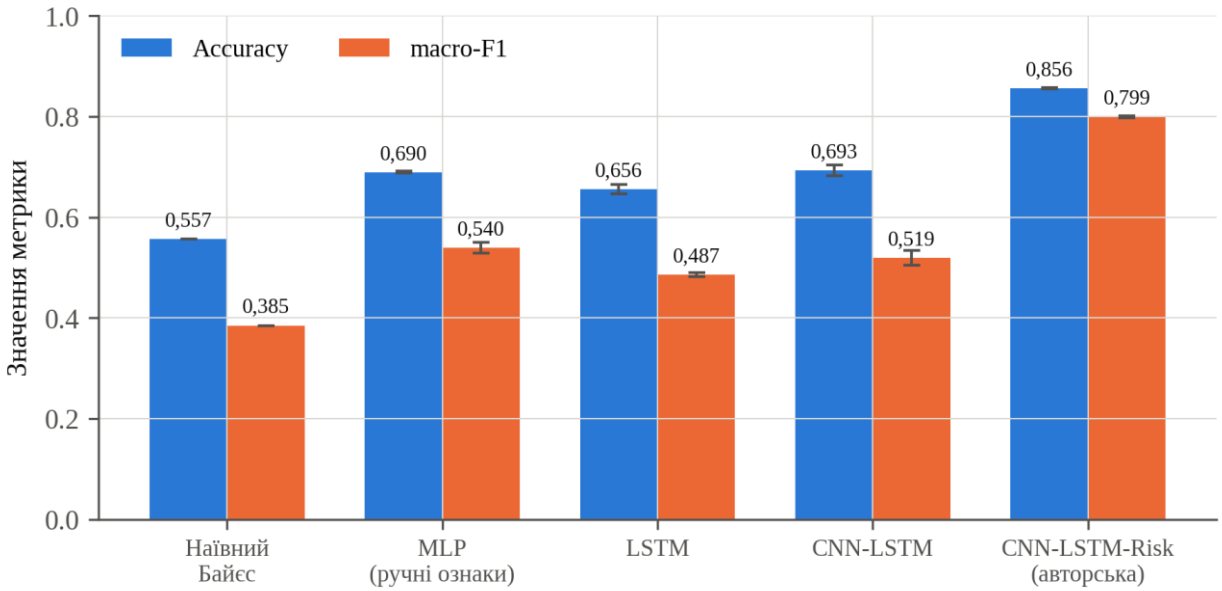



Рис. 3.6. Порівняння архітектур нейромереж за Accuracy і macro-F1 на однаковій тестовій вибірці імітаційного експерименту (середнє за 5 запусками, вуса — СКВ) *(розраховано автором)*

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.

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

Методичну основу аналізу послідовностей сенсорних даних становлять праці А. Грейвза з розмітки послідовностей рекурентними нейромережами [102], а адаптивного ухвалення рішень у змінному середовищі — праці Р. Саттона й А. Барто з навчання з підкріпленням [103]. Важливим напрямом є створення інтегрованих платформ, які б одночасно працювали з технічними даними, економічними показниками та управлінськими модулями, формуючи повноцінну систему моніторингу життєвого циклу об’єкта [104].

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

$$ICS = \langle S,\ \Sigma,\ E_c,\ N,\ R,\ DT,\ U\rangle, \quad S: t \to X, \quad \Sigma: X \to X_{\text{син}}, \quad E_c: X_{\text{син}} \to \widetilde{X},$$
$$N: \widetilde{X} \to Z, \quad R: \widetilde{X} \to [0;\ 1], \quad DT: Z \times BIM \to S_{\text{сц}}, \quad U: Z \times S_{\text{сц}} \to U \tag{3.16}$$

де S — сенсорна інфраструктура IoT-моніторингу, що формує багатоканальний запис X; Σ — рівень диспетчеризації (SCADA) і комунікації, який виконує збір, часову синхронізацію та передавання даних; $E_c$ — edge/cloud середовище попередньої обробки, результатом якого є нормований вхід $\widetilde{X}$; N — нейромережеве аналітичне ядро, що переводить $\widetilde{X}$ у латентний простір безпеки Z; R — ризик-аналітичний модуль, який за тим самим записом обчислює інтегральний показник ризику $R_t \in [0;\ 1]$; DT — цифровий двійник об’єкта, що разом із BIM-моделлю формує множину сценаріїв $S_{\text{сц}}$; U — контур підтримки ухвалення рішень, який за Z і $S_{\text{сц}}$ формує управлінське рішення. Позначення узгоджено з (3.7).

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, ризик-аналітичного модуля та BIM/Digital Twin-компонентів (рис. 3.7).

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

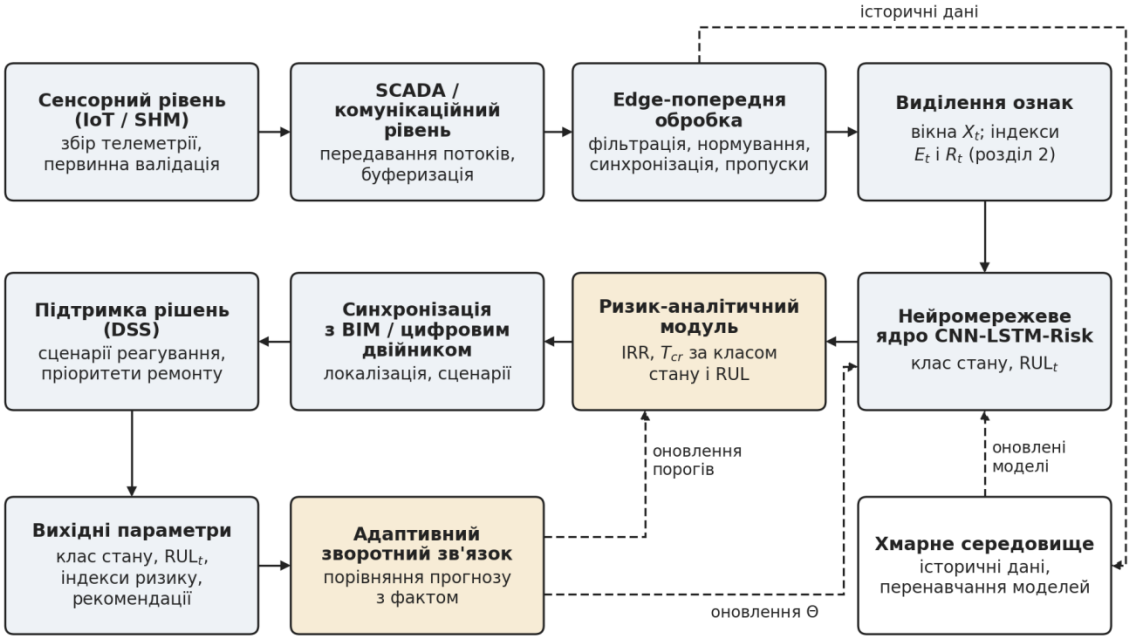



Рис. 3.7. Схема інтеграції нейромережевих алгоритмів у цифрову систему моніторингу технічного стану будівельних конструкцій *(розроблено автором)*

Інтеграція BIM/Digital Twin-компонентів дозволяє реалізувати просторово-орієнтований моніторинг та сценарне моделювання поведінки конструкції, а контур адаптивного зворотного зв'язку 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 надалі стають основою для навчання та прогнозування. Тут важливо правильно здійснити попередню обробку даних, адже без нормалізації, фільтрації та видалення шуму точність прогнозів суттєво знижується. Шуми, пропуски та викиди, спричинені несправністю чи пошкодженням сенсорів, належать до типових проблем даних структурного моніторингу [5], тому попередня обробка є обов'язковим етапом, а не допоміжною операцією.

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, що безперервно оновлюється на основі потоків сенсорних даних і результатів нейромережевого прогнозування. Це забезпечує двобічну синхронізацію між фізичним об'єктом і цифровим середовищем моніторингу [6; 24].

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:

$$M_t = \sum_{i=1}^{n} W_i \, \tilde{s}_i(t) + \Phi(DT_t), \quad \tilde{s}_i(t) = \text{clip}\left(\frac{S_i(t) - S_i^{\text{ном}}}{S_i^{\text{кр}} - S_i^{\text{ном}}};\ 0;\ 1\right), \quad \sum_{i=1}^{n} W_i = 1 \qquad (3.17)$$

де $M_t \in [-0{,}1;\ 1{,}1]$ — інтегрований безрозмірний показник моніторингу у момент часу t; $S_i(t)$ — виміряне значення і-го діагностичного показника; $S_i^{\text{ном}}$ і $S_i^{\text{кр}}$ — його нормативне та критичне значення, задані нормативним документом або калібруванням моделі, завдяки чому ознака $\tilde{s}_i(t)$ є безрозмірною і належить відрізку [0; 1]; $W_i$ — ваговий коефіцієнт значущості

показника, $\Sigma W_i = 1$; $\Phi(DT_t) \in [-0{,}1; 0{,}1]$ — безрозмірна поправка цифрового двійника, що враховує розбіжність між виміряною та модельованою реакцією конструкції за поточного сценарію експлуатації. Нормування усуває пряме додавання величин різної фізичної природи (прискорень, переміщень, температури), яке в ненормованій формі не має фізичного змісту.

Прикладом реалізації (3.17) є інтегральний показник ризику $R_t$ імітаційного експерименту (розділ 4, додаток В), у якому як нормовані ознаки використано відносні зсуви перших трьох власних частот після температурної компенсації, інтенсивність зовнішнього збудження та тенденцію зміни частот, а ваги прийнято $W = (0{,}45; 0{,}25; 0{,}10; 0{,}20)$, $\Sigma W_i = 1$. Обчислений за цією схемою показник має кореляцію 0,910 з фактичним рівнем деградації D і за класами технічного стану набуває середніх значень 0,113 (нормальний), 0,404 (задовільний), 0,732 (непридатний до нормальної експлуатації) та 0,871 (аварійний), тобто монотонно зростає зі зниженням рівня технічного стану.

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 нейромережевих алгоритмів і приклади застосувань. Це дозволяє побачити цілісну картину роботи інтегрованої системи та визначити практичні переваги для кожного рівня моніторингу.

Таблиця 3.8

Практичні механізми інтеграції нейромереж у цифрові системи моніторингу

| **Етап** | **Інструменти** | **Роль нейромереж** | **Приклад застосування** | **Результат** |
|---|---|---|---|---|
| Збір даних | IoT-сенсори, бездротові сенсорні мережі | — (сигнали формують сенсори) | Вимірювання прогинів перекриттів і вібрацій несучого каркаса | Потоки телеметрії |
| Первинна обробка | Фільтри, нормалізація, часова синхронізація | Автокодувальник для виявлення збоїв і дрейфу датчиків | Усунення шуму та пропусків у записах прискорень | Нормовані синхронізовані записи |
| Диспетчеризація | SCADA-комплекси | — (контроль виконують порогові правила) | Контроль перевищення допустимих прогинів і розкриття тріщин | Оперативний моніторинг параметрів |
| Інтелектуальний аналіз | Нейронні мережі (CNN, LSTM, self-attention) | Виділення ознак, класифікація стану, прогноз деградації | Класифікація технічного стану несучого каркаса будівлі | Клас стану, показник ризику, прогноз залишкового ресурсу |
| Моделювання | Цифровий двійник, BIM-модель | Постачання прогнозних параметрів для сценаріїв | Віртуальна модель каркаса багатоповерхової будівлі | Сценарне моделювання |

*(розроблено автором на основі [100])*

Практичні механізми інтеграції нейромереж у цифрові платформи моніторингу будуються на взаємодії сенсорних систем, обчислювальних комплексів і аналітичних модулів. На першому рівні працюють IoT-сенсори, які збирають дані про вібрацію, температуру, навантаження та інші технічні параметри. Далі ці дані потрапляють у SCADA-комплекси, де здійснюється первинна обробка та контроль у режимі реального часу [100]. У межах запропонованої архітектури процес інтеграції реалізується як багаторівневий потік даних:

сенсорний рівень → диспетчеризація й синхронізація (SCADA) → попередня обробка на edge-рівні → виділення ознак → нейромережевий висновок → аналіз ризику → синхронізація з цифровим двійником → підтримка ухвалення рішень (рис. 3.7). 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.

На наступному рівні нейромережеві алгоритми аналізують великі масиви даних, виявляють приховані закономірності та формують прогнози щодо можливих відмов або відхилень. Завершальним етапом є цифрові двійники, які відтворюють у віртуальному середовищі поведінку реальних об’єктів і дають змогу 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 разі неповноти або деградації сенсорних потоків.

Отже, інтеграція нейромережевих алгоритмів у цифрові системи моніторингу формує середовище Adaptive Cyber-Physical System для підтримки експлуатаційної безпеки будівельних конструкцій. Запропонований підхід забезпечує поєднання мультимодальних сенсорних потоків, нейромережевого прогнозування, синхронізації Digital Twin і ризик-чутливого аналізу в межах єдиного цифрового контуру моніторингу.

Особливістю запропонованого підходу є інтегрована архітектура адаптивної кіберфізичної системи (Adaptive Cyber-Physical System) моніторингу, яка поєднує мультимодальні сенсорні потоки, нейромережеве

прогнозування, синхронізацію Digital Twin, ризик-чутливий аналіз та контур адаптивного зворотного зв'язку в межах єдиного цифрового контуру підтримки експлуатаційної безпеки будівельних конструкцій.

На відміну від традиційних систем диспетчеризації, запропонована архітектура Adaptive Cyber-Physical реалізує безперервний цикл мультимодального моніторингу, нейромережевого прогнозування, синхронізації Digital Twin і ризик-чутливого аналізу для підтримки ухвалення рішень в реальному часі.

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 архітектури Adaptive Cyber-Physical System для 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 ухвалення 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 та вологості, систем відеоспостереження та супутникової навігації. Усі ці відомості в 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 та 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: сенсорний збір → диспетчеризація й синхронізація (SCADA) → попередня обробка на edge-рівні → виділення ознак → нейромережевий висновок → аналіз ризику → синхронізація з цифровим двійником → підтримка ухвалення рішень.

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

Важливою особливістю є модульність архітектури, що дозволяє розширювати функціональні можливості залежно від масштабів і 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.

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 для візуалізації результатів. У процесі апробації аналізувалися потоки даних про деформації, температурні режими, вібраційні характеристики та експлуатаційні навантаження будівельних конструкцій.

Натурних даних тривалого моніторингу будівель авторові не було доступно, тому апробацію виконано як імітаційне моделювання на синтетичних даних, згенерованих фізичною моделлю будівлі. Об’єктом моделювання є п’ятиповерхова каркасна будівля, подана моделлю зсувного типу з п’ятьма ступенями вільності (маса поверху $2{,}0\cdot10^5$ кг, початкова жорсткість поверху $3{,}5\cdot10^8$ Н/м, релеївське демпфування 5 % для 1-ї та 3-ї форм, власні частоти номінальної будівлі 1,90; 5,53; 8,72; 11,20 і 12,78 Гц). Одиницею вибірки є вікно з 256 відліків (5,12 с) восьми каналів: п’ять абсолютних прискорень поверхів (м/с²), два міжповерхові дрейфи (мм) і температура (°C); частота дискретизації — 50 Гц, тривалість сеансу — 600 с, на кожну будівлю припадає 48 сеансів (кожні два місяці протягом 8 років).

Пошкодження задавалися зниженням жорсткості окремих поверхів за чотирма сценаріями (стабільний, лінійний, прискорений, раптовий), а клас технічного стану визначався за максимальним відносним зниженням жорсткості $D = \max_i(1 - k_i/k_0)$ за порогами імітаційної моделі, узгодженими з чотирма категоріями ДСТУ-Н Б В.1.2-18:2016 [43]: нормальний — $D < 0{,}05$; задовільний — $0{,}05 \le D < 0{,}15$; непридатний до нормальної експлуатації — $0{,}15 \le D < 0{,}30$; аварійний — $D \ge 0{,}30$. Мітки формуються за фактичним модельним станом конструкції, а не за обчисленим показником ризику, тому витоку цільової змінної немає. У дані свідомо внесено неповноту й асинхронність: вимкнення одного випадкового каналу на весь сеанс з імовірністю 0,1, пропуск сегмента з 20–80 відліків у вікні з імовірністю 0,1, незалежний зсув кожного каналу на −2…+2 відліки (±40 мс) та шум вимірювань на рівні 5% від середньоквадратичного значення; частка недоступних каналів у тестовій вибірці становить 1,5 %.

Загальний обсяг вибірки — 15 360 вікон від 200 будівель; розбиття виконано за будівлями, без перетину об’єктів між вибірками: навчальна — 11 520 вікон від 120 будівель, валідаційна — 1 440 вікон від 30 будівель, тестова — 2 400 вікон від 50 будівель. Розподіл класів у тестовій вибірці: 1 141 / 295 / 412 / 552 вікна, тобто 47,5 / 12,3 / 17,2 / 23,0 %. Зерно генератора даних —

20260917; нейромережеві моделі навчалися з п’яти незалежних початкових значень генератора випадкових чисел (зерна 0–4), і всі результати наведено як середнє ± середньоквадратичне відхилення за кожним запуском. Детальний паспорт набору даних, перелік гіперпараметрів (розміри шарів, крок навчання, коефіцієнти $\lambda_1$, $\lambda_3$, $\kappa$, $\gamma_R$, $\beta$, розмір пакета, кількість епох і критерій ранньої зупинки) та структуру моделі наведено в табл. 4.4 і 4.6 розділу 4 та в табл. 3.3, а програмний код і вихідні дані — у додатку В.

Оскільки дані є синтетичними, отримані числові значення характеризують працездатність запропонованих алгоритмів у контрольованих умовах і не можуть безпосередньо переноситися на реальні будівлі: потрібна натурна верифікація з повторним навчанням моделі та калібруванням ризик-аналітичного ядра за результатами обстеження конкретного об’єкта.

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

Слід зазначити, що експериментальна апробація програмно-апаратних рішень відкриває нові можливості для розвитку технологій інтелектуального супроводу. Вона дозволяє не лише перевіряти правильність алгоритмів, а 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 цього напряму 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 за змінних експлуатаційних умов.

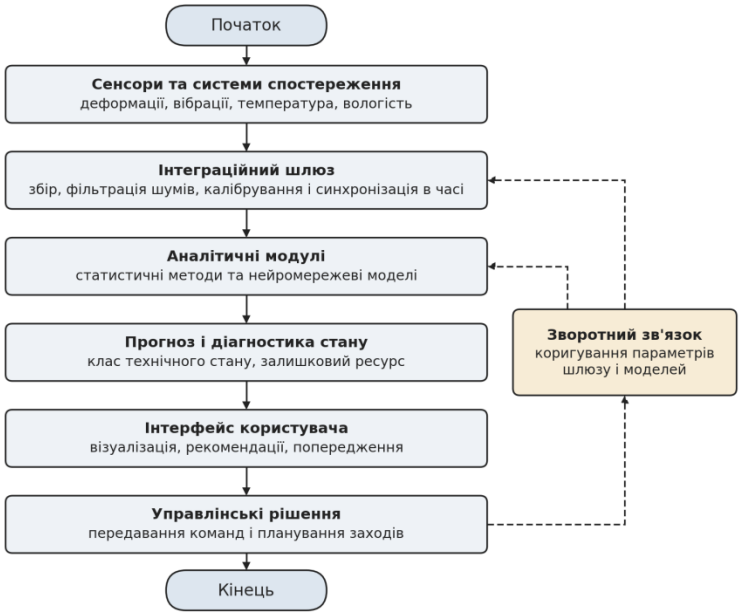



Рис. 3.8. Логіка функціонування програмно-апаратної моделі інтелектуального супроводу об’єктів і формування єдиного інформаційно-аналітичного середовища *(розроблено автором)*

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

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

Наукові підходи до опису архітектурних рішень у системах інтелектуального супроводу об’єктів значною мірою ґрунтуються на роботах М. Грівза, який запровадив концепцію цифрового двійника [24; 105]. 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:

$$I_{adapt} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\frac{a_1 Q_t + a_2 A_t}{1 + a_3 L_t / L_{max}} \tag{3.18}$$

де $Q_t \in [0; 1]$ – нормований показник якості даних, отриманих сенсорами у момент часу t (частка доступних і достовірних каналів); $A_t \in [0; 1]$ – точність прогнозних моделей (частка правильних рішень); позначення A замість R прийнято, щоб уникнути конфлікту з показником ризику R(t) у (2.17), (2.23) і (4.20)–(4.22); $L_t$ – латентність обробки сигналу, нормована на гранично допустиму латентність $L_{max}$ (для потокового оброблення – тривалість вікна аналізу), тому відношення $L_{t/Lmax}$ безрозмірне; $a_1 + a_2 = 1$ і $a_3 > 0$ – вагові коефіцієнти, що відображають архітектурні пріоритети; T – кількість часових інтервалів аналізу. За такого нормування $I_{adapt} \in [0; 1]$ і є порівнюваним між системами.

Ця функція дозволяє оцінити баланс між швидкістю обробки, точністю прогнозів і якістю даних, тим самим визначаючи інтегральну ефективність архітектури. Для умов імітаційного експерименту (розділ 4, додаток В) Q = 0,985 (частка доступних каналів у тестовій вибірці), A = 0,856 (частка правильних рішень моделі CNN-LSTM-Risk), а сумарна латентність становить 1,49 мс на вікно для нейромережевого модуля та 3,19 мс на 600-секундний запис для ризик-модуля, тобто L = 4,68 мс за $L_{max}$ = 5120 мс (тривалість вікна 5,12 с); за $a_1 = a_2 = 0{,}5$ і $a_3 = 1$ отримуємо $I_{adapt} = 0{,}920$.

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 надходять із великим розкидом у часі. Тому у практиці експериментальних реалізацій доцільно використовувати коефіцієнт синхронізації потоків даних.

Коефіцієнт узгодженості потоків даних:

$$C_{sync} = \max\left\{0;\ 1 - \frac{\max\limits_{i=1,\ldots,n} |\tau_i - \bar{\tau}|}{\tau_{\text{доп}}}\right\} \tag{3.19}$$

де $\tau_i$ – час затримки і-го сенсора; $\bar{\tau}$ – середній час затримки усіх n сенсорів; $\tau_{доп}$ – допустиме розсинхронізування, задане для конкретної задачі (за замовчуванням – період дискретизації $\Delta t$). На відміну від нормування на середню затримку, показник (3.19) залежить лише від розкиду затримок, а не від їх спільної складової, не набуває від'ємних значень і не має особливості при $\bar{\tau} = 0$.

Значення $C_{sync} \in [0; 1]$, причому одиниця відповідає повній узгодженості роботи сенсорних елементів, а нуль — розсинхронізації, що перевищує допуск; прийнятним для потокового оброблення вважається $C_{sync} \geq 0{,}8$. Наприклад, за $\tau_{доп} = 20$ мс набори затримок $\tau = (1; 3)$ мс і $\tau = (1001; 1003)$ мс дають однакове значення $C_{sync} = 0{,}90$, оскільки взаємний зсув в обох випадках становить 2 мс. У синтетичних даних імітаційного експерименту зсуви каналів досягають ±2 відліків (±40 мс) за $\Delta t = 20$ мс, тобто $C_{sync} = 0$ за допуску $\tau_{доп} = \Delta t$; стійкість до такої асинхронності забезпечено не синхронізацією, а аугментацією навчальної вибірки часовими зсувами каналів (одна зі стратегій адаптивного багатостратегічного навчання), результат чого відображено в табл. 3.9.

Третім ключовим параметром архітектури є її стійкість до відмов апаратних компонентів. Для оцінювання цього аспекту у технічних дослідженнях використовують показники надійності апаратної частини.

Ймовірність безвідмовної роботи апаратної частини

$$P_s(t_0) = \prod_{j=1}^{m} \left[1 - p_j(t_0)\right] \tag{3.20}$$

де $p_j(t_0)$ – ймовірність відмови j-го критичного апаратного компонента протягом заданого інтервалу напрацювання $t_0$; m – кількість критичних компонентів. Вираз (3.20) відповідає послідовній (з погляду надійності) системі з незалежними відмовами компонентів, тобто системі без резервування.

Цей показник дозволяє кількісно оцінити надійність архітектури, оскільки навіть невелике зростання ймовірності відмови окремих сенсорів може істотно знизити ймовірність безвідмовної роботи системи; вираз (3.20) є класичною формулою ймовірності безвідмовної роботи послідовної системи з

незалежними відмовами компонентів [106]. Для архітектур із резервуванням сенсорів показник слід обчислювати за структурною функцією системи «k з n» [56].

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.

Таблиця 3.9

Показники за сценаріями експлуатації (імітаційне моделювання, 5 запусків, середнє ± СКВ)

| **Сценарій** | **Accuracy CNN-LSTM-Risk** | **macro-F1 CNN-LSTM-Risk** | **Accuracy CNN-LSTM** | **Accuracy порогового класифікатора за $R_t$** |
|---|---|---|---|---|
| Базова тестова вибірка | 0,856 ± 0,001 | 0,799 ± 0,002 | 0,693 ± 0,011 | 0,794 ± 0,000 |
| Додатково вимкнено 1 канал | 0,840 ± 0,007 | 0,777 ± 0,007 | 0,626 ± 0,018 | 0,783 ± 0,000 |
| Додатково вимкнено 2 канали | 0,820 ± 0,012 | 0,753 ± 0,012 | 0,527 ± 0,021 | 0,770 ± 0,000 |
| Додатковий шум, SNR 20 дБ | 0,855 ± 0,002 | 0,798 ± 0,003 | 0,689 ± 0,011 | 0,795 ± 0,000 |
| Додатковий шум, SNR 10 дБ | 0,852 ± 0,004 | 0,796 ± 0,005 | 0,638 ± 0,011 | 0,787 ± 0,000 |
| Додатковий шум, SNR 5 дБ | 0,844 ± 0,011 | 0,787 ± 0,011 | 0,554 ± 0,011 | 0,780 ± 0,000 |

Джерело: розраховано автором (імітаційне моделювання на синтетичних даних, додаток В; 5 незалежних запусків, тестова вибірка — 2400 вікон із 50 будівель, що не використовувались у навчанні)

Для кожного сценарію оцінювалися частка правильних рішень (Accuracy), macro-F1, латентність обробки та стійкість до шумів; отримані

значення наведено в табл. 3.9. Сценарії неповноти й зашумлення моделювалися додатковим вимкненням одного або двох каналів і додаванням шуму з відношенням сигнал/шум 20, 10 і 5 дБ, які діяли як на вікно аналізу, так і на 600-секундний запис, з якого обчислюється показник ризику.

Окремо оцінювалася uncertainty-aware складова прогнозування, яка визначала рівень достовірності отриманих результатів залежно від повноти сенсорних потоків і стабільності вхідних даних. Це дозволило знизити ризик ухвалення помилкових управлінських рішень в умовах неповноти або деградації інформації.

Також важливо 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, а й фактором, що визначає швидкість і точність роботи всієї системи.

Щоб систематизувати наведене, подамо таблицю 3.7, яка містить характеристику основних архітектурних рівнів.

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 ($I_{adapt}$, $C_{sync}$, $P_s$) 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, а й обмеження моделі, що критично важливо для її подальшого масштабування у складних середовищах.

Таблиця 3.10

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 | Ухвалення рішень, оптимізація управління | Зручність користування, швидкість реакції | Latency/synchronization |

*(розроблено автором)*

Експериментальна апробація програмно-апаратних моделей супроводу об’єктів відкриває можливість не лише протестувати роботу окремих компонентів, а 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 в програмні модулі, зазвичай базуються на нейронних мережах, регресійних моделях, алгоритмах класифікації та методах аналізу часових рядів. Проте їхня робота в реальних умовах значно відрізняється від лабораторних випробувань через наявність шуму, асинхронність потоків даних і нестабільність зовнішніх факторів. Саме тому апробація в експериментальних умовах є базовим етапом, що дозволяє коригувати математичні моделі, удосконалювати архітектуру нейронних мереж і формувати адаптивні механізми для зниження похибки [5; 23].

Для моделей машинного навчання дані спостережень формують основу навчальної вибірки [89]. Це означає, що алгоритм стає точнішим не за рахунок абстрактних припущень, а завдяки аналізу реальних інформаційних масивів. У цьому контексті велике значення має механізм постійного навчання (continuous learning), коли алгоритм оновлює свої вагові коефіцієнти в процесі

надходження нових сигналів, адаптуючись до зміни залежності між вхідними даними та цільовою змінною (concept drift) [107].

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

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3.21)$$

де $y_i$ — фактичне значення параметра, $\hat{y}_i$ — прогнозоване значення, n — кількість спостережень; (3.21) — стандартний показник середньоквадратичної похибки [89].

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

Формула 3.17 – Коефіцієнт детермінації

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2} \quad (3.22)$$

де уі та ŷі — фактичні та прогнозні значення; ȳ — середнє значення фактичних даних; (3.22) — класичний коефіцієнт детермінації [66].

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

Коефіцієнт стабільності прогнозу

$$S_{stab} = \frac{1}{1+V_e}, \quad V_e = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\frac{|\varepsilon_t - \bar{\varepsilon}|}{\bar{\varepsilon}}, \quad \varepsilon_t = |y_t - \hat{y}_t| \quad (3.23)$$

де $\varepsilon_t$ – модуль похибки прогнозу в момент часу t; $\bar{\varepsilon}$ – середнє значення модуля похибки за весь період T; $V_e$ – відносне середнє відхилення похибки, тобто міра її мінливості. Модуль похибки береться навмисно: для незміщеної моделі середнє значення знакозмінної похибки прямує до нуля, і показник втратив би сенс. За такого означення $S_{stab} \in (0; 1]$, причому більше значення відповідає стабільнішому прогнозу: $S_{stab} = 1$ за сталої за модулем похибки і зменшується зі зростанням її мінливості.

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; стратегії виявлення дрейфу даних і перенавчання моделей систематизовано в [107].

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

Таблиця 3.11

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, Баєсові мережі | Варіативність прогнозів, управління ризиками | Оцінювання невизначеності та ризику критичних станів | Чутливість до параметрів апріорних розподілів |

*(складено автором)*

Важливим аналітичним інструментом є графічне відображення похибки до та після впровадження ризик-модуля та адаптивних механізмів навчання. На рисунку 3.9 показано похибку класифікації технічного стану за сценаріями

експлуатації та похибку прогнозу залишкового ресурсу для базової гібридної моделі CNN-LSTM і запропонованої моделі CNN-LSTM-Risk (імітаційне моделювання, 5 запусків, середнє ± СКВ).

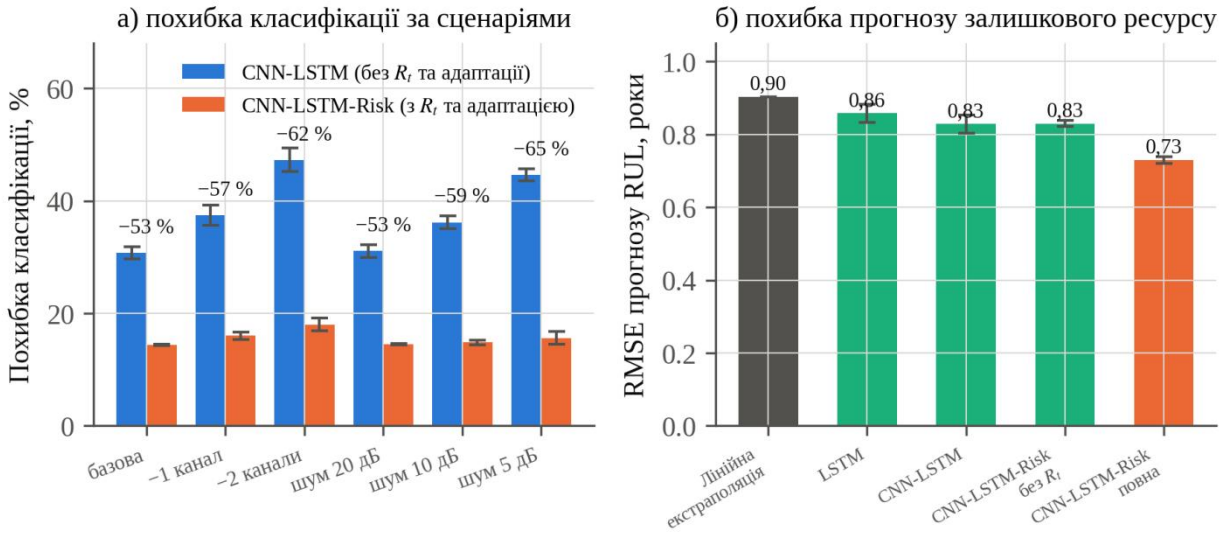



Рис. 3.9. Похибка класифікації за сценаріями експлуатації та похибка прогнозу залишкового ресурсу до і після впровадження ризик-модуля та адаптивних механізмів навчання (імітаційне моделювання, 5 запусків, середнє ± СКВ) *(розраховано автором)*

Аналіз результатів імітаційного моделювання показав, що найбільше зниження похибки дає поєднання згорткових і рекурентних шарів із ризик-аналітичним модулем та навчанням з урахуванням вартості помилок. Похибка класифікації на базовій тестовій вибірці зменшується з 30,7 % (CNN-LSTM без ризик-модуля та адаптивних механізмів) до 14,4 % (CNN-LSTM-Risk), тобто на 53 %; за двох додатково вимкнених каналів — з 47,3 % до 18,0 % (на 62 %), за додаткового шуму з відношенням сигнал/шум 5 дБ — з 44,6 % до 15,6 % (на 65 %). Динаміку навчання трьох архітектур наведено на рис. 3.10: ознак перенавчання не виявлено, середня епоха ранньої зупинки за macro-F1 на валідаційній вибірці — 17.

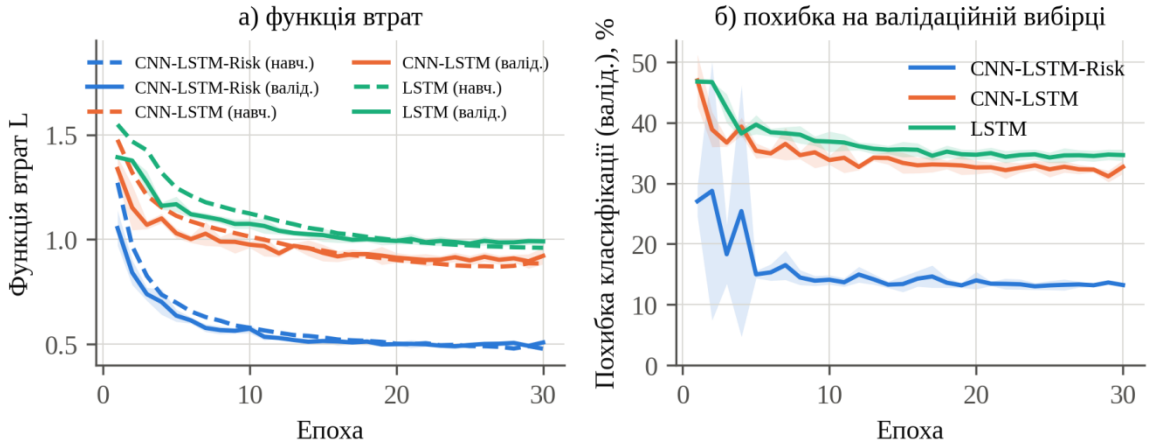



Рис. 3.10. Криві навчання трьох архітектур (CNN-LSTM-Risk, CNN-LSTM, LSTM) на синтетичних даних: функція втрат і похибка класифікації на валідаційній вибірці (5 запусків, середнє ± СКВ) *(розраховано автором)*

Порівняльний аналіз до та після впровадження адаптивних механізмів також показав зниження похибки прогнозу залишкового ресурсу: середньоквадратична похибка зменшується з 0,90 року для лінійної екстраполяції тенденції власних частот і 0,83 року для CNN-LSTM до 0,73 року для запропонованої моделі (схема з обмеженням горизонтом H = 3 роки), а C-індекс зростає з 0,754 до 0,776 ± 0,011.

Ефект адаптивного багатостратегічного навчання проявляється не на незбурених даних, а в умовах неповноти: за одного додатково вимкненого каналу частка правильних рішень становить 0,840 ± 0,007 проти 0,830 ± 0,006 для варіанта без цього механізму, за двох каналів — 0,820 ± 0,012 проти 0,802 ± 0,012 (табл. 3.9). Наголосимо, що всі наведені числа отримано імітаційним моделюванням на синтетичних даних (додаток В) і вони не є результатом натурних вимірювань.

Таким чином, експериментальна апробація є інструментом, що переводить алгоритми зі сфери абстрактної математичної моделі в практичну систему управління. Вона дозволяє одночасно вдосконалювати параметри прогнозування, знижувати похибку та забезпечувати стійкість результатів у динамічних умовах. Без перевірки на даних, що відтворюють змінні умови

експлуатації, алгоритми залишаються надто спрощеними і нездатними відтворити складність об’єктного середовища [5; 23].

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 на структуровану форму, здійснюють аналіз, прогнозування та формують рекомендації. 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 і 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 і 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, агрегувати й стискати їх та синхронізувати в часі [108]. 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.

Логіку взаємодії різних компонентів інтегрованої системи наведено на рис. 3.8, який показує поетапний рух даних від моменту їхнього збору сенсорами до формування управлінських рішень.

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

Важливо зазначити, що інтеграція сенсорів, програм та інтерфейсів підвищує прозорість управління. У єдиному середовищі зникає потреба у використанні розрізнених систем, які часто є між собою несумісними. Це не лише оптимізує витрати, а й сприяє формуванню стійкої цифрової екосистеми супроводу об’єктів.

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 внесок у побудову єдиного інформаційно-аналітичного середовища супроводу об’єктів, забезпечуючи перехід від «сирих» даних до практично корисних управлінських рішень.

Особливістю запропонованої експериментальної реалізації є програмно-апаратна модель адаптивної кіберфізичної системи моніторингу, яка інтегрує мультимодальні сенсорні потоки, edge/cloud обчислювальне середовище, ризик-чутливе нейромережеве прогнозування, Digital Twin-синхронізацію та контур адаптивного зворотного зв'язку у межах єдиного інформаційно-аналітичного контуру підтримки експлуатаційної безпеки будівельних конструкцій.

Таблиця 3.12

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 ухвалення рішень | Доступність і зручність використання |

*(розроблено автором)*

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

Інтеграція IoT-сенсорів, edge/cloud обчислювального середовища, ризик-чутливого нейромережевого прогнозування та цифрового двійника-синхронізації забезпечила формування інтелектуального середовища на ґрунті штучного інтелекту — середовища проактивного моніторингу технічного стану будівельних конструкцій у режимі реального часу.

Основні результати розділу опубліковано в працях автора [28; 109].

**Висновки до 3-го розділу**

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

У підрозділі 3.1 проаналізовано сучасні архітектури нейронних мереж для прогнозної діагностики пошкоджень, зокрема CNN, RNN, LSTM/GRU, Transformer та автоенкодерні моделі. Встановлено, що найбільш ефективним

підходом для задач моніторингу будівельних конструкцій є використання гібридних нейромережевих архітектур, здатних одночасно аналізувати просторові, часові та мультифакторні потоки даних. Запропоновано авторську адаптивну нейромережеву архітектуру CNN-LSTM-Risk із послідовною топологією (Conv1D → LSTM → self-attention → об'єднання з профілем ризику й контекстом експлуатації → повнозв'язний шар → голови класифікації та прогнозу залишкового ресурсу; табл. 3.3), яка поєднує виділення ознак сигналу, прогнозування деградаційних процесів, навчання з урахуванням вартості помилок та адаптивне онлайн-навчання 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 ризик-чутливими компонентами;

– механізми Adaptive Online Learning;

– моделі формування Latent Safety Space ;

– інтегровану структуру багаторівневого нейромережевого контуру прогнозної діагностики.

Запропоновано формальне означення латентного простору безпеки (3.14) та критерій передкритичного стану за відстанню Махаланобіса. Імітаційне моделювання (додаток В) показало, що ця відстань відокремлює ненормальні стани з площею під ROC-кривою 0,984, а за порогом 95-го перцентиля навчального розподілу забезпечує повноту виявлення 0,929 за частки хибних тривог 0,051. Це кількісно підтверджує можливість ранньої ідентифікації передкритичних станів у латентному просторі ознак; результат стосується синтетичних даних і потребує натурної верифікації.

Досліджено механізми інтеграції нейромережевих алгоритмів у цифрові системи моніторингу технічного стану. Встановлено, що поєднання IoT-сенсорів, SCADA-комплексів, edge/cloud-середовища, BIM/цифрового

двійника-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 адаптивного оновлення параметрів моніторингу у режимі реального часу.

Визначено, що інтеграція нейромережевих алгоритмів із Digital Twin-компонентами дає змогу реалізувати двобічну синхронізацію 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 архітектуру Adaptive Cyber-Physical System, 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 для підтримки ухвалення рішень.

Запропоновано систему математичних показників оцінювання ефективності архітектури, зокрема:

– індекс адаптивності системи;

– коефіцієнт синхронізації потоків даних;

– ймовірність безвідмовної роботи апаратної частини;

– показники точності прогнозування та стабільності моделей.

Імітаційне моделювання на синтетичних даних (додаток В) підтвердило, що використання адаптивного контуру зворотного зв’язку, навчання з урахуванням вартості помилок і гібридної нейромережевої архітектури з ризик-модулем забезпечує:– частку правильних рішень 0,856 ± 0,001 і macro-F1 0,799 ± 0,002 для чотирьох категорій технічного стану за ДСТУ-Н Б В.1.2-18:2016;– зниження похибки класифікації з 30,7% до 14,4% (на 53%), а за двох недоступних каналів — з 47,3% до 18,0% (на 62%);– повноту виявлення аварійного стану 0,914 ± 0,011 за площі під ROC-кривою 0,975 ± 0,001 і к Коена

0,788 ± 0,002;– зниження середньоквадратичної похибки прогнозу залишкового ресурсу з 0,90 до 0,73 року порівняно з екстраполяцією тенденції власних частот (C-індекс 0,776 ± 0,011);– збереження точності 0,820 ± 0,012 за двох недоступних каналів і 0,844 ± 0,011 за додаткового шуму 5 дБ проти 0,527 ± 0,021 і 0,554 ± 0,011 у базової моделі CNN-LSTM;– обробку одного вікна моніторингу за 1,49 мс на одному ядрі центрального процесора. Водночас перевага над багатошаровим перцептроном, доповненим профілем ризику, на незбурених даних статистично не доведена (критерій Мак-Немара, p = 0,936), а внески self-attention і адаптивних механізмів є малими; наведені значення отримано на синтетичних даних і потребують натурної верифікації.

Наукову новизну розділу конкретизовано у підрозділі 3.1: удосконалено функцію втрат нейромережевої моделі діагностики (3.11)–(3.12) шляхом вагування помилок одночасно за критичністю класу технічного стану й поточним рівнем ризику; набуло подальшого розвитку правило контекстно-адаптивного оновлення параметрів (3.8)–(3.10), у якому крок навчання монотонно зростає з рівнем ризику, залишаючись обмеженим, і зменшується зі зниженням достовірності даних; уперше для задачі моніторингу технічної стійкості будівель інтегральний показник ризику та контекст експлуатації використано як вхідні ознаки нейромережевої моделі, що формують спільний латентний простір безпеки (3.14) для класифікації технічного стану й прогнозування залишкового ресурсу. Кількісне підтвердження — абляційний експеримент і показники, наведені вище.

Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості створення інтелектуальних систем на основі штучного інтелекту, проактивного моніторингу технічного стану будівельних конструкцій, здатних здійснювати раннє виявлення деградаційних процесів, прогнозування критичних станів та підтримку ухвалення 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. Загальну схему використання нейромережевої системи для діагностики технічного стану будівель наведено на рис. 4.1.

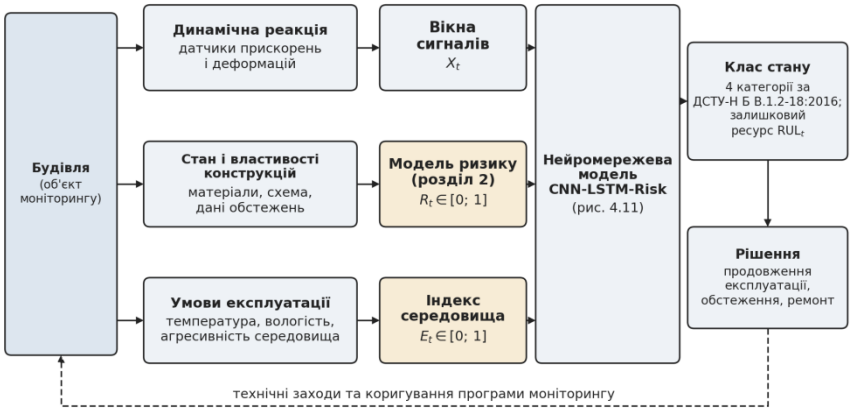



Рис. 4.1. Схема використання системи діагностики технічного стану будівель на рівні нейронних мереж *(розроблено автором)*

У межах даного дослідження особливий інтерес становлять не загальні властивості нейронних мереж, а їхня здатність працювати з багатофакторними 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 показників аналізу ризиків.

На відміну від традиційних систем діагностики, у цьому 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 багатофакторного 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 навести 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 у побудові моделі та підвищити її практичну цінність. Перелік завдань та очікуваних результатів наведено в табл. 4.1.

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 об’єднує дані сенсорів, характеристики матеріалів і експлуатаційні дані |
| 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)*

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 Xt — вектор моніторингових параметрів; Rt — інтегральний показник (індекс) ризику, обчислений за мультифакторною моделлю (2.24) розділу 2: безрозмірна скалярна величина $Rt \in [0; 1]$; Et — інтегральний індекс умов експлуатації (нормована зважена згортка параметрів експлуатаційного середовища), $Et \in [0; 1]$; $Yt+\Delta t$ — прогнозований технічний стан конструкції через інтервал часу $\Delta t$; F — нелінійна функція, що апроксимується нейромережевою моделлю.

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.

Побудову функції F подають як задачу мінімізації середніх втрат на навчальній вибірці:

$$F^* = \operatorname{argmin}_F \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} L\left(Y_i,\ F(X_i,\ R_i,\ E_i)\right) \qquad (4.2)$$

де L — функція втрат; N — обсяг навчальної вибірки; ($X_i$, $R_i$, $E_i$) та $Y_i$ — вхідні дані й фактичний стан і-го прикладу; F* — оптимальна апроксимація, що реалізується нейромережевою моделлю.

На відміну від класичних підходів, запропонована модель використовує інтегральний показник ризику $Rt \in [0; 1]$, обчислений за мультифакторною моделлю (2.24) розділу 2 з виміряних сигналів, 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 сягати десятків або навіть сотень. Водночас кожна змінна може впливати на

інші, формуючи складні залежності, які практично неможливо описати простими рівняннями.

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 і вплив мікровібрацій. Кожен із факторів можна подати як змінну, а сукупність їхнього 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, що точно передбачає ймовірність появи пошкоджень [110].

Ще однією важливою характеристикою таких задач є їх стохастичність, адже наявні дані завжди містять похибки вимірювань, шумові впливи або неповні відомості про умови експлуатації. 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. Послідовність стадій формування нейромережевої моделі показана на рис. 4.2.

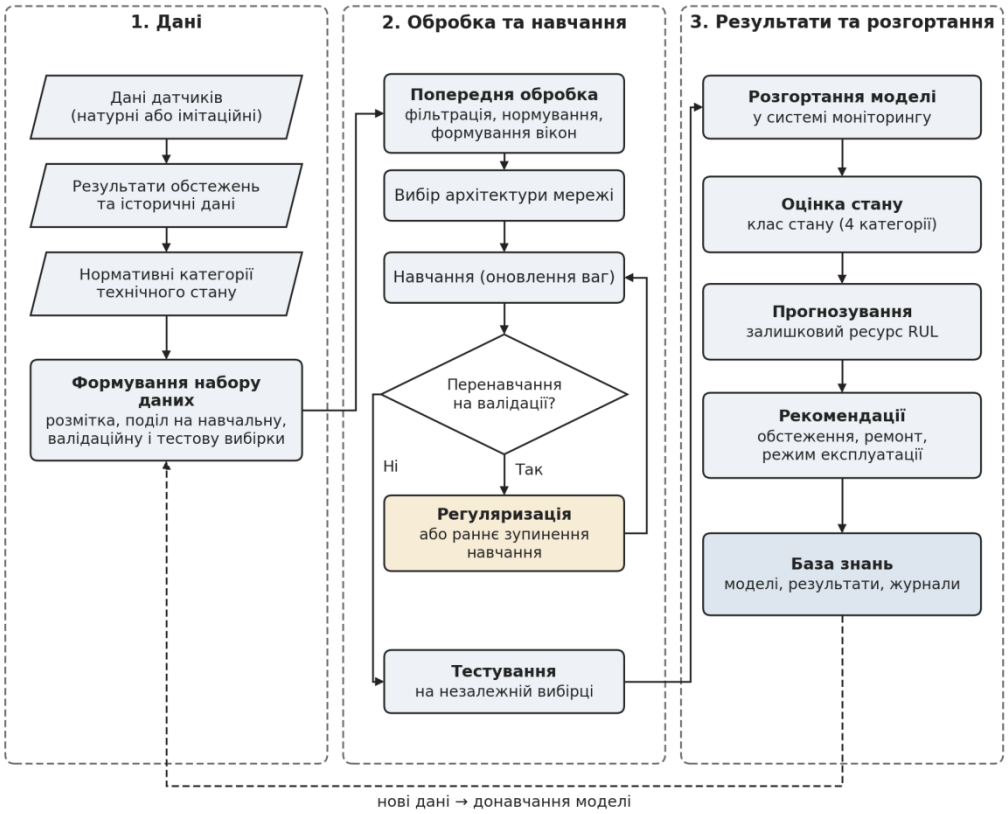



Рис. 4.2. Схема реалізації ключових стадій формування штучної нейронної мережі *(розроблено автором на основі [21])*

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 і 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 цьому дослідженні запропоновано інтегровану нейромережеву систему, яка поєднує функції виявлення аномалій, класифікації технічного стану, прогнозування деградаційних процесів, оцінювання ризику та підтримки ухвалення рішень. Такий підхід забезпечує формування єдиного інформаційно-аналітичного контуру моніторингу технічного стану будівельних конструкцій і дає змогу перейти від реактивної діагностики до проактивного прогнозування пошкоджень.

На рис. 4.3 представлено функціональну структуру авторської нейромережевої системи прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій.

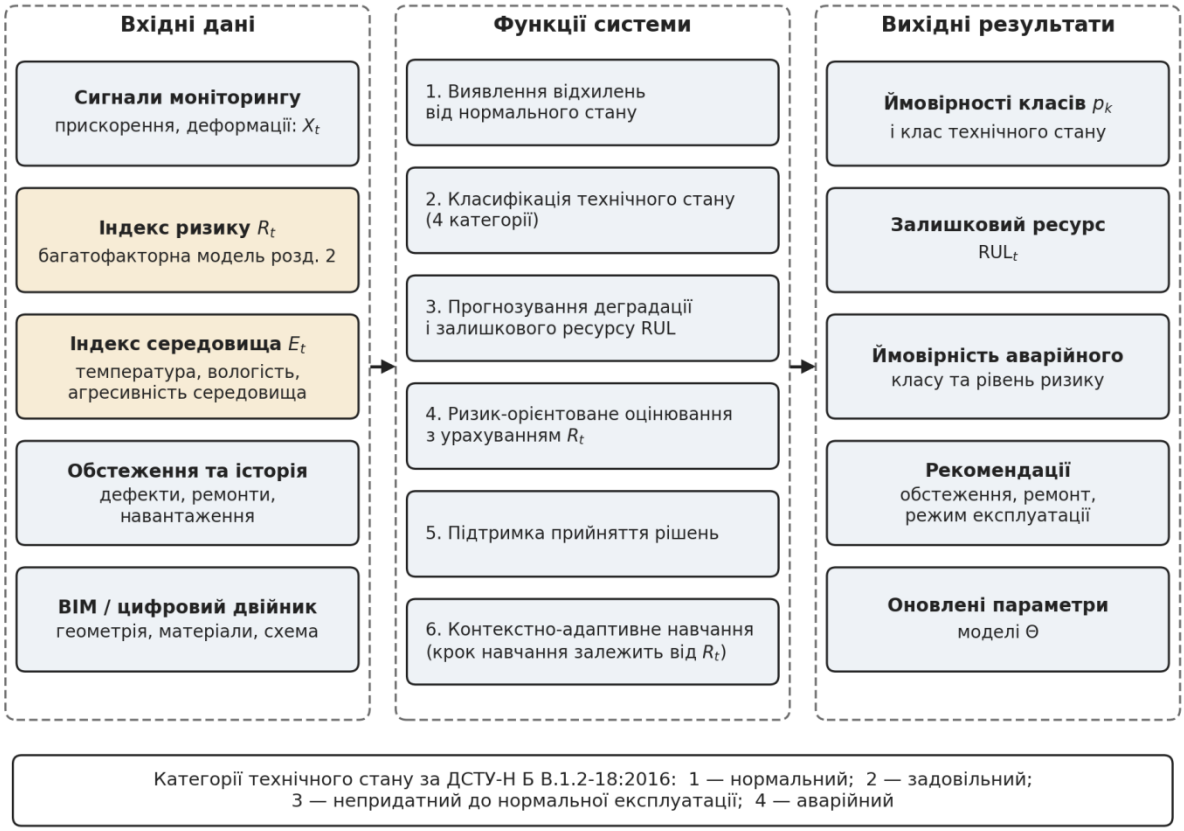



Рис. 4.3. Функції авторської нейромережевої системи прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій *(розроблено автором)*

Система реалізує комплексний аналіз багатофакторних моніторингових даних, що надходять від IoT-сенсорів, BIM/Digital Twin-моделей, результатів технічних обстежень і параметрів експлуатаційного середовища. На основі

обробки цих даних нейромережеві алгоритми здійснюють виявлення аномалій і дефектів, класифікацію технічного стану, прогнозування деградаційних процесів, оцінювання ризику пошкоджень і 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 і прогнозованих сценаріїв експлуатації. Це створює основу для переходу від планово-попереджувального до прогнозно-орієнтованого технічного обслуговування.

Особливістю запропонованої системи є реалізація механізму контекстно-адаптивного навчання, який забезпечує динамічне оновлення параметрів нейромережевої моделі відповідно до зміни експлуатаційних умов та надходження нових моніторингових даних. Інформаційний потік системи наведено на рис. 4.4.

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

Для більш глибокого відображення логіки функціонування системи дослідження об’єктів у діагностиці технічного стану будівель початкова схема була доповнена новими вузлами. Граф функцій включає класичні етапи збору та обробки даних, модулі візуалізації результатів і ухвалення 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.

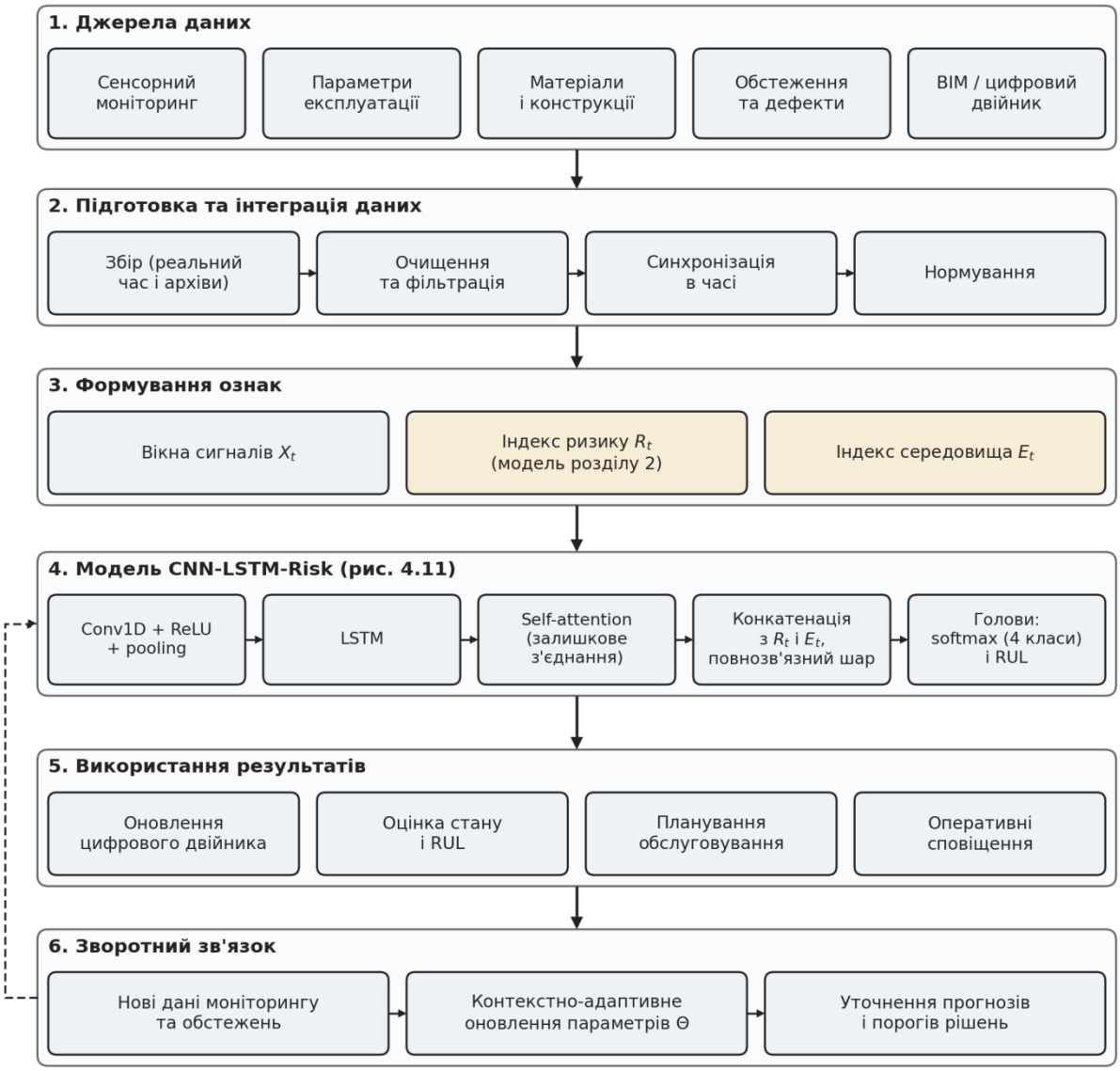



Рис. 4.4. Інформаційний потік авторської системи прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій *(розроблено автором)*

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 прогнозної 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 подальших управлінських рішень.

Особливістю запропонованої моделі є те, що вихідні результати нейромережевого аналізу передаються до BIM/Digital Twin-середовища, де їх використовують для оновлення цифрового представлення об’єкта, оцінювання сценаріїв деградації та підтримки ухвалення управлінських рішень. Узагальнене подання моделі у вигляді «чорної скриньки» наведено на рис. 4.5.

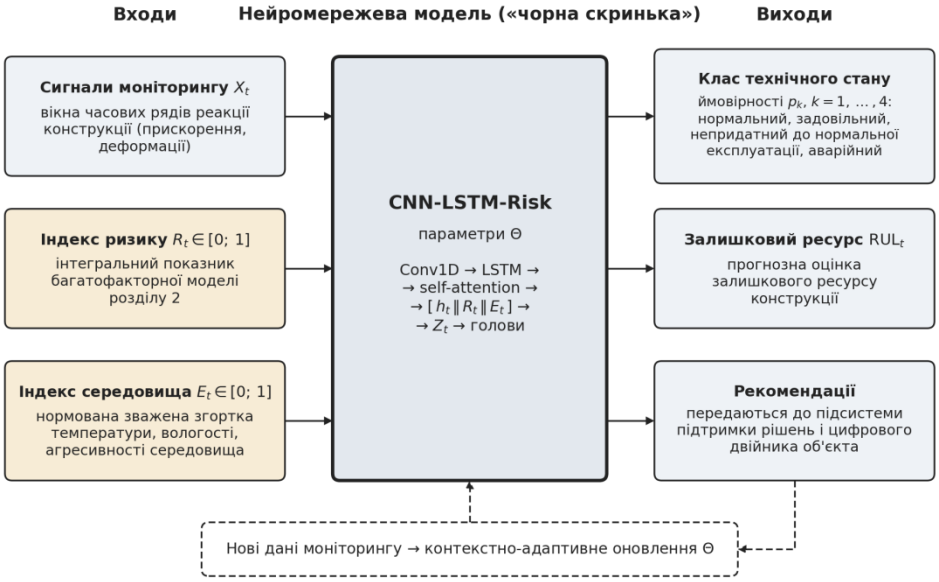



Рис. 4.5. Структурна схема «чорної скриньки» нейромережевої моделі прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій *(розроблено автором)*

Використання штучних нейронних мереж у системах діагностики технічного стану будівель має суттєві переваги та певні недоліки, що зумовлює необхідність ухвалення 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 під час аналізу 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 потребують значних ресурсів апаратного та програмного забезпечення.

Разом із тим переваги нейронних мереж переважають зазначені труднощі, що пояснює їхнє 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 і 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 під час роботи з великими обсягами інформації. На відміну від традиційних методів, які часто втрачають ефективність зі зростанням обсягу даних, нейромережеві 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 [5]. Кількісне підтвердження придатності запропонованої моделі для роботи в режимі реального часу наведено в табл. 4.13: один сеанс тривалістю 600 с обробляється за 3,19 мс (ризик-модуль) і 1,49 мс (нейромережа, пакет 1) на одному ядрі центрального процесора (імітаційне моделювання, додаток В).

Для більш повного розуміння можливостей і обмежень застосування штучних нейронних мереж у діагностиці технічного стану будівель доцільно узагальнити результати аналізу в окремій 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. Етапи побудови нейромережевої системи та авторський внесок на кожному з них узагальнено в табл. 4.2.

Таблиця 4.2

Етапи побудови нейромережевої системи прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій

| **Етап** | **Зміст робіт** | **Очікуваний результат** | **Авторський внесок** |
|---|---|---|---|
| Постановка задачі | 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 багатофакторних моніторингових даних, ризик-аналітичних показників та параметрів експлуатаційного середовища. |
| Формування вхідних даних | Збір та узгодження інформації з сенсорів, приладів контролю та історичних баз даних | Підготовлений набір вхідних параметрів для навчання моделі | Інтеграція ризикових показників |
| Попередня обробка даних | Нормалізація, усунення шумів, масштабування, виділення ознак | Стандартизований масив даних, придатний для подальшої обробки | Розроблення процедури інтеграції сенсорних даних, ризикових показників і контекстних параметрів в єдиний простір ознак для нейромережевого аналізу. |
| Вибір архітектури мережі | Визначення кількості шарів, кількості нейронів у шарах, способів з'єднання, функцій активації | Побудована модель нейронної мережі з оптимальною топологією | Гібридна CNN-LSTM модель |
| Вибір методу навчання | 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 ризик-чутливий аналіз та Adaptive Learning. |
| Процес навчання | 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. |

Продовження таблиці 4.2

| **Етап** | **Зміст робіт** | **Очікуваний результат** | **Авторський внесок** |
|---|---|---|---|
| Тестування та валідація | Перевірка точності результатів на контрольних вибірках | Оцінка здатності моделі до узагальнення та визначення рівня похибки | Розроблено систему оцінювання ефективності моделі на основі показників точності прогнозування, індексів ризику, стійкості до шумів та асинхронності потоків даних; кількісні результати наведено в табл. 4.7, 4.8, 4.9 та на рис. 4.22, 4.26 (імітаційне моделювання, додаток В). |
| Оптимізація та адаптація | Підбір гіперпараметрів, уникнення перенавчання, підвищення стійкості | Покращена продуктивність моделі та підвищення надійності прогнозів | Контекстно-адаптивне оновлення ваг; підібрані гіперпараметри наведено в табл. 4.4. Результати абляційного аналізу — у табл. 4.8 |
| Впровадження в систему діагностики | Інтеграція мережі в інформаційно-аналітичний комплекс підприємства | Практичне використання нейромережі для контролю й прогнозування технічного стану будівель | Інтеграція з Digital Twin |

*(складено автором з урахуванням [111])*

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, багатофакторність 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 надто складна. Висока точність результатів та можливість обробки даних у режимі, наближеному до реального часу, дають змогу не лише фіксувати вже наявні дефекти, а й передбачати появу пошкоджень задовго до їх критичного розвитку. Значно підвищує рівень безпеки, дозволяє зменшити витрати на ремонтні заходи та забезпечує більш раціональне використання ресурсів протягом усього життєвого циклу будівлі; кількісну оцінку цінності інформації вібраційного моніторингу для ухвалення рішень щодо технічного обслуговування запропоновано в [112].

### 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 багатошарових 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 [89; 113].

Для того щоб побудова архітектури штучної нейронної мережі мала строгий математичний фундамент, потрібен формалізований опис її базового елемента – штучного нейрона [89; 114]. 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, яка визначає характер нелінійного перетворення.

Формалізація штучного нейрона:

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

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:

$$S = \sum_{i=1}^{n} w_i\, x_i \tag{4.4}$$

де: $x_i$ — і-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 суму зважених вхідних сигналів. Елемент додає моделі властивості нелінійності, завдяки чому нейронна мережа здатна відображати складні багатовимірні залежності, що неможливо у випадку суто лінійних моделей. Важливим аспектом є також наявність порогового значення, яке регулює чутливість нейрона та визначає, чи буде він «активований» за певного рівня вхідних даних.

Узагальнена модель активаційної функції нейрона з урахуванням порогового значення:

$$Y = f(S - \theta) \tag{4.5}$$

де: $S$ — зважена сума вхідних сигналів, $\theta$ — 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 подати його структуру у вигляді графічної схеми. Вона відображає основні елементи: вхідні сигнали, вагові коефіцієнти, суматор, пороговий елемент та активаційну функцію, які разом формують вихід. Візуалізація дозволяє наочно показати, як численні параметри перетворюються на єдиний результат, який використовується для подальших обчислень у нейронній мережі. Структуру штучного нейрона за (4.3)–(4.5) показано на рис. 4.6.

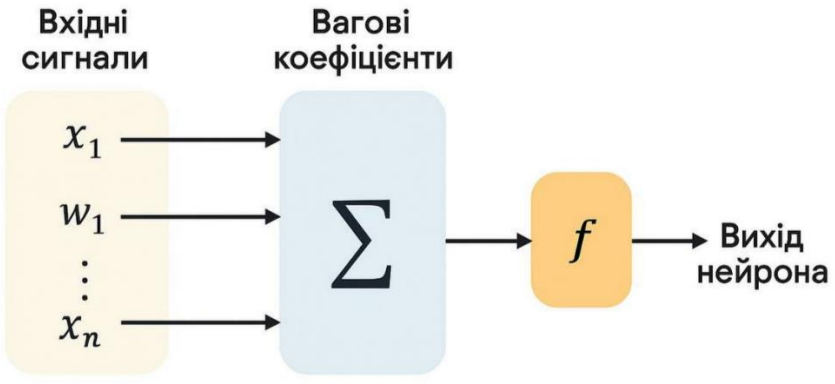



Рис. 4.6. Структура штучного нейрона для кількісного аналізу безпеки будівель *(розроблено автором за класичною моделлю штучного нейрона [89; 114])*

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. У реалізованій CNN-LSTM-Risk моделі (додаток В) використано ReLU у згорткових і повнозв'язних шарах, сигмоїд та гіперболічний тангенс — у вентилях LSTM, softmax — у вихідному класифікаційному шарі.

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. Графіки функцій активації та їхніх похідних наведено на рис. 4.7.

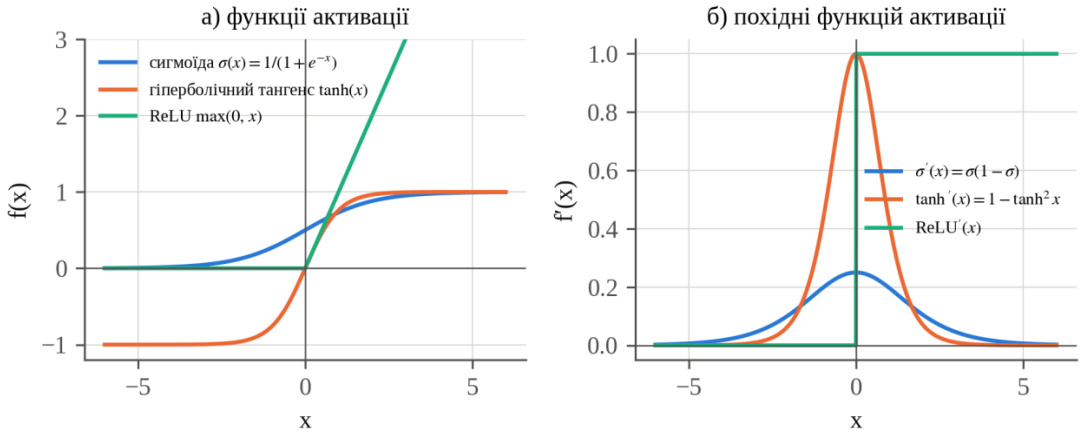



Рис. 4.7. Функції активації та їхні похідні: сигмоїда, гіперболічний тангенс, ReLU *(побудовано автором за [89])*

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 і вихідного шарів. Вхідний шар приймає моніторингові параметри, приховані шари формують внутрішні представлення даних і виокремлюють 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 та складні залежності, характерні для аналізу комплексної безпеки будівель.

Багатошаровий підхід із прихованим шаром:

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^{m} w_{jk}^{(2)}\, f\left(\sum_{i=1}^{n} w_{ij}^{(1)}\, x_i - \theta_j\right) - \theta_k\right), \quad k = 1, \ldots, K \qquad (4.6)$$

де $x_i$ – і-й вхідний сигнал (i = 1, …, n); $w_{ij}^{(1)}$ – вага зв’язку від і-го входу до j-го нейрона прихованого шару (j = 1, …, m); $w_{jk}^{(2)}$ – вага зв’язку від j-го нейрона прихованого шару до k-го виходу (k = 1, …, K); $\theta_j$, $\theta_k$ – порогові значення (зсуви) нейронів прихованого й вихідного шарів; $f(\cdot)$ – функція активації; $y_k$ – k-й вихідний сигнал моделі.

Практична значимість багатошарових нейронних мереж полягає в їхній здатності ефективно відтворювати складні залежності між численними параметрами, що впливають на технічний стан будівель. На відміну від простих лінійних моделей, багатошарова структура дозволяє поетапно виділяти приховані ознаки, що формуються у взаємодії навантажень, фізико-механічних властивостей матеріалів і зовнішніх умов. Завдяки цьому стає можливим виявлення прямих кореляцій і відображення багатовимірних нелінійних процесів, що визначають ризики пошкоджень і деградації конструкцій. Забезпечує вищу 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 глибинних закономірностей. Структура дозволяє відтворювати складні залежності між параметрами та формувати точні прогнози щодо технічного стану об’єкта.

Принцип forward propagation у штучних нейронних мережах полягає в поетапному передаванні сигналів від вхідного шару через приховані шари до вихідного. На кожному етапі виконується множення вхідних даних на вагові коефіцієнти, підсумовування та пропускання результату через функції активації.

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. Структуру багатошарової мережі прямого поширення з позначеннями (4.6) показано на рис. 4.8.

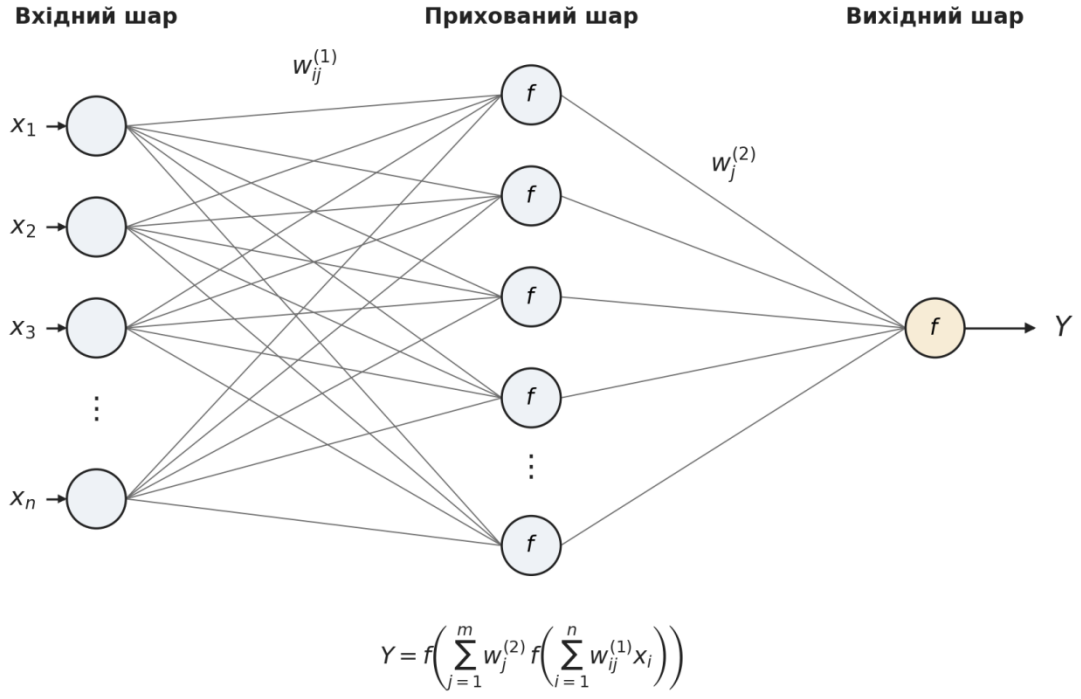



Рис. 4.8. Структура багатошарової нейронної мережі прямого поширення з позначеннями (4.6) *(розроблено автором за [115])*

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 моделі CNN-LSTM-Risk. 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 [113], які дозволяють виявляти приховані закономірності у вхідних даних без попереднього маркування результатів. Вони виконують кластеризацію багатовимірних сигналів і формують просторове відображення, що дає змогу ідентифікувати групи подібних станів технічних елементів будівлі. Їхнє застосування в системах діагностики розглядається як ефективний інструмент для аналізу нетипових або нових сценаріїв. Структуру мережі Кохонена наведено на рис. 4.9.

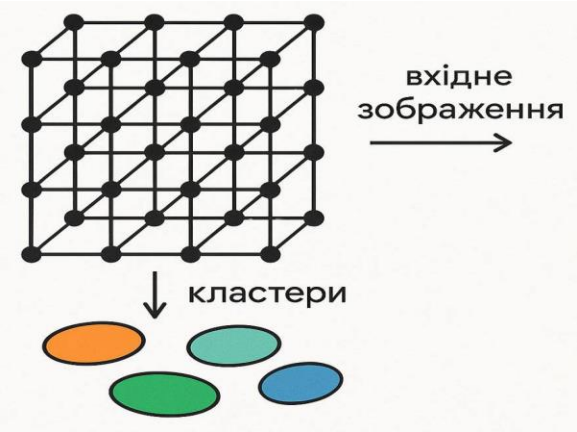



Рис. 4.9. Мережа Кохонена. *(розроблено автором за [113])*

Основою її роботи є пошук мінімальної кількості відмінних елементів між тестовим вектором і зразками, що зберігаються у мережі. Дозволяє виокремити той образ, який найбільше відповідає вхідним даним. Мережа

Хеммінга [116] здатна ефективно працювати з бінарними векторами та демонструє високу точність у завданнях класифікації, особливо тоді, коли кількість зразків обмежена, а відмінності між ними суттєві.

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 шуму, що є критично важливим у процесах технічної діагностики. Водночас її використання обмежується здатністю працювати лише з бінарними сигналами, що знижує її 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. Структурну схему мережі Хеммінга наведено на рис. 4.10: вихід j-го нейрона шару зіставлення дорівнює $n - d_H(x, x^{(j)})$, де $d_H$ — відстань Хеммінга між вхідним вектором і j-м зразком, а шар MAXNET із латеральним гальмуванням виділяє нейрон з найбільшим виходом.

Аналіз розглянутих архітектур показує, що жодна з класичних нейромережевих моделей не забезпечує повного розв’язання 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 [117] придатні для задач асоціативної пам’яті та відновлення образів, але мають обмежені можливості для роботи з великими багатовимірними потоками моніторингових даних. Мережі Хеммінга забезпечують ефективну

класифікацію дискретних станів, однак не дозволяють враховувати часову динаміку розвитку пошкоджень.

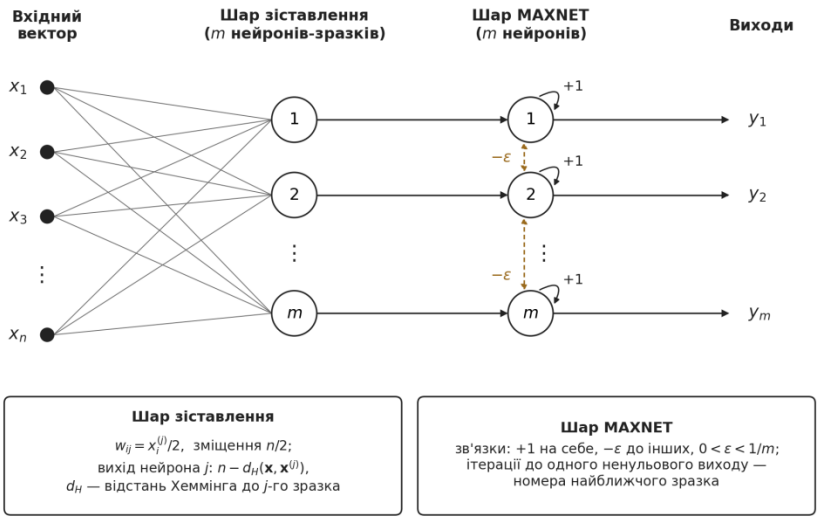



Рис. 4.10. Структурна схема мережі Хеммінга: шар зіставлення та шар MAXNET *(розроблено автором за [116])*

Особливістю задач моніторингу технічного стану будівельних конструкцій є необхідність одночасного врахування просторових характеристик дефектів, часових закономірностей деградаційних процесів, ризик-аналітичних показників і 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.

$$\widehat{Y}_{t+\Delta t} = G\left(\mathrm{Attn}\left(\mathrm{LSTM}(\mathrm{CNN}(X_t))\right),\ R_t,\ E_t\right) \tag{4.7}$$

де $H_{CNN}$— просторові ознаки пошкоджень;

- $H_{LSTM}$ — часові ознаки деградації;
- $R_t$ — інтегральний показник ризику за (2.24), $R_t \in [0; 1]$ (вхідна ознака моделі); $E_t$ — інтегральний індекс умов експлуатації, $E_t \in [0; 1]$;
- $G(\cdot)$— 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 деградації, а Risk-модуль формує інтегральний показник ризику $R_t$ і латентний простір безпеки (Latent Safety Space). Структуру архітектури наведено на рис. 4.11.

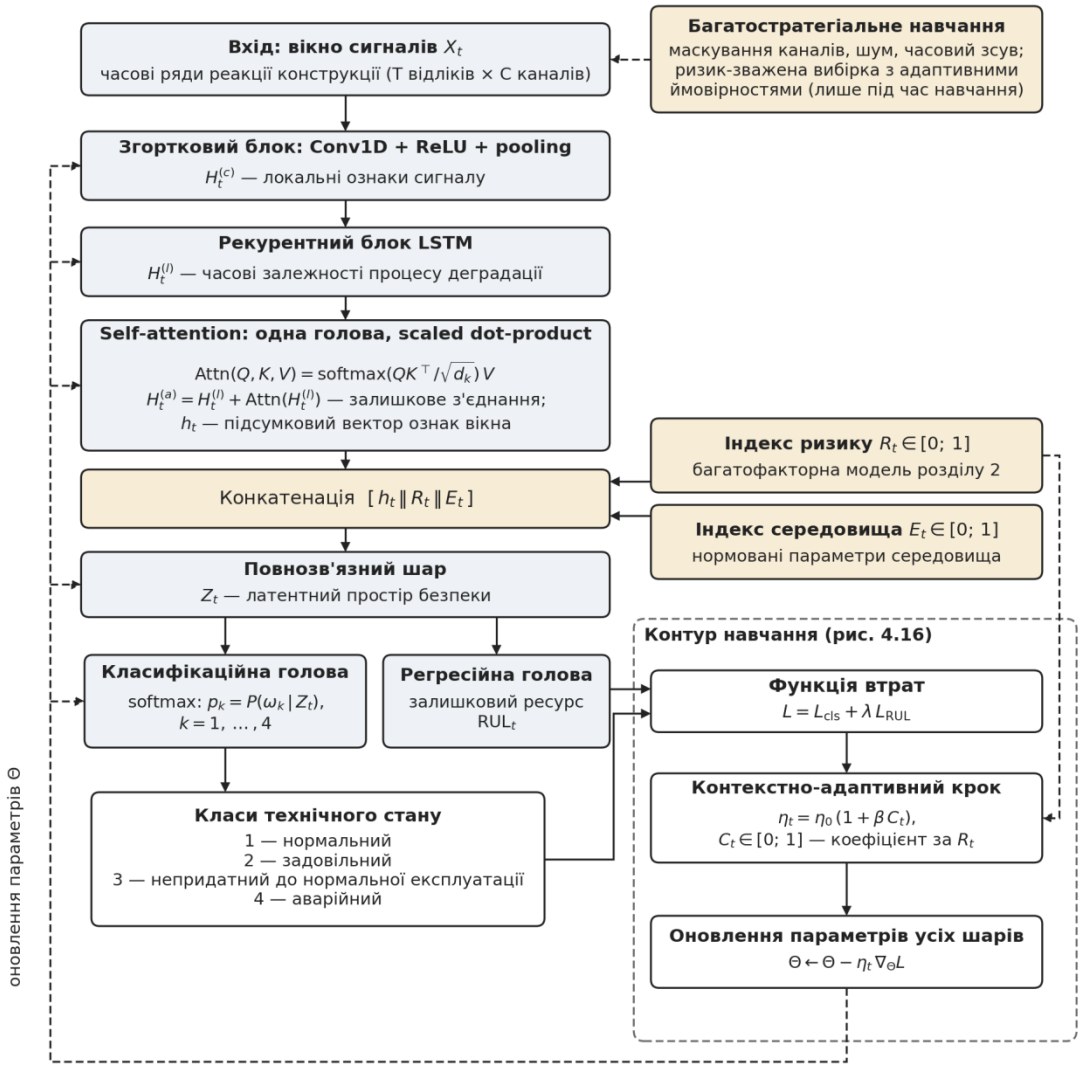



Рис. 4.11. Авторська CNN-LSTM-Risk архітектура кількісного аналізу технічного стану будівель *(розроблено автором)*

Інтегральний показник ризику $R_t$ обчислюється з виміряних сигналів за мультифакторною моделлю (2.24) розділу 2 як зважена сума нормованих індикаторів технічного стану, $R_t \in [0; 1]$, і подається на вхід мережі як додаткова ознака та як додатковий інформаційний контур для адаптивного коригування прогнозів .

$$Z_t = \Phi(H_{CNN}, H_{LSTM}, R_t, E_t) \quad (4.8)$$

де $Z_t$ — вектор Latent Safety Space ;

- $H_{CNN}$ — просторові ознаки;
- $H_{LSTM}$— часові ознаки;
- $R_t$ — інтегральний показник ризику за (2.24); $E_t$ — інтегральний індекс умов експлуатації;
- $\Phi(\cdot)$ — функція формування латентного простору безпеки.

Латентний простір безпеки $Z_t$ є входом для прогнозування залишкового ресурсу конструкції та забезпечує додатковий інформаційний контур для адаптивного коригування прогнозів щодо технічного стану.

$$RUL = f(Z_t, R_t, E_t) \quad (4.9)$$

Де RUL — залишковий ресурс конструкції;

- $Z_t$ — Latent Safety Space ;
- $R_t$ — інтегральний показник ризику за (2.24);
- $E_t$ — параметри експлуатаційного середовища.

Параметри моделі періодично уточнюються за допомогою механізму контекстно-адаптивного оновлення вагових коефіцієнтів, запропонованого в розділі 3, що забезпечує адаптацію прогнозів до змін експлуатаційних умов і характеристик навантаження.

Науковою особливістю запропонованої архітектури є використання Latent Safety Space як проміжного рівня представлення знань про безпечний і передкритичний стан 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 багатофакторних 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. Порівняння розглянутих архітектур за єдиними критеріями наведено в табл. 4.3, де «+» означає, що архітектура у своєму типовому вигляді, без додаткових модулів, забезпечує відповідну функцію, а «–» — що для цього потрібні зовнішні процедури або надбудови; зокрема, застосовність LSTM для прогнозування залишкового ресурсу підтверджено в [99], а можливість донавчання в потоці даних — у [107].

Таким чином, проведений синтез структури нейронної мережі засвідчив доцільність використання гібридної архітектури CNN-LSTM-Risk для задач кількісного аналізу комплексної безпеки будівель. Запропонований підхід забезпечує інтеграцію багатофакторних моніторингових даних, ризик-аналітичних показників і контекстних параметрів експлуатаційного середовища в межах єдиної адаптивної моделі прогнозування пошкоджень.

Таблиця 4.3

Порівняння класичних та авторської нейромережевих архітектур

| **Архітектура** | **Просторовий аналіз ознак** | **Аналіз часової динаміки** | **Оцінювання ризику** | **Адаптивне донавчання в потоці даних** | **Прогноз залишкового ресурсу (RUL)** |
|---|---|---|---|---|---|
| Мережа Кохонена (SOM) | + | – | – | + | – |
| Мережа Хеммінга | + | – | – | – | – |
| Багатошаровий перцептрон (MLP) | + | – | – | + | + |
| LSTM | – | + | – | + | + |
| CNN-LSTM (без ризик-модуля) | + | + | – | + | + |
| Авторська CNN-LSTM-Risk | + | + | + | + | + |

Отримані результати формують теоретико-методичне підґрунтя для побудови адаптивної системи прогнозування пошкоджень будівельних конструкцій; її працездатність перевірено методом імітаційного моделювання на синтетичних даних (п. 4.4.1, додаток В), тоді як подальша експериментальна верифікація на реальних моніторингових даних залишається необхідною. Розміри шарів, кількість параметрів і гіперпараметрів реалізованої моделі наведено в табл. 4.4.

Процес навчання нейронних мереж є ключовим етапом побудови систем прогнозування технічного стану будівельних конструкцій, оскільки забезпечує адаптацію моделі до змін експлуатаційних умов, інтеграцію багатофакторних моніторингових даних та формування достовірних прогнозів щодо 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.

Таблиця 4.4

Архітектура та гіперпараметри CNN-LSTM-Risk моделі (реалізація на numpy, ручне зворотне поширення)

| **Шар / параметр** | **Розмір входу → виходу** | **Параметри** | **К-сть ваг** |
|---|---|---|---|
| Вхід $X_t$ | 8 × 256 (5,12 с, 50 Гц) | — | — |
| Conv1D-1 + ReLU + MaxPool | 8 × 256 → 16 × 128 | 16 фільтрів, ядро 7, пул 2 | 912 |
| Conv1D-2 + ReLU + MaxPool | 16 × 128 → 32 × 32 | 32 фільтри, ядро 5, пул 4 | 2592 |
| LSTM | 32 × 32 → 32 × 32 | H = 32, зсув вентиля забування = 1 | 8320 |
| Self-attention + залишкове з’єднання | 32 × 32 → 32 × 32 | 1 голова, $d_k = 32$ | 4096 |
| Усереднення за часом | 32 × 32 → 32 | — | 0 |
| Конкатенація з $p_t$ (4) та $e_t$ (3) | 32 + 7 = 39 | — | 0 |
| Dense + ReLU ($Z_t$ — латентний простір безпеки) | 39 → 32 | — | 1280 |
| Softmax-голова (4 класи) | 32 → 4 | — | 132 |
| Голова регресії RUL | 32 → 1 | лінійна, обмеження $[0; 1]\cdot H$ | 33 |
| Разом параметрів | — | — | 17365 |
| Оптимізатор / базовий крок | Adam (AdamW) | $\eta_0 = 0{,}001$, косинусний розклад до $0{,}05\cdot\eta_0$ | — |
| Розмір пакета / епохи / рання зупинка | 64 / 30 | терпіння 10 епох за macro-F1 | — |
| Ваги функції втрат (4.22) | $\lambda = 1$; $\lambda_{reg} = 0{,}0001$ | $\kappa = (1{,}0; 1{,}0; 1{,}5; 2{,}0)$, $\gamma_R = 0{,}5$ | — |
| Контекстно-адаптивний крок (4.20)–(4.21) | $\beta = 1$ | $\omega = (0{,}5; 0{,}2; 0{,}3)$ | — |
| Багатостратегіальне навчання | EXP3, $\gamma = 0{,}2$ | 4 блоки на епоху, $\rho = 0{,}05$ | — |

Джерело: розраховано автором (імітаційне моделювання на синтетичних даних, додаток В; 5 незалежних запусків, тестова вибірка — 2400 вікон із 50 будівель, що не використовувались у навчанні)

## 4.3. Методи та алгоритми навчання CNN-LSTM-Risk моделі

Мережа отримує вхідні дані, обчислює 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 та вихідними даними. У задачах діагностики будівель це дає змогу правильно класифікувати типові ознаки дефектів або пошкоджень і прогнозувати їхній 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 групуючи 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 до навчання доцільно використати схематичну ілюстрацію. Вона показує, як у випадку навчання з учителем відбувається порівняння результату з еталонним, тоді як під час навчання без учителя мережа самостійно групує дані та формує внутрішні кластери (рис. 4.12).

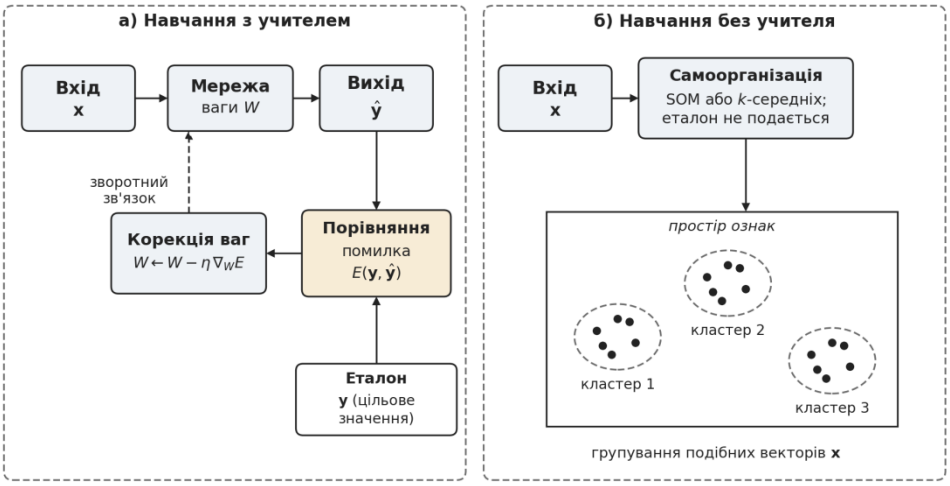



Рис. 4.12. Схематичне представлення відмінностей між навчанням з учителем та без учителя *(розроблено автором за [89])*

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 архітектури CNN-LSTM-Risk [89; 118].

Для реалізації навчання нейронної мережі ключовим кроком є поступова зміна вагових коефіцієнтів, що дозволяє мінімізувати похибку між очікуваним і отриманим результатами. Забезпечується правилом оновлення ваг, що ґрунтується на принципі градієнтного спуску.

Правило оновлення ваг:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \tag{4.10}$$

де: $w_{ij}$– вага зв’язку між нейронами, $\eta$– 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.

Напрям оптимізації у просторі ваг:

$$\Delta w = -\eta \nabla E(w) \tag{4.11}$$

де: ∇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 вихідного й прихованих шарів [89; 118].

Узагальнена цільова функція з прихованими шарами:

$$E = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{K}(\hat{y}_k - y_k)^2 \tag{4.12}$$

де: $y_k$ – очікуване (цільове) значення k-го виходу; $\hat{y}_k$ – фактичний вихід моделі; K – кількість виходів.

Похідна функції помилки за вагою вихідного шару:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = \delta_k z_j \tag{4.13}$$

де: $\delta_k$ – локальний градієнт (похибка) k-го нейрона вихідного шару за (4.14); $z_j$ – вихід j-го нейрона прихованого шару.

Вираз для компонентів градієнта вихідного шару:

$$\delta_k = (\hat{y}_k - y_k) f'(a_k) \tag{4.14}$$

де $f'(a_k)$ — похідна активаційної функції за зваженою сумою $a_k$ вихідного нейрона. Знак різниці $(\hat{y}_k - y_k)$ узгоджено з (4.12), тому (4.13) і (4.15) не містять додаткового мінуса, а рух у напрямі антиградієнта забезпечує знак «мінус» у (4.10), (4.18) і (4.19).

Градієнт ваг прихованого шару:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \delta_j x_i \tag{4.15}$$

де: $x_i$ – і-й вхідний сигнал; $\delta_j$ – локальний градієнт (похибка) j-го нейрона прихованого шару за (4.16).

Уточнення градієнта прихованого шару:

$$\delta_j = f'(a_j)\sum_{k=1}^{K}\delta_k w_{jk} \tag{4.16}$$

Скорочений запис через сумарну зворотну похибку Errorj:

$$\delta_j = f'(a_j)\,\mathrm{Error}_j, \quad \mathrm{Error}_j = \sum_{k=1}^{K}\delta_k w_{jk} \tag{4.17}$$

Вираз для ваг прихованого шару через δ та вихідні значення:

$$\Delta w_{ij} = -\eta\,\delta_j x_i \tag{4.18}$$

де: $\eta$ – 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 багатошарових нейронних мереж; відповідну блок-схему наведено на рис. 4.13.

Оновлення всього вектора параметрів мережі Θ (ваг і зсувів) за одну ітерацію градієнтного спуску записується у векторній формі:

$$\Theta^{(t+1)} = \Theta^{(t)} - \eta \nabla_{\Theta} E\left(\Theta^{(t)}\right) \tag{4.19}$$

де: Θ – вектор усіх параметрів мережі; η – коефіцієнт навчання; $\nabla_{\Theta}$ E – градієнт функції помилки за вектором параметрів. Коректність аналітичних градієнтів (4.13)–(4.19) у програмній реалізації перевірено числово (центральні різниці, подвійна точність): максимальна відносна похибка становить $1{,}9 \cdot 10^{-4}$ для повної моделі й не перевищує $2{,}8 \cdot 10^{-7}$ для окремих шарів (додаток В).

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.

$$C_t = \omega_1 \bar{R}_B + \omega_2 \bar{E}_B + \omega_3 \hat{D}_B, \quad \omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1, \quad C_t \in [0;\, 1] \tag{4.20}$$

де:

- $\bar{R}_B$ — середнє за міні-пакетом значення інтегрального показника ризику $R_t \in [0; 1]$, обчисленого за (2.24);
- $\bar{E}_B$ — середній за міні-пакетом нормований індикатор інтенсивності експлуатаційного впливу $E_t \in [0; 1]$ (скалярний індекс, а не вектор параметрів середовища);
- $\hat{D}_B$ — середній за міні-пакетом нормований індикатор деградації $D_t \in [0; 1]$, оцінений за відносним температурно

компенсованим зсувом власних частот $\delta_r/\delta_{кр}$ без використання міток класів;

- $\omega_i$ — вагові коефіцієнти, $\omega_i \geq 0$, $\Sigma\omega_i = 1$; в імітаційному експерименті прийнято $\omega = (0{,}5;\ 0{,}2;\ 0{,}3)$. Оскільки всі складові нормовані на відрізок [0; 1], а сума ваг дорівнює одиниці, контекстний коефіцієнт задовольняє умову $C_t \in [0; 1]$ за побудовою.

Контекстний коефіцієнт $C_t$ відображає поточний рівень небезпеки функціонування будівельної конструкції та використовується для адаптивного регулювання інтенсивності навчання нейромережевої моделі в межах обмеженого діапазону.

$$\eta_t = \eta_0(e) \cdot \frac{1+\beta C_t}{1+\beta \bar{C}} \cdot \frac{\bar{q}_B}{\bar{q}} \tag{4.21}$$

- де $\eta_0(e)$ — базовий крок навчання на епосі e (косинусний розклад від $1\cdot10^{-3}$ до $5\cdot10^{-5}$ за 30 епох); $\bar{C}$ — середнє значення $C_t$ по навчальній вибірці; $\bar{q}_B$ і $\bar{q}$ — середня за міні-пакетом та по вибірці частка доступних каналів сеансу;
- $\beta$ — коефіцієнт адаптації ($\beta = 1$). Нормування на $(1 + \beta\cdot\bar{C})$ зберігає середній крок навчання, тому крок монотонно зростає з рівнем ризику ($\partial\eta_t/\partial\bar{R}_B > 0$), залишаючись обмеженим: $\eta_t \leq \eta_0\cdot(1 + \beta)/(1 + \beta\cdot\bar{C})$; зниження повноти даних крок зменшує. За результатами імітаційного моделювання (додаток В) відношення $\max \eta_t / \min \eta_t$ у межах епохи становить 1,68 при $\beta = 1$ і 4,21 при $\beta = 9$; для $\beta \in \{0; 1; 3; 9\}$ розбіжності навчання не зафіксовано, а точність класифікації змінюється в межах статистичної похибки — 0,852 ± 0,004; 0,857 ± 0,001; 0,852 ± 0,006 і 0,853 ± 0,005 відповідно.

$$L = L_{cls} + \lambda L_{RUL} + \lambda_{reg} \parallel \Theta \parallel^2, \quad L_{cls} = \frac{\sum_i w_i\left(-\ln p_{i,y_i}\right)}{\sum_i w_i}, \qquad w_i = \kappa_{y_i} \frac{N}{4N_{y_i}} \left(1 + \gamma_R R_i\right) \tag{4.22}$$

- де $L_{cls}$ — зважена крос-ентропія задачі класифікації за чотирма категоріями технічного стану; $p_{i,yi}$ — апостеріорна ймовірність істинного класу і-го спостереження; $w_i$ — вага спостереження, що враховує критичність класу ($\kappa = (1{,}0;\ 1{,}0;\ 1{,}5;\ 2{,}0)$), дисбаланс класів і рівень ризику ($\gamma R = 0{,}5$);

- $L_{RUL}$ — складова втрат прогнозу залишкового ресурсу з коректним опрацюванням цензурованих спостережень; $\lambda_{reg}\cdot\|\Theta\|^2$ — регуляризація (розчеплене загасання ваг, $\lambda_{reg} = 1\cdot10^{-4}$);
- $\lambda$ — коефіцієнт впливу прогностичної складової ($\lambda = 1$). Вираз (4.22) є конкретизацією загальної функції втрат (3.11) розділу 3: складову $L_{risk}$ реалізовано як вагування помилок за критичністю класу та рівнем ризику у вагах $w_i$ (cost-sensitive learning [97]), а не як окрему квадратичну похибку, що дублювала б $L_{pred}$; квадратичну форму замінено крос-ентропією відповідно до характеру задачі. Саме цю функцію втрат мінімізовано в імітаційному експерименті, результати якого наведено в табл. 4.7.
- $$\Theta_{t+1} = \Theta_t - \eta_t \frac{\widehat{m}_t}{\sqrt{\widehat{v}_t}+\varepsilon} \quad (4.23)$$

У (4.23) $\hat{m}_t$ і $\hat{v}_t$ — зміщено-скориговані оцінки першого та другого моментів градієнта (алгоритм Adam), $\varepsilon = 1\cdot10^{-8}$, а крок $\eta_t$ обчислюється за формулою (4.21). При зростанні рівня ризику або погіршенні умов експлуатації швидкість навчання автоматично збільшується в межах, заданих (4.21), що забезпечує швидшу адаптацію моделі до нових умов функціонування об'єкта.

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.

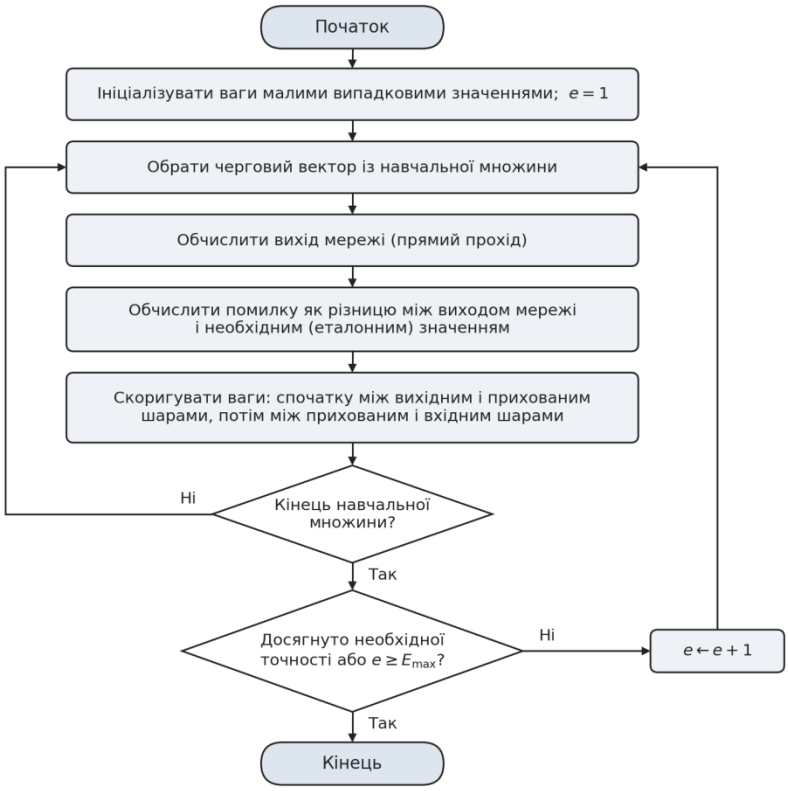



Рис. 4.13. Спрощена структура алгоритму зворотного поширення помилки *(розроблено автором за [89; 118])*

- Важливим аспектом ефективності навчання нейронних мереж є відстеження динаміки зменшення функції помилки, що демонструє поступове наближення вихідних результатів мережі до цільових значень. Динаміку втрат моделі CNN-LSTM-Risk на навчальній і валідаційній вибірках імітаційного експерименту (30 епох, розмір пакета 64, рання зупинка за macro-F1 з терпінням 10 епох, 5 незалежних запусків) наведено на рис. 4.14.

За результатами імітаційного моделювання на синтетичних даних (додаток В) валідаційна втрата зменшується з 1,05 на першій епосі до 0,51 на тридцятій; середня за п’ятьма запусками епоха ранньої зупинки становить 17. Розходження між навчальною та валідаційною кривими не спостерігається, тобто ознак перенавчання немає; це свідчить про коректність обраного алгоритму та налаштувань параметрів навчання. Адаптивні ймовірності вибору стратегій навчання за алгоритмом EXP3 і фактичний діапазон контекстно-адаптивного кроку $\eta_t$ за (4.21) наведено на рис. 4.15.

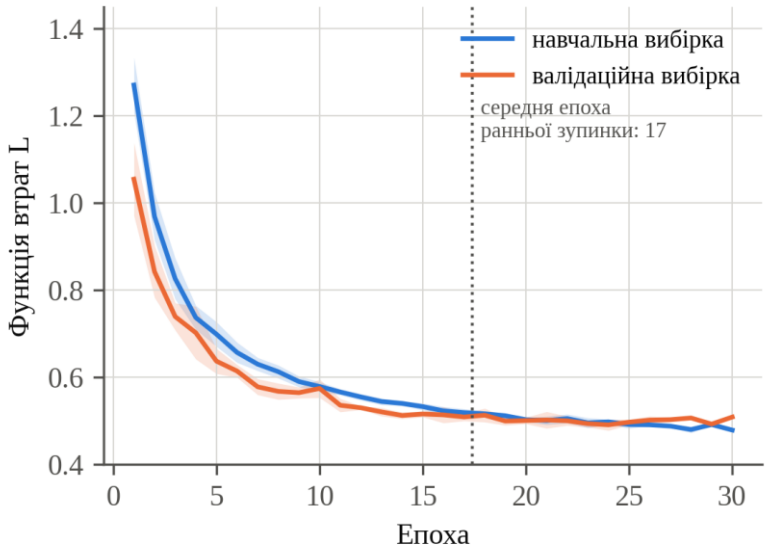



Рис. 4.14. Динаміка функції втрат CNN-LSTM-Risk моделі на навчальній і валідаційній вибірках (імітаційне моделювання; 5 запусків, середнє ± СКВ) *(розраховано автором)*

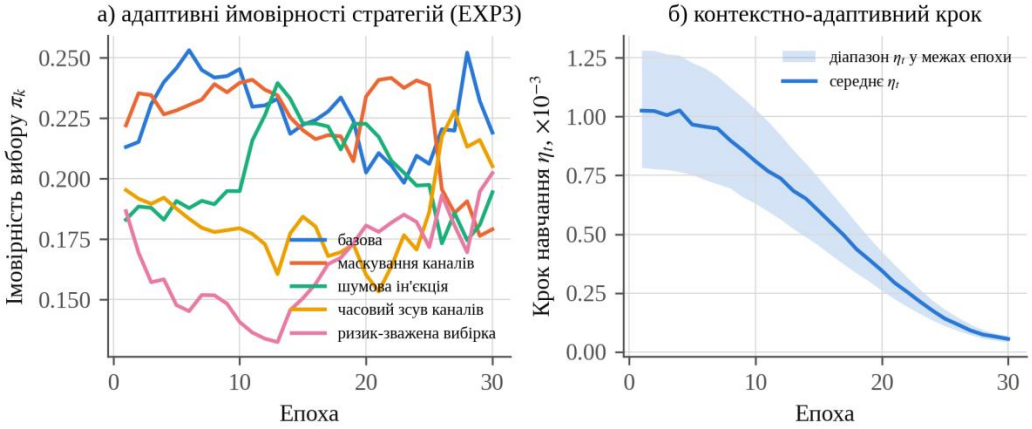



Рис. 4.15. Адаптивне багатостратегіальне навчання: ймовірності вибору стратегій за алгоритмом EXP3 та діапазон контекстно-адаптивного кроку $\eta_t$ за епохами *(розраховано автором)*

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; схему такої взаємодії наведено на рис. 4.16.




Рис. 4.16. Блок-схема взаємодії навчання з учителем та без учителя у задачах безпеки будівель *(розроблено автором на основі [119])*

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. Їхня ефективність зумовлена комплексним поєднанням аналітичної точності, адаптивності до змін у середовищі, можливості навчання на основі неповних або зашумлених даних і здатності відображати складні нелінійні залежності між численними ознаками технічного стану об'єктів.

Алгоритм навчання авторської CNN-LSTM-Risk моделі наведено на рис. 4.17: внутрішній цикл виконується за міні-пакетами, зовнішній — за епохами e, склад навчального пакета формується адаптивним багатостратегіальним механізмом (маскування каналів, шумова ін'єкція, часовий зсув, ризик-зважена вибірка з адаптивними ймовірностями за алгоритмом EXP3), крок навчання обчислюється за (4.21), параметри оновлюються за (4.23), а зупинка відбувається за критерієм $|L_{val(e)} - L_{val(e-1)}| < \varepsilon$ або $e \geq E_{max}$ з раннім зупиненням за валідаційною метрикою.

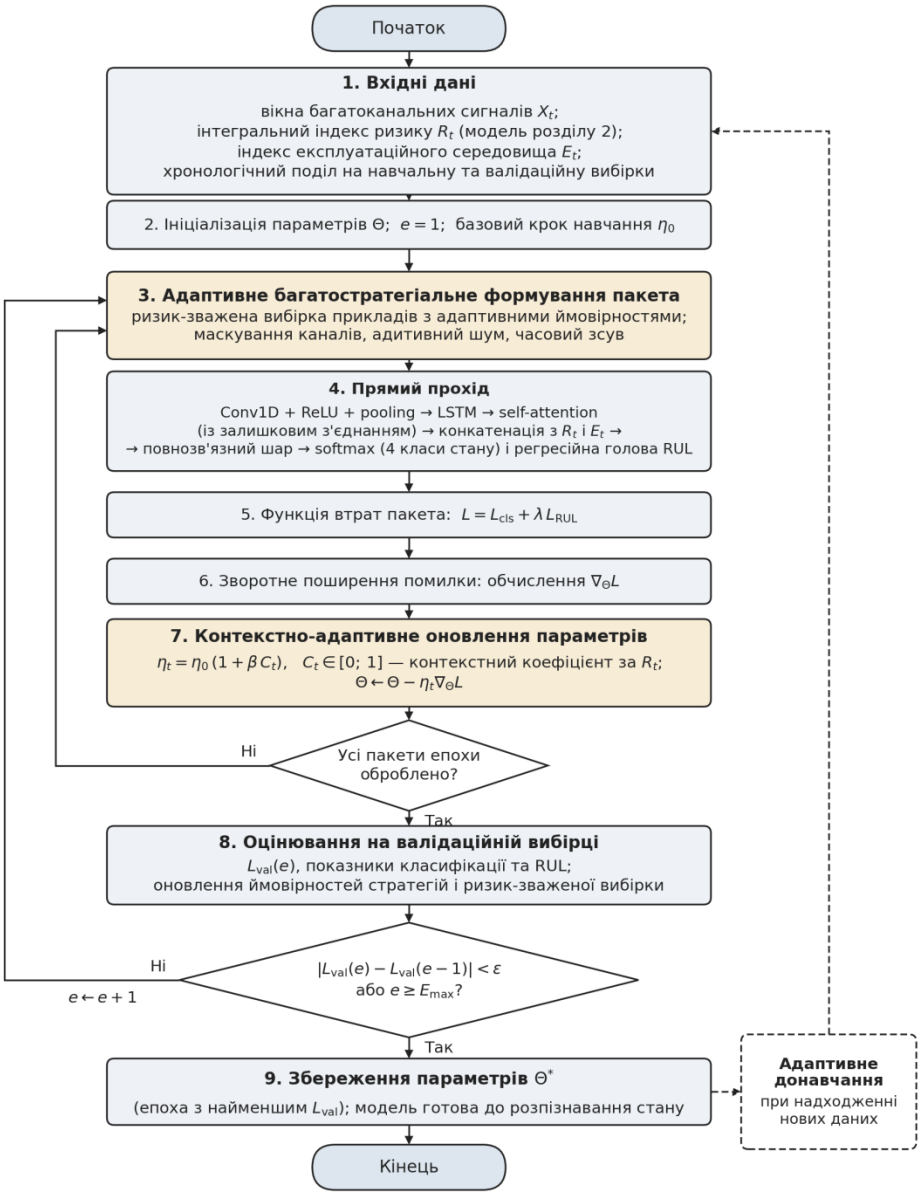



Рис. 4.17. Алгоритм навчання авторської CNN-LSTM-Risk моделі *(розроблено автором)*

Науковою особливістю запропонованого алгоритму навчання є інтеграція ризик-аналітичних показників, параметрів експлуатаційного середовища, показників деградації конструкції, контекстно-адаптивного оновлення ваг і Latent Safety Space в єдиний процес оптимізації параметрів моделі CNN-LSTM-Risk. Це забезпечує підвищення стійкості прогнозування в умовах неповноти, зашумленості та динамічної зміни моніторингових даних, а також покращує точність оцінювання технічного стану будівельних конструкцій; кількісне підтвердження наведено в табл. 4.9 і на рис. 4.26.

## 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 подовження терміну експлуатації об’єктів. Будівля завжди розглядається як складна система, де незначні дефекти можуть поступово накопичуватися й 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. Відповідно до ДСТУ-Н Б В.1.2-18:2016 [43] (з 01.09.2024 замінений ДСТУ 9273:2024 [2]) технічний стан конструкцій характеризують однією з чотирьох категорій: 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. Ця чотирикатегорійна шкала використовується в роботі наскрізно — на рис. 4.3, 4.5, 4.11, 4.18, у табл. 4.10, 4.11 та в імітаційному експерименті (п. 4.4.1); терміни «передкритичний» і «критичний» стани

вживаються далі лише як узагальнена назва двох останніх категорій — «непридатний до нормальної експлуатації» та «аварійний». Для бінарних показників виявлення (Precision, Recall, F1 за (4.30)–(4.32)) небезпечними вважаються саме ці дві категорії.

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 ухвалення 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 шляхом побудови правила розбиття простору ознак таким чином, щоб звести ймовірність хибної класифікації до мінімуму.

Мінімізація правила розбиття простору:

$$\min_{g} P\big(g(x) \neq g^{*}(x)\big) \tag{4.24}$$

де g(x) – правило класифікації, що будується; g*(x) – оптимальне (баєсове) правило класифікації; P – ймовірність помилкової класифікації.

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 (рис. 4.18).

У межах запропонованої моделі класифікація виконується у просторі Latent Safety Space , який формується CNN-LSTM-Risk архітектурою на основі багатофакторних моніторингових даних. Використання такого підходу дозволяє зменшити вплив шуму, 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 Баєса [120]. Його суть полягає у визначенні ймовірності належності певного об’єкта до класу станів (наприклад, нормального чи аварійного) за наявності спостережуваних ознак. На практиці це дозволяє врахувати апріорні знання про частоту виникнення тих чи інших дефектів і 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, а також оцінка ймовірності можливих помилок класифікації. Для цього використовується поняття середнього ризику, що враховує ймовірності неправильно прийнятих рішень і пов’язані з цим втрати. Загальний середній ризик визначається як зважена сума ризиків для всіх можливих класів з урахуванням апріорних ймовірностей [120].

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 і параметри експлуатаційного середовища. Це забезпечує можливість ранньої ідентифікації передкритичних станів і підвищує достовірність класифікації в умовах невизначеності. Практична реалізація запропонованого методу передбачає інтеграцію моделі CNN-LSTM-Risk із цифровою платформою для моніторингу будівельних конструкцій.

Вхідними даними є результати сенсорного моніторингу, параметри експлуатаційного середовища та дані BIM/Digital Twin моделі.

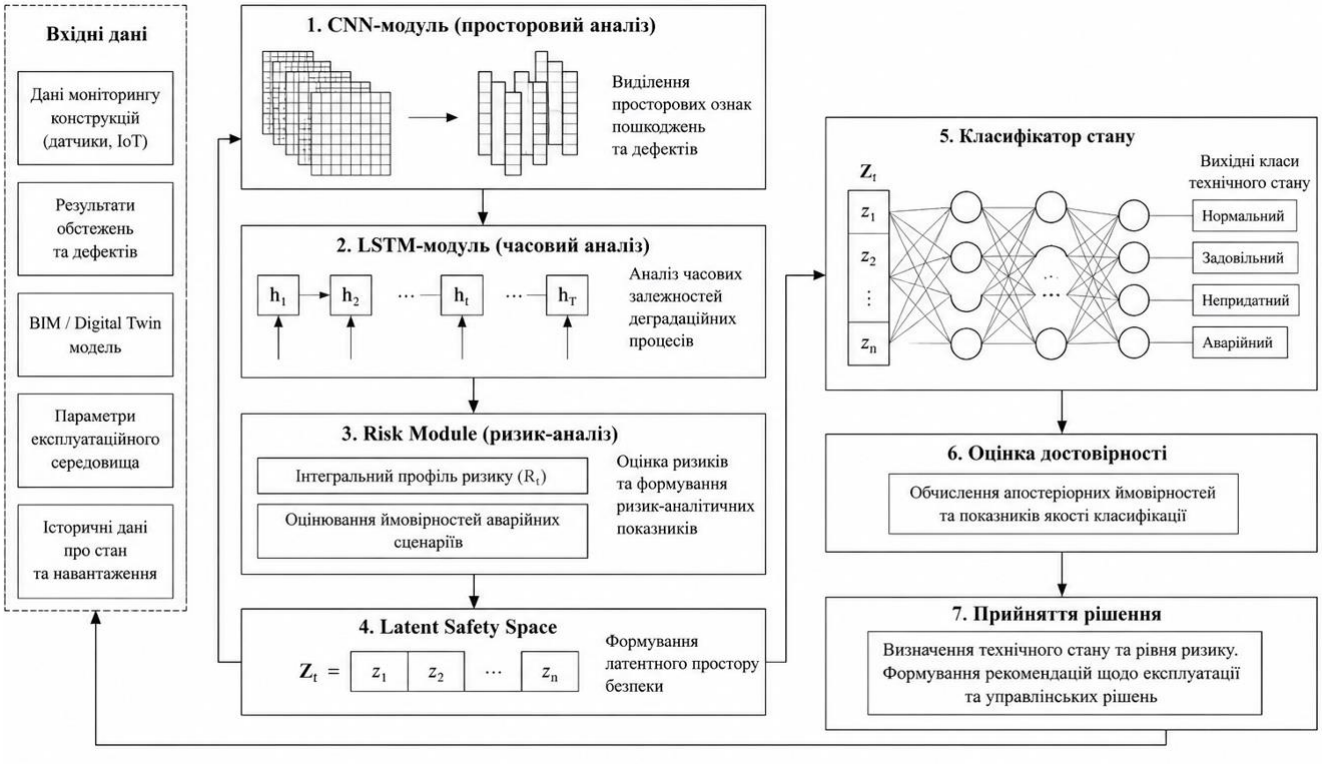



Рис. 4.18. Метод розпізнавання та класифікації технічного стану будівель у CNN-LSTM-Risk моделі *(розроблено автором)*

На виході система автоматично формує клас технічного стану, інтегральний профіль ризику, прогноз залишкового ресурсу та рекомендації щодо подальшої експлуатації об'єкта.

Загальний середній ризик:

$$r = \sum_{k=1}^{M} P_k \; r_k \tag{4.25}$$

де: $r_k$ – умовний ризик для об’єктів класу k за (4.26); $P_k$ – апріорна ймовірність класу k; M – кількість класів технічного стану (M = 4).

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 забезпечення 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 цьому підходу можна мінімізувати середній ризик і обрати оптимальний варіант розпізнавання, що знижує ймовірність критичних помилок під час діагностики 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 із мінімальним середнім ризиком, що особливо важливо під час роботи з критичними станами конструкцій.

Ризик класифікації для об’єкта класу $k$:

$$r_k = \sum_{i=1}^{M} \int_{R_i} \lambda\ (i \mid k)\, p(x \mid k)\, dx \qquad (4.26)$$

де: λ(i|k) – штраф (втрати) за віднесення об’єкта класу k до класу i; p(x|k) – умовна густина розподілу вектора ознак x за умови класу k; $R_i$ – область простору ознак, у якій приймається рішення на користь класу i; M – кількість класів. Позначення та вирази (4.25)–(4.26) наведено за [120].

Для кращого розуміння процесу ухвалення рішень у задачах класифікації технічного стану будівель доцільно подати блок-схему алгоритму, що відображає етапи оцінки середнього ризику (рис. 4.19). 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.

На відміну від класичних підходів, у роботі використовується багатовимірний простір ознак, сформований на основі результатів моделі CNN-LSTM-Risk. 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 її класифікації.

$$S_t = \Psi(Z_t), \quad Z_t = \Phi(H_{CNN}, H_{LSTM}, R_t, E_t) \qquad (4.27)$$

де:

- $S_t$ — прогнозований клас технічного стану будівлі;

- $H_{CNN}$ — просторові ознаки, виділені CNN-модулем;
- $H_{LSTM}$ — часові ознаки деградації;
- Rt — інтегральний показник ризику за (2.24), що подається на вхід моделі як ознака;
- $Z_t$ — Latent Safety Space ;
- $\Psi_{(\cdot)}$— функція класифікації.

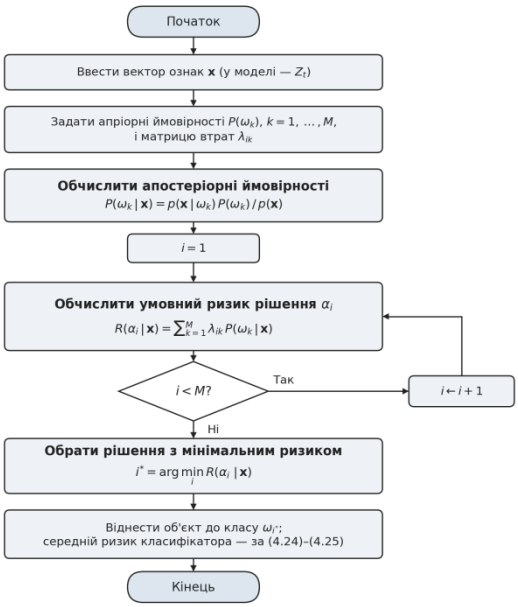



Рис. 4.19. Блок-схема алгоритму оцінки середнього ризику при розпізнаванні станів *(розроблено автором за [120])*

Формула описує процес класифікації технічного стану будівлі у запропонованій CNN-LSTM-Risk моделі: аргументи не дублюються — класифікація виконується лише за латентним простором безпеки $Z_t$, який за побудовою (4.8) вже є функцією просторових, часових і ризик-аналітичних ознак.

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 поєднання різних методів, коли статистичні моделі забезпечують базову оцінку, а нейронні мережі підвищують точність завдяки

здатності працювати з нелінійними залежностями. Межі застосування задають рамки, у межах яких методи залишаються ефективними, і визначають необхідність їхньої адаптації до особливостей реального будівельного середовища.

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.

$$\text{Accuracy} = \frac{N_{correct}}{N} \tag{4.28}$$

де:

- $N_{correct}$ — кількість правильно класифікованих об'єктів;
- N — загальна кількість об'єктів.

Показник Accuracy використовується для оцінювання якості роботи CNN-LSTM-Risk моделі та відображає частку об'єктів, для яких технічний стан було визначено правильно. Базою для порівняння слугує рівень випадкового вгадування:

$$P_c = \frac{1}{M} \tag{4.29}$$

де M — кількість класів технічного стану. Вираз (4.29) показує, що зі зростанням кількості класів рівень випадкового вгадування спадає (0,500 при M = 2; 0,333 при M = 3; 0,250 при M = 4), а сама задача класифікації ускладнюється, що вимагає застосування більш складних алгоритмів для досягнення високої точності у діагностиці технічного стану будівель. За результатами імітаційного моделювання (додаток В) точність CNN-LSTM-Risk моделі становить 0,968 ± 0,001 для M = 2 (придатний / непридатний до нормальної експлуатації), 0,882 ± 0,002 для M = 3 і 0,856 ± 0,001 для чотирьох категорій за ДСТУ-Н Б В.1.2-18:2016, тоді як для CNN-LSTM без ризик-модуля — 0,693 ± 0,011 при M = 4. Укрупнення шкали виконано шляхом об’єднання суміжних категорій за порогами параметра D (0,15 для M = 2; 0,05 і 0,30 для M = 3).

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 забезпечення стабільної точності рішень (рис. 4.20).

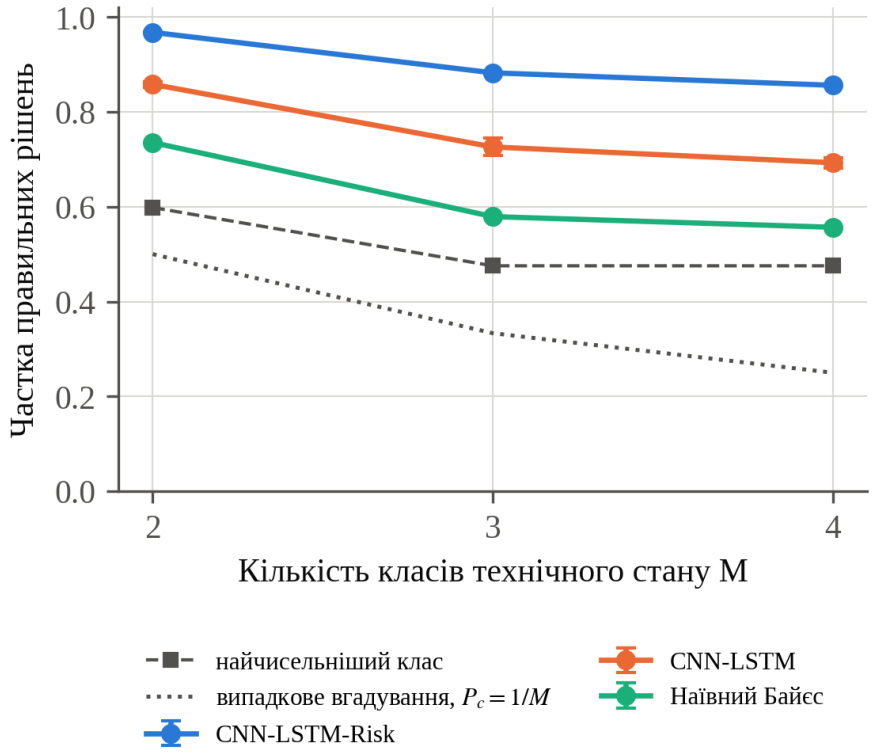



Рис. 4.20. Частка правильних рішень залежно від кількості класів технічного стану M: результати імітаційного експерименту та рівень випадкового вгадування $P_c = 1/M$ *(розраховано автором)*

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 підвищує достовірність ухвалення рішень щодо рівня безпеки об'єкта.

Особливістю запропонованого методу є поєднання процедур розпізнавання, класифікації, ризик-аналітичного оцінювання та прогнозування

залишкового ресурсу в межах єдиної архітектури CNN-LSTM-Risk. На відміну від відомих підходів, які розглядають зазначені задачі окремо, запропонований метод забезпечує комплексне оцінювання технічного стану будівель і формування рекомендацій щодо подальшої експлуатації об'єкта в режимі підтримки ухвалення рішень.

Порівняння методів розпізнавання технічного стану будівель (табл. 4.5) демонструє, що кожен підхід має свої сильні сторони та сферу доцільного застосування. Баєсівський 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 ухвалення 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. У табл. 4.5 позначка «+» означає, що метод забезпечує відповідну властивість у своєму типовому вигляді: нелінійні межі рішень (для баєсівського підходу — за квадратичних або ядерних оцінок густини), безпосереднє опрацювання часових рядів без ручного конструювання динамічних ознак, врахування ціни помилки під час ухвалення рішення за (4.25)–(4.26) (для нейромережевих моделей — через апостеріорні ймовірності softmax-виходу), вбудоване ризик-орієнтоване навчання (показник $R_t$ як ознака та ваги втрат за (4.22)) і адаптивність — здатність до донавчання на нових даних або баєсового оновлення параметрів.

Метод мінімального середнього ризику є розвитком баєсівського підходу, але робить акцент на мінімізації втрат, що виникають через помилки класифікації. Він застосовується там, де важливо враховувати ймовірність правильної класифікації та 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 [120].

Таблиця 4.5

Порівняння методів розпізнавання технічного стану будівель

| **Метод** | **Нелінійні межі рішень** | **Робота з часовими рядами** | **Врахування ціни помилки за (4.25)–(4.26)** | **Вбудоване ризик-орієнтоване навчання** | **Адаптивність (донавчання / баєсове оновлення)** | **Потреба в апріорному описі розподілу ознак** |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Баєсівський | + | – | + | – | + | так |
| Мінімального середнього ризику | + | – | + | – | + | так |
| MLP | + | – | + | – | + | ні |
| LSTM | + | + | + | – | + | ні |
| Авторська CNN-LSTM-Risk | + | + | + | + | + | ні |

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 пошкодження. 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 під час інтеграції з сенсорними платформами та базами моніторингових даних.

Баєсівський 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 навколишнього середовища. Їхнє 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 у кількісному оцінюванні якості роботи запропонованого класифікатора. Для цього використовуються стандартизовані метрики машинного навчання, які дозволяють оцінити точність ухвалення рішень і порівняти ефективність CNN-

LSTM-Risk моделі з альтернативними підходами — баєсовим класифікатором [120], багатошаровим перцептроном [89], LSTM [67] та найближчим опублікованим аналогом — гібридною CNN+RNN моделлю [90].

Для перевірки ефективності запропонованого методу класифікації технічного стану будівель доцільно використовувати набір кількісних показників якості, які характеризують точність ухвалення рішень і здатність моделі правильно ідентифікувати різні класи технічного стану. Основними критеріями оцінювання є Accuracy, Precision, Recall та F1-score [83], а для багатокласової задачі — їх macro-усереднені значення та коефіцієнт к Коена [121]. Їхнє використання дає змогу комплексно оцінити якість класифікації та порівняти результати роботи запропонованої CNN-LSTM-Risk моделі з результатами альтернативних підходів.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \tag{4.30}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \tag{4.31}$$

$$F1 = \frac{2 \cdot \text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision}+\text{Recall}} \tag{4.32}$$

де:

- TP — правильно класифіковані аварійні стани;
- FP — хибні спрацювання;
- FN — пропущені аварійні стани.

### 4.4.1. Імітаційний експеримент: дані, програмна реалізація та протокол оцінювання

Натурних даних тривалого моніторингу реальної будівлі в роботі немає, тому експериментальну частину виконано методом імітаційного моделювання: дані згенеровано фізичною моделлю 5-поверхової каркасної будівлі зсувного типу; натурних вимірювань не використовувалось. Усі наведені далі числові значення отримано розрахунком, а не прийнято умовно; програмний код, зерна генераторів псевдовипадкових чисел і повний файл результатів наведено в додатку В. Отримані результати підтверджують працездатність і внутрішню

несуперечливість запропонованих моделей та алгоритмів, але не замінюють натурної верифікації на реальному об’єкті.

Будівлю моделювали як систему з п’ятьма ступенями вільності: $M\cdot\ddot{u}(t) + C\cdot\dot{u}(t) + K(t)\cdot u(t) = -M\cdot 1\cdot a_g(t)$, де M — діагональна матриця мас поверхів ($m = 2{,}0\cdot 10^5$ кг), K(t) — тридіагональна матриця жорсткості (початкова жорсткість поверху $k_0 = 3{,}5\cdot 10^8$ Н/м), C — релеївське демпфування 5 % для 1-ї та 3-ї форм, $a_g(t)$ — прискорення основи (фільтрований білий шум у смузі 0,3–20 Гц). Власні частоти номінальної будівлі становлять 1,90; 5,53; 8,72; 11,20 і 12,78 Гц. Пошкодження задавали як зниження жорсткості окремих поверхів за чотирма сценаріями деградації (стабільний, лінійний, прискорений, раптовий), а температурну залежність жорсткості — як $k_i(t, T) = k_{0i}\cdot(1 - d_i(t))\cdot(1 - \alpha_T\cdot(T - T_{ref}))$, де $\alpha_T = 0{,}003$ 1/°C. Інтегрування виконували у просторі станів з точною дискретизацією за нульового порядку утримання, крок $\Delta t = 1/50$ с; реалізацію звірено з незалежною бібліотечною процедурою (максимальне розходження $6{,}2\cdot 10^{-9}$ м/с² за амплітуди 0,14 м/с²).

Одиницею вибірки є вікно з 256 відліків (5,12 с) восьми каналів — п’ять акселерометрів поверхів, два міжповерхові дрейфи та температура, — віднесене до сеансу моніторингу конкретної будівлі. Згенеровано 200 незалежних «будівель» з розкидом маси й жорсткості ±10 %, по 48 сеансів тривалістю 600 с на будівлю (кожні два місяці протягом восьми років). Дані свідомо зроблено неідеальними: шум вимірювань — 5% від середньоквадратичного значення, вимкнення одного випадкового каналу на весь сеанс з імовірністю 0,1, пропуск сегмента 20–80 відліків у вікні з імовірністю 0,1 і незалежний часовий зсув каналів на ±2 відліки (асинхронність потоків). Розбиття на навчальну, валідаційну та тестову вибірки виконано за будівлями (120/30/50), тому жодна будівля не потрапляє одночасно до двох вибірок; це виключає оптимістичне зміщення оцінок через статистичну залежність вікон одного й того ж об’єкта. Паспорт набору даних наведено в табл. 4.6. Приклад згенерованих сигналів, зсуву власних частот, температури та показника ризику $R_t$ у часі — на рис. 4.21.

Ризик-модуль обчислює інтегральний показник $R_t$ за (2.24) з того самого сеансу вимірювань і не використовує міток. Власні частоти ідентифікуються методом розкладу спектральної матриці [48], після чого виконується температурна компенсація $\tilde{f}_r = f_r/(1 + a_r \cdot (T - T_{ref}))$ і обчислюється відносний зсув $\delta_r = 1 - \tilde{f}_r/f^0_r$ відносно базової кампанії року введення в експлуатацію. Нормовані індикатори — максимальний і усереднений зсув частот, інтенсивність збудження та тенденція зсуву за останні шість сеансів — згортаються з вагами $w = (0{,}45; 0{,}25; 0{,}10; 0{,}20)$, сума яких дорівнює одиниці, тому $R_t \in [0; 1]$ за побудовою. Критичний зсув $\delta_{кр} = 0{,}0561$ обчислено з номінальної скінченноелементної моделі як найменший відгук частот на локальне зниження жорсткості одного поверху до критичного рівня $D = 0{,}30$, тобто консервативно й без використання міток. Похибка ідентифікації частот на тестовій вибірці (95-й перцентиль модуля відносної похибки) становить 1,24; 0,71 і 1,03 % для першої, другої та третьої форм; коефіцієнт кореляції $R_t$ з фактичним параметром пошкодження D дорівнює 0,910.

Мітки класів визначено за модельним параметром $D = \max_i(1 - k_i/k_0)$ з порогами 0,05; 0,15 і 0,30, тобто за фактичним станом конструкції, а не за $R_t$; залишковий ресурс визначено як час до досягнення $D \geq 0{,}30$ з горизонтом $H = 3$ роки та цензуруванням спостережень, для яких цей рівень у межах горизонту не досягається. Таким чином, цільова змінна й вхідна ознака $R_t$ формуються незалежними процедурами, і в експерименті не відбувається витоку цільової змінної.

Модель реалізує (4.7)–(4.9) і (4.27): два згорткові шари з ReLU та підвибіркою виділяють просторові ознаки $H_{CNN}$, шар LSTM формує часові ознаки $H_{LSTM}$, одноголовий механізм self-attention із залишковим з'єднанням [94] уточнює вагомість часових кроків, після усереднення за часом вектор конкатенується з профілем ризику та контекстом експлуатації і через повнозв'язний шар формує латентний простір безпеки $Z_t$ розмірності 32, з якого softmax-голова дає розподіл за чотирма категоріями, а лінійна голова — прогноз залишкового ресурсу. Мінімізується функція втрат (4.22) із

контекстно-адаптивним кроком (4.20)–(4.21) та оновленням (4.23). Повний перелік розмірів шарів і гіперпараметрів наведено в табл. 4.4: модель містить 17 365 параметрів.

Програмна реалізація виконана мовою Python 3.11.15 з використанням бібліотек numpy 2.4.4, scipy 1.17.1, scikit-learn 1.8.0 та Matplotlib 3.10.9. Нейромережі реалізовано безпосередньо на numpy з ручним зворотним поширенням помилки за (4.13)–(4.19); фреймворків глибинного навчання (TensorFlow, PyTorch) не використовувалось, що дає повний контроль над обчисленням градієнтів і дозволяє відтворити результати без спеціалізованого програмного забезпечення. Коректність усіх аналітичних градієнтів підтверджено числовою перевіркою центральними різницями з подвійною точністю: максимальна відносна похибка становить $1{,}9\cdot10^{-4}$ для повної моделі та не перевищує $2{,}8\cdot10^{-7}$ для окремих шарів. Обчислення виконувалися на процесорі Intel Xeon 2,10 ГГц (2 vCPU) без графічного прискорювача; середній час навчання повної моделі — 4,3 хв на одне ядро, час інференсу — 1,49 мс на вікно (табл. 4.13). Код, конфігураційні файли та повний файл результатів наведено в додатку В.

Протокол оцінювання передбачає п’ять незалежних запусків кожної нейромережевої моделі та багатошарового перцептрона (зерна 0–4) на однаковому розбитті за будівлями; гаусівський наївний баєсовий класифікатор і пороговий класифікатор за $R_t$ є детермінованими. Обчислюються Accuracy, macro-усереднені Precision, Recall і F1 [83], повнота аварійного класу, коефіцієнт κ Коена [121], ROC-AUC і середня точність для аварійного класу [80] та матриця помилок. Наводяться середнє ± середньоквадратичне відхилення за зернами, 95% довірчий інтервал за розподілом Стьюдента і 95% інтервал кластерного бутстрепу за будівлями (2000 повторень), який відображає мінливість, зумовлену вибіркою об’єктів. Попарні порівняння моделей на тих самих тестових вікнах виконано за критерієм Мак-Немара з поправкою на неперервність [122; 123] і поправкою Холма на множинність, додатково — парним t-критерієм за п’ятьма спільними зернами.

Для порівняння використано шість базових моделей, прогнаних на тих самих даних: гаусівський наївний баєсів класифікатор і багатошаровий перцептрон (64–32) на 28 ручних ознаках вікна; той самий перцептрон, доповнений профілем ризику та контекстом експлуатації; пороговий класифікатор безпосередньо за $R_t$; LSTM на сирих вікнах; CNN-LSTM без ризик-модуля, механізму уваги та адаптивних механізмів. Абляційні варіанти повної моделі — без self-attention, без $R_t$ на вході, без контекстно-адаптивного оновлення ($\beta = 0$), без багатостратегіального навчання та зі стратегіями, що обираються рівноймовірно. Додатково оцінено стійкість до вимкнення одного й двох каналів та до додаткового шуму з відношенням сигнал/шум 20, 10 і 5 дБ (збурення діють і на вікно, і на 600-секундний запис, з якого обчислюється $R_t$), а також обчислювальну вартість інференсу. Результати наведено в табл. 4.7, 4.8, 4.9, 4.10, 4.12, 4.11, 4.13 та на рис. 4.22–4.26.

Таблиця 4.6

Паспорт синтетичного набору даних імітаційного експерименту

| **Характеристика** | **Значення** |
|---|---|
| Джерело даних | Синтетичні дані: фізична модель 5-поверхової будівлі зсувного типу (імітаційне моделювання); натурних вимірювань не використано |
| Об’єкти | 200 незалежних «будівель» (розкид маси й жорсткості ±10 %); поділ за будівлями 120/30/50 |
| Сеанси й вікна | 48 сеансів по 600 с на будівлю; вікно 256 відліків (5,12 с); вікон: 11520 / 1440 / 2400 |
| Канали | 5 акселерометрів поверхів, 2 деформометри (міжповерхові дрейфи 1-го і 2-го поверхів), температура |
| Частота дискретизації | 50 Гц |
| Розподіл класів (тестова вибірка) | 1141 / 295 / 412 / 552 (нормальний / задовільний / непридатний / аварійний) |
| Мітки | клас за $D = \max_i(1 - k_i/k_0)$ з порогами 0,05; 0,15; 0,30; RUL — час до $D \geq 0{,}30$, горизонт 3 роки, цензурування |
| Збурення | Шум 5% СКЗ, вимкнення каналів (10% сеансів), пропуски сегментів (10 % вікон), асинхронність ±2 відліки |
| Зерна генераторів | дані — 20260917; нейромережі — 0–4; багатошаровий перцептрон — $\text{random}_{\text{state}}$ 0–4 |
| Похибка ідентифікації частот (95-й перцентиль) | 1,24; 0,71; 1,03 % для 1-ї, 2-ї та 3-ї форм |

Джерело: розраховано автором (імітаційне моделювання на синтетичних даних, додаток В; 5 незалежних запусків, тестова вибірка — 2400 вікон із 50 будівель, що не використовувались у навчанні)

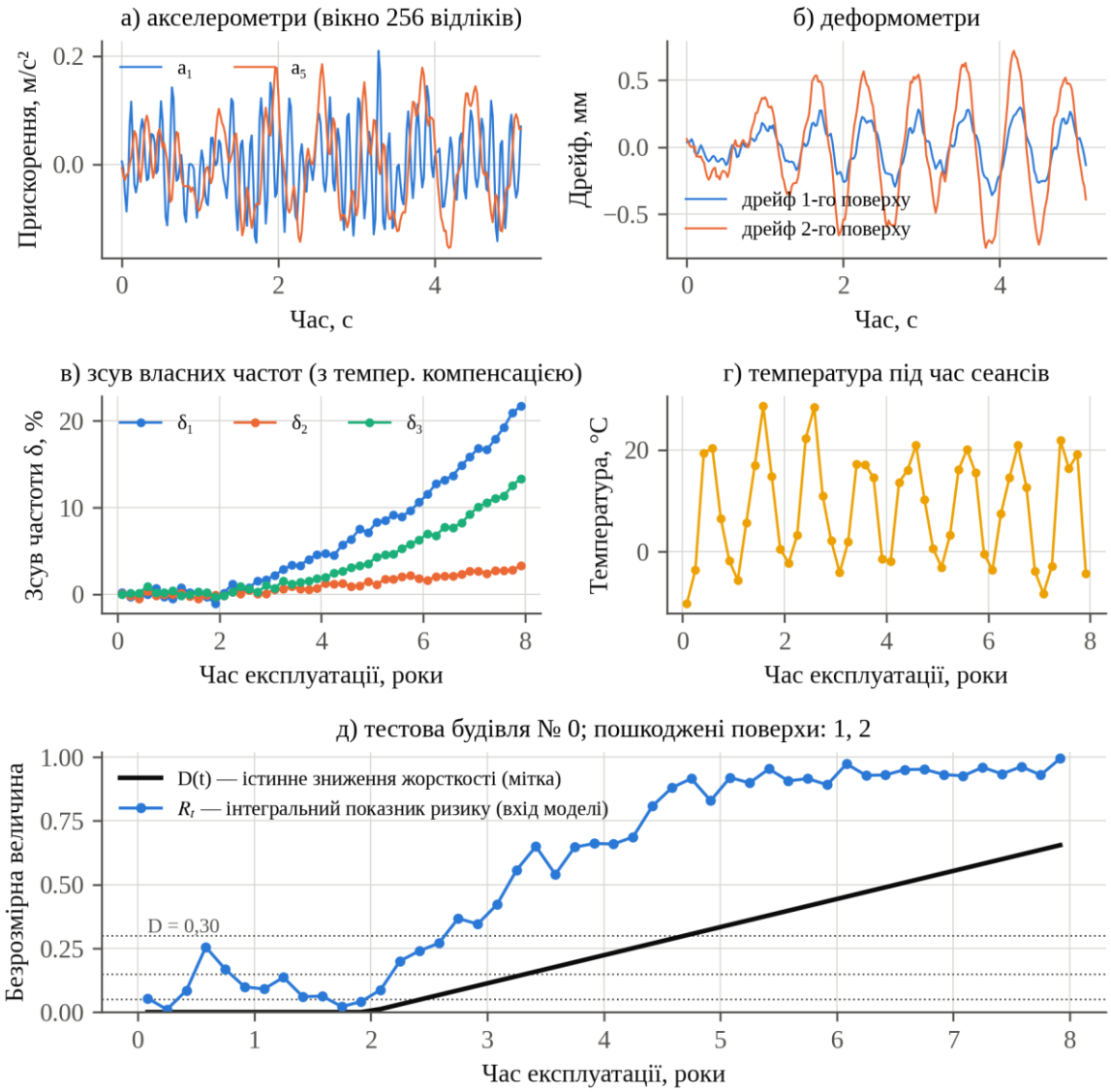



Рис. 4.21. Приклад синтетичних сигналів тестової будівлі, температурно компенсованого зсуву власних частот, температури та інтегрального показника ризику $R_t$ у часі *(розраховано автором)*

Отримані результати свідчать, що авторська CNN-LSTM-Risk модель забезпечує вищу якість класифікації порівняно з класичними статистичними та базовими нейромережевими підходами: Accuracy 0,856 ± 0,001 (95 % ДІ за зернами [0,853; 0,857]; ДІ кластерного бутстрепу за будівлями [0,814; 0,888]),

macro-F1 0,799 ± 0,002, к Коена 0,788 ± 0,002, повнота виявлення аварійного класу 0,914 ± 0,011, ROC-AUC аварійного класу 0,975 ± 0,001 і середня точність AP 0,908 ± 0,005. Приріст щодо CNN-LSTM без ризик-модуля становить 0,163 за Accuracy і 0,280 за macro-F1; щодо LSTM — 0,200 і 0,313; щодо MLP на ручних ознаках — 0,166 і 0,260; щодо порогового класифікатора за $R_t$ — 0,062 і 0,075.

Таблиця 4.7

Результати оцінювання якості класифікації технічного стану (імітаційне моделювання, тестова вибірка 2400 вікон із 50 будівель, 5 запусків, середнє ± СКВ)

| **Модель** | **Accuracy** | **macro-Precision** | **macro-Recall** | **macro-F1** | **Практичний висновок** |
|---|---|---|---|---|---|
| Гаусівський наївний баєсів класифікатор (ручні ознаки) | 0,557 ± 0,000 | 0,400 ± 0,000 | 0,403 ± 0,000 | 0,385 ± 0,000 | Базова ймовірнісна оцінка; найгірше розділяє суміжні класи |
| MLP (ручні ознаки) | 0,690 ± 0,002 | 0,571 ± 0,010 | 0,543 ± 0,008 | 0,540 ± 0,011 | Краще за Баєса, але без урахування часової динаміки та ризику |
| Пороговий класифікатор за $R_t$ | 0,794 ± 0,000 | 0,719 ± 0,000 | 0,731 ± 0,000 | 0,725 ± 0,000 | Проста фізично інтерпретована межа; не використовує форму сигналу |
| MLP (ручні ознаки + $R_t$, $E_t$) | 0,854 ± 0,005 | 0,803 ± 0,008 | 0,793 ± 0,007 | 0,794 ± 0,007 | Досягає рівня авторської моделі на незбурених даних, але різко втрачає точність за неповних даних |
| LSTM (сирі вікна) | 0,656 ± 0,009 | 0,519 ± 0,032 | 0,506 ± 0,002 | 0,487 ± 0,004 | Враховує часову динаміку, але не має просторових ознак і ризик-профілю |
| CNN-LSTM (без ризик-модуля) | 0,693 ± 0,011 | 0,566 ± 0,103 | 0,545 ± 0,019 | 0,519 ± 0,014 | Просторово-часові ознаки без ризик-аналітичної складової |
| CNN-LSTM-Risk (авторська) | 0,856 ± 0,001 | 0,804 ± 0,003 | 0,800 ± 0,005 | 0,799 ± 0,002 | Найвищі macro-F1, к і повнота аварійного класу; стійка до неповноти даних |

Статистичну значущість різниці перевірено парним критерієм Мак-Немара [122; 123] на тих самих тестових вікнах із поправкою Холма на множинність порівнянь: перевага над наївним баєсом, MLP на ручних ознаках, LSTM, CNN-LSTM і пороговим класифікатором за $R_t$ значуща ($p < 10^{-10}$ у всіх п'яти порівняннях); додатковий парний t-критерій за п'ятьма спільними зернами дає $p = 4{,}3 \cdot 10^{-9}$ (MLP), $1{,}5 \cdot 10^{-6}$ (LSTM) і $4{,}4 \cdot 10^{-6}$ (CNN-LSTM).

Водночас слід чесно зазначити, що перевага над багатошаровим перцептроном, доповненим тим самим ризик-профілем (Accuracy 0,854 ± 0,005), на незбурених даних статистично не доведена: критерій Мак-Немара дає $p = 0{,}936$ ($n_{01} = 78$, $n_{10} = 78$), а 95 % ДІ різниці точності становить [−0,012; 0,013]. Отже, на незбурених синтетичних даних основний внесок дає саме ризик-орієнтована складова, а не глибинна архітектура як така; перевага повної моделі виявляється в умовах неповноти даних (0,820 ± 0,012 проти 0,634 ± 0,041 за двох додатково вимкнених каналів) і шуму (0,844 ± 0,011 проти 0,554 ± 0,011 у CNN-LSTM за SNR 5 дБ). Внесок окремих компонентів моделі оцінено абляційним експериментом (табл. 4.8), стійкість до збурень — у табл. 4.9, а графічне подання точкових оцінок із 95 % довірчими інтервалами — на рис. 4.22.

Таблиця 4.8

Абляційний експеримент: внесок компонентів CNN-LSTM-Risk моделі (5 запусків, середнє ± СКВ)

| **Варіант моделі** | **Accuracy** | **macro-F1** | **Recall аварійного** | **к Коена** | **p (Мак-Немар, поправка Холма)** | **p (парний t-критерій за зернами)** |
|---|---|---|---|---|---|---|
| CNN-LSTM-Risk (повна) | 0,856 ± 0,001 | 0,799 ± 0,002 | 0,914 ± 0,011 | 0,788 ± 0,002 | — | — |
| без self-attention | 0,847 ± 0,010 | 0,788 ± 0,015 | 0,918 ± 0,009 | 0,775 ± 0,015 | 1,000 | 0,107 |
| без $R_t$ (профілю ризику) | 0,666 ± 0,006 | 0,521 ± 0,012 | 0,804 ± 0,020 | 0,488 ± 0,013 | $< 10^{-10}$ | $4{,}3 \cdot 10^{-7}$ |
| без контекстно-адаптивного оновлення | 0,852 ± 0,003 | 0,796 ± 0,004 | 0,909 ± 0,013 | 0,783 ± 0,004 | 1,000 | 0,049 |
| без багатостратегічного навчання | 0,855 ± 0,003 | 0,798 ± 0,005 | 0,933 ± 0,017 | 0,786 ± 0,004 | 1,000 | 0,454 |
| стратегії з рівними ймовірностями (неадаптивно) | 0,853 ± 0,004 | 0,795 ± 0,006 | 0,937 ± 0,005 | 0,784 ± 0,006 | 1,000 | 0,242 |

Джерело: розраховано автором (імітаційне моделювання на синтетичних даних, додаток В; 5 незалежних запусків, тестова вибірка — 2400 вікон із 50 будівель, що не використовувались у навчанні)

Абляційний експеримент (табл. 4.8) кількісно підтверджує передусім внесок ризик-модуля: вилучення профілю $R_t$ з входу знижує Accuracy з 0,856 ± 0,001 до 0,666 ± 0,006, а macro-F1 — з 0,799 ± 0,002 до 0,521 ± 0,012 (p за Холмом $< 10^{-10}$). Натомість внески механізму self-attention [94] (ΔAccuracy = 0,009), контекстно-адаптивного оновлення кроку за (4.21) (ΔAccuracy = 0,004) та адаптивного багатостратегіального навчання (ΔAccuracy = 0,001) на незбурених даних перебувають у межах статистичної похибки (критерій Мак-Немара p = 1,000 після поправки Холма). Ефект багатостратегіального навчання виявляється не в точності на чистих даних, а в стійкості: за одного

додатково вимкненого каналу варіант без нього дає 0,830 ± 0,006 проти 0,840 ± 0,007, за двох — 0,802 ± 0,012 проти 0,820 ± 0,012 (табл. 4.9, рис. 4.26).

Таблиця 4.9

Стійкість моделей до неповноти даних і шуму вимірювань (Accuracy, 5 запусків, середнє ± СКВ)

| **Сценарій** | **CNN-LSTM-Risk (повна)** | **без багатостратегічного навчання** | **CNN-LSTM** | **LSTM** | **MLP (ручні ознаки + $R_t$, $E_t$)** | **Пороговий класифікатор за $R_t$** |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Базова тестова вибірка | 0,856 ± 0,001 | 0,855 ± 0,003 | 0,693 ± 0,011 | 0,656 ± 0,009 | 0,854 ± 0,005 | 0,794 ± 0,000 |
| Додатково вимкнено 1 канал | 0,840 ± 0,007 | 0,830 ± 0,006 | 0,626 ± 0,018 | 0,571 ± 0,011 | 0,801 ± 0,003 | 0,783 ± 0,000 |
| Додатково вимкнено 2 канали | 0,820 ± 0,012 | 0,802 ± 0,012 | 0,527 ± 0,021 | 0,456 ± 0,015 | 0,634 ± 0,041 | 0,770 ± 0,000 |
| Додатковий шум, SNR 20 дБ | 0,855 ± 0,002 | 0,855 ± 0,002 | 0,689 ± 0,011 | 0,652 ± 0,007 | 0,854 ± 0,006 | 0,795 ± 0,000 |
| Додатковий шум, SNR 10 дБ | 0,852 ± 0,004 | 0,854 ± 0,003 | 0,638 ± 0,011 | 0,613 ± 0,009 | 0,852 ± 0,004 | 0,787 ± 0,000 |
| Додатковий шум, SNR 5 дБ | 0,844 ± 0,011 | 0,845 ± 0,003 | 0,554 ± 0,011 | 0,553 ± 0,012 | 0,851 ± 0,006 | 0,780 ± 0,000 |

Джерело: розраховано автором (імітаційне моделювання на синтетичних даних, додаток В; 5 незалежних запусків, тестова вибірка — 2400 вікон із 50 будівель, що не використовувались у навчанні)

Найпоказовішим є порівняння з багатошаровим перцептроном, доповненим тим самим ризик-профілем: на базовій вибірці різниці немає (0,854 ± 0,005 проти 0,856 ± 0,001, p = 0,936), однак за двох вимкнених каналів його точність падає до 0,634 ± 0,041, тоді як авторська модель зберігає 0,820 ± 0,012. Це означає, що глибинна просторово-часова частина архітектури

забезпечує не приріст точності за ідеальних умов, а стійкість до неповноти вхідних даних — саме той режим, у якому працюють реальні системи моніторингу.

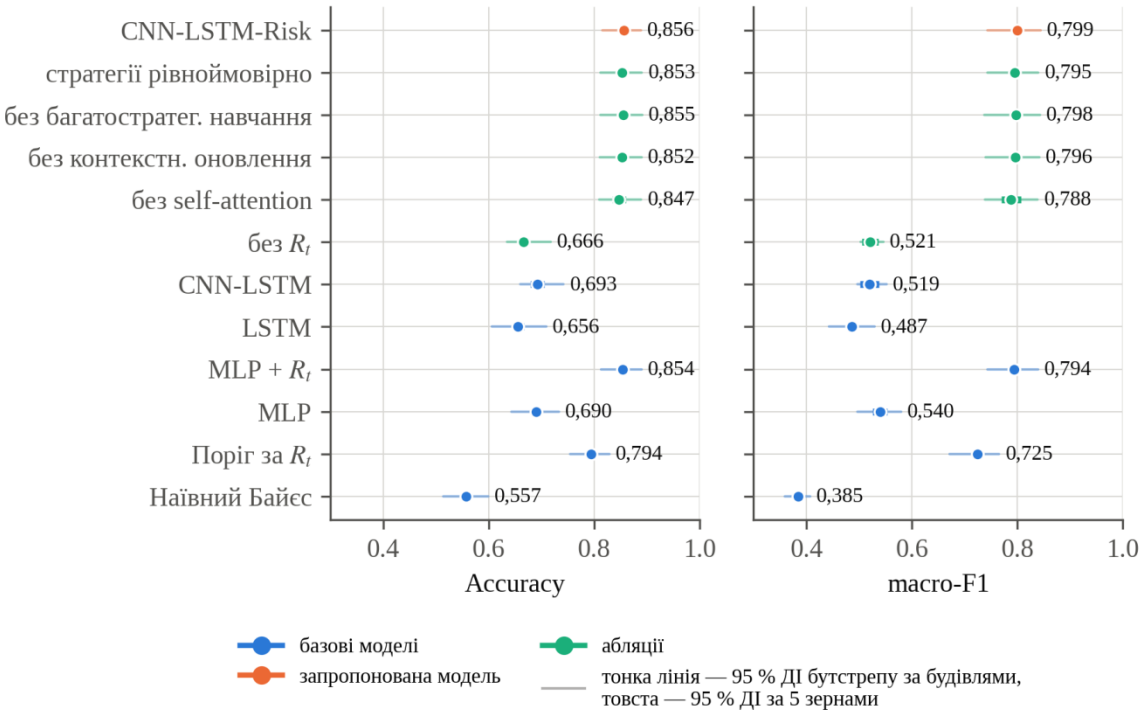



Рис. 4.22. Порівняння моделей і абляційних варіантів за Accuracy та macro-F1 з 95 % довірчими інтервалами (5 запусків; кластерний бутстреп за будівлями) *(розраховано автором)*

Процедуру обчислення показників якості проілюстровано на прикладі фактичних результатів імітаційного експерименту. Тестова вибірка містить 2400 вікон моніторингу 50 будівель, які не використовувались у навчанні; у медіанному за macro-F1 запуску CNN-LSTM-Risk модель правильно класифікувала 2051 вікно:

Accuracy = $N_{correct}/N = 2051/2400 = 0{,}855$

Для аварійного класу в тому самому запуску модель правильно виявила 499 вікон (TP), 133 вікна інших класів помилково віднесла до аварійного (FP) і пропустила 53 аварійні вікна (FN), що за (4.30)–(4.32) дає:

Precision = TP/(TP + FP) = 499/(499 + 133) = 0,790

Recall = TP/(TP + FN) = 499/(499 + 53) = 0,904

F1 = 2·Precision·Recall/(Precision + Recall) = 2·0,790·0,904/(0,790 + 0,904) = 0,843

Наведені значення показують, що модель виявляє переважну більшість аварійних станів (повнота 0,904 у медіанному запуску та 0,914 ± 0,011 у середньому за п’ятьма запусками) ціною певної кількості хибних тривог. Для задач експлуатаційної безпеки це є прийнятним компромісом: ціна пропуску аварійного стану істотно перевищує ціну зайвого обстеження, і саме таке співвідношення закладено у ваги функції втрат (4.22) та в матрицю втрат λ(i|k) правила мінімуму середнього ризику (4.25)–(4.26). Порогово-незалежну оцінку виявлення аварійного класу дають ROC-AUC 0,975 ± 0,001 і середня точність AP 0,908 ± 0,005 (рис. 4.24).

Таблиця 4.10

Матриця помилок CNN-LSTM-Risk моделі на тестовій вибірці (медіанний за macro-F1 запуск із п’яти; рядки — фактичний клас)

| **Фактичний стан** | **Нормальний** | **Задовільний** | **Непридатний** | **Аварійний** | **Разом** | **Recall** |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Нормальний | 1071 | 70 | 0 | 0 | 1141 | 0,939 |
| Задовільний | 27 | 217 | 36 | 15 | 295 | 0,736 |
| Непридатний | 0 | 30 | 264 | 118 | 412 | 0,641 |
| Аварійний | 0 | 0 | 53 | 499 | 552 | 0,904 |
| Разом прогнозовано | 1098 | 317 | 353 | 632 | 2400 | 0,855 |

Матриця помилок демонструє здатність моделі коректно розпізнавати аварійні та передаварійні стани будівельних конструкцій: з 552 аварійних вікон правильно розпізнано 499 (повнота 0,904 у медіанному запуску та 0,914 ± 0,011 у середньому за п’ятьма запусками), жодне аварійне вікно не віднесено до нормального чи задовільного класу. Основна частина помилок припадає на суміжні класи — 118 вікон класу «непридатний до нормальної експлуатації» віднесено до аварійного, а 70 вікон нормального стану — до задовільного;

переходів через два класи практично немає. Accuracy медіанного запуску становить 0,855, коефіцієнт к Коена — 0,788 ± 0,002; показники Precision, Recall і F1 для багатокласової задачі усереднено за класами (macro). Матрицю отримано на синтетичних даних імітаційного експерименту; графічне зіставлення матриць помилок авторської моделі та базової CNN-LSTM наведено на рис. 4.23, а порогово-незалежні ROC- і PR-криві для аварійного класу — на рис. 4.24.

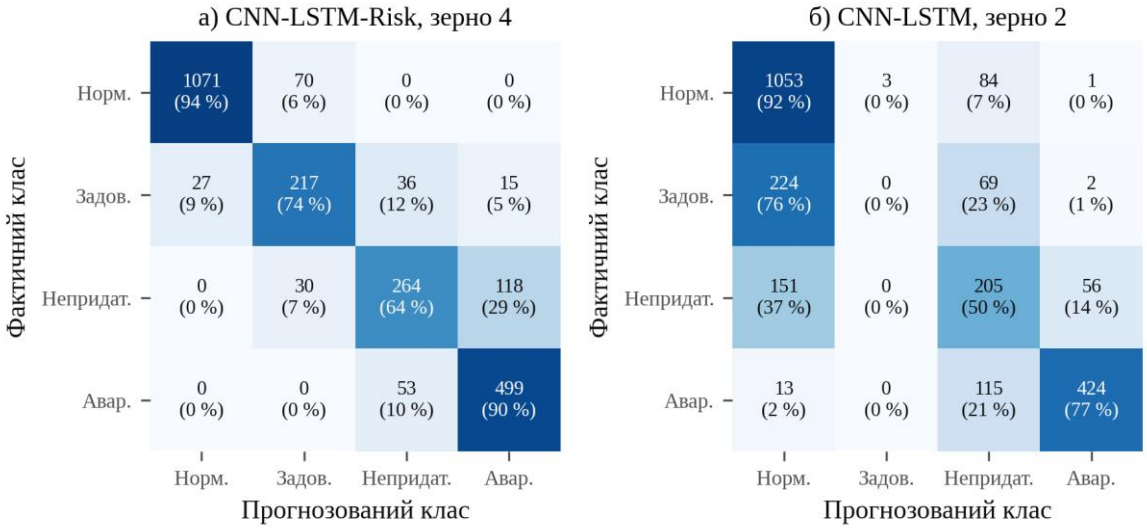



Рис. 4.23. Матриці помилок CNN-LSTM-Risk і CNN-LSTM на тестовій вибірці (медіанний за macro-F1 запуск) *(розраховано автором)*

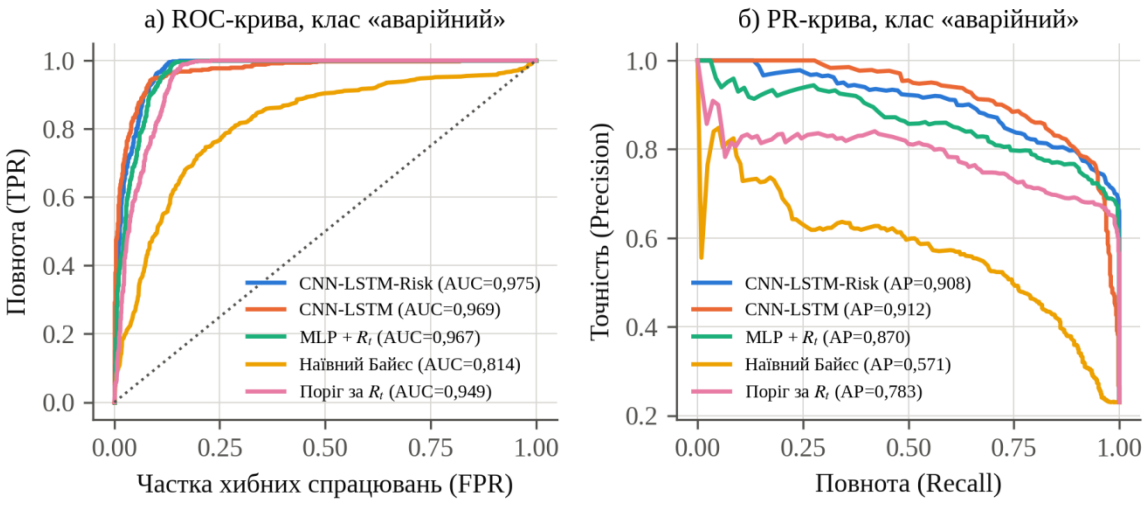



Рис. 4.24. ROC- і PR-криві для аварійного класу (медіанний запуск) *(розраховано автором за [80])*

Таблиця 4.11

Класи технічного стану, критерій класу в імітаційній моделі та рішення системи

| **Клас технічного стану** | **Рівень ризику** | **Критерій класу за імітаційною моделлю (D)** | **Спостережений $R_t$ на тестовій вибірці (сер. ± СКВ)** | **Рішення системи** |
|---|---|---|---|---|
| Нормальний | Низький | $D < 0,05$ | $0,113 \pm 0,064$ | Плановий моніторинг |
| Задовільний | Помірний | $0,05 \leq D < 0,15$ | $0,404 \pm 0,186$ | Локальне обстеження та контроль динаміки |
| Непридатний до нормальної експлуатації | Високий | $0,15 \leq D < 0,30$ | $0,732 \pm 0,148$ | Детальна діагностика, обмеження експлуатації |
| Аварійний | Критичний | $D \geq 0,30$ | $0,871 \pm 0,082$ | Негайне втручання, аварійні заходи, припинення експлуатації |

Мітки класів в імітаційному експерименті визначено за модельним параметром зниження жорсткості $D = \max_i(1 - k_i/k_0)$ з напіввідкритими інтервалами [0; 0,05), [0,05; 0,15), [0,15; 0,30), [0,30; 1], тобто за фактичним станом конструкції, а не за значеннями інтегрального показника ризику; у практичному застосуванні категорію встановлюють за результатами обстеження згідно з ДСТУ-Н Б В.1.2-18:2016 [43]. Спостережувані на тестовій вибірці середні значення $R_t$ закономірно зростають від $0,113 \pm 0,064$ для нормального до $0,871 \pm 0,082$ для аварійного класу (коефіцієнт кореляції $R_t$ з D дорівнює 0,910), проте розподіли сусідніх класів помітно перетинаються, тому рішення приймає класифікатор, а не поріг за $R_t$: пороговий класифікатор із порогами 0,21; 0,49 і 0,80, підібраними на навчальній вибірці, дає Accuracy 0,794 проти $0,856 \pm 0,001$ у CNN-LSTM-Risk моделі (табл. 4.7). У разі віднесення об’єкта до аварійного класу система автоматично формує

попередження оператору, рекомендує позапланове обстеження та обмеження подальшої експлуатації конструкції до усунення виявлених дефектів.

Показник інтегрального ризику $R_t$ використовується в CNN-LSTM-Risk моделі виключно як вхідна ознака: він обчислюється з виміряних сигналів (температурно компенсований зсув власних частот, інтенсивність збудження, тенденція зміни зсуву за останні сеанси) і не використовує міток класів, а самі мітки задано незалежно — за станом конструкції. Завдяки цьому витоку цільової змінної немає: висока точність класифікації не зводиться до порівняння входу з тими самими порогами, за якими сформовано мітки. Це підтверджено двома контрольними експериментами: простий пороговий класифікатор безпосередньо за $R_t$ поступається авторській моделі на 0,062 за Accuracy і на 0,075 за macro-F1 (табл. 4.7), а вилучення $R_t$ зі входу (абляція, табл. 4.8) знижує Accuracy до $0{,}666 \pm 0{,}006$, тобто ознака є інформативною, але не тотожною міткам. Крім класифікації, $R_t$ бере участь у процедурі контекстно-адаптивного навчання за (4.20)–(4.21). Кількісні результати прогнозування залишкового ресурсу за (4.9) наведено в табл. 4.12 та на рис. 4.25, показники стійкості до неповноти даних і шуму — у табл. 4.9 і на рис. 4.26, а обчислювальні характеристики інференсу — у табл. 4.13.

Таблиця 4.12

Прогнозування залишкового ресурсу (RUL): схема I — нецензуровані вікна (n = 655); схема II (позначка H) — усі вікна з D < 0,30, ціль для цензурованих дорівнює горизонту H = 3 роки

| **Модель** | **RMSE, роки** | **MAE, роки** | **$R^2$** | **RMSE(H), роки** | **$R^2$(H)** | **C-індекс** |
|---|---|---|---|---|---|---|
| CNN-LSTM-Risk (повна) | 0,92 ± 0,03 | 0,69 ± 0,03 | −0,13 ± 0,06 | 0,73 ± 0,01 | 0,31 ± 0,02 | 0,776 ± 0,011 |

Продовження таблиці 4.12

| **Модель** | **RMSE, роки** | **MAE, роки** | **$R^2$** | **RMSE(H), роки** | **$R^2$(H)** | **C-індекс** |
|---|---|---|---|---|---|---|
| без $R_t$ (профілю ризику) | 1,14 ± 0,05 | 0,92 ± 0,04 | −0,75 ± 0,15 | 0,83 ± 0,01 | 0,11 ± 0,02 | 0,658 ± 0,011 |
| CNN-LSTM | 1,04 ± 0,07 | 0,82 ± 0,06 | −0,45 ± 0,19 | 0,83 ± 0,03 | 0,11 ± 0,05 | 0,682 ± 0,011 |
| LSTM | 1,03 ± 0,02 | 0,82 ± 0,02 | −0,43 ± 0,06 | 0,86 ± 0,03 | 0,05 ± 0,06 | 0,659 ± 0,012 |
| Лінійна екстраполяція тенденції частотного індикатора | 1,03 | 0,77 | −0,41 | 0,90 | −0,06 | 0,754 |
| Константа (середнє RUL навчальної вибірки) | 0,86 | 0,75 | −0,00 | — | — | — |

Джерело: розраховано автором (імітаційне моделювання на синтетичних даних, додаток В; 5 незалежних запусків, тестова вибірка — 2400 вікон із 50 будівель, що не використовувались у навчанні)

Таблиця 4.13

Обчислювальні характеристики інференсу на центральному процесорі (Intel Xeon 2,10 ГГц, 2 vCPU, один потік)

| **Модель / модуль** | **Параметрів** | **мс на вікно (пакет 1)** | **мс на вікно (пакет 64)** |
|---|---|---|---|
| CNN-LSTM-Risk (повна) | 17365 | 1,49 | 0,264 |
| CNN-LSTM | 13045 | 1,28 | 0,262 |
| LSTM | 9541 | 1,18 | 0,068 |
| Ризик-модуль (розклад спектральної матриці, запис 600 с) | — | 3,19 | — |

Джерело: розраховано автором (імітаційне моделювання на синтетичних даних, додаток В; 5 незалежних запусків, тестова вибірка — 2400 вікон із 50 будівель, що не використовувались у навчанні)

Прогноз залишкового ресурсу оцінено у двох схемах, оскільки частина тестових вікон цензурована (критичний рівень $D \geq 0{,}30$ не досягається в межах горизонту $H = 3$ роки): схема I враховує лише 655 нецензурованих вікон, схема II — усі 1848 вікон з $D < 0{,}30$, де для цензурованих ціллю є H. За схемою II

CNN-LSTM-Risk модель дає RMSE 0,73 ± 0,01 року, $R^2$ 0,31 ± 0,02 і C-індекс 0,776 ± 0,011 проти 0,90 року, −0,06 і 0,754 у базової моделі (лінійна екстраполяція тенденції частотного індикатора) та 0,83 року, 0,11 і 0,682 у CNN-LSTM без ризик-модуля. Слід чесно зазначити, що від'ємне значення $R^2$ = −0,13 ± 0,06 у схемі I зумовлене відбором підвибірки за майбутнім станом об'єкта, тому прогноз залишкового ресурсу коректно розглядати як ранжувальну оцінку (C-індекс близько 0,78), а не як точну оцінку строку до досягнення критичного стану.

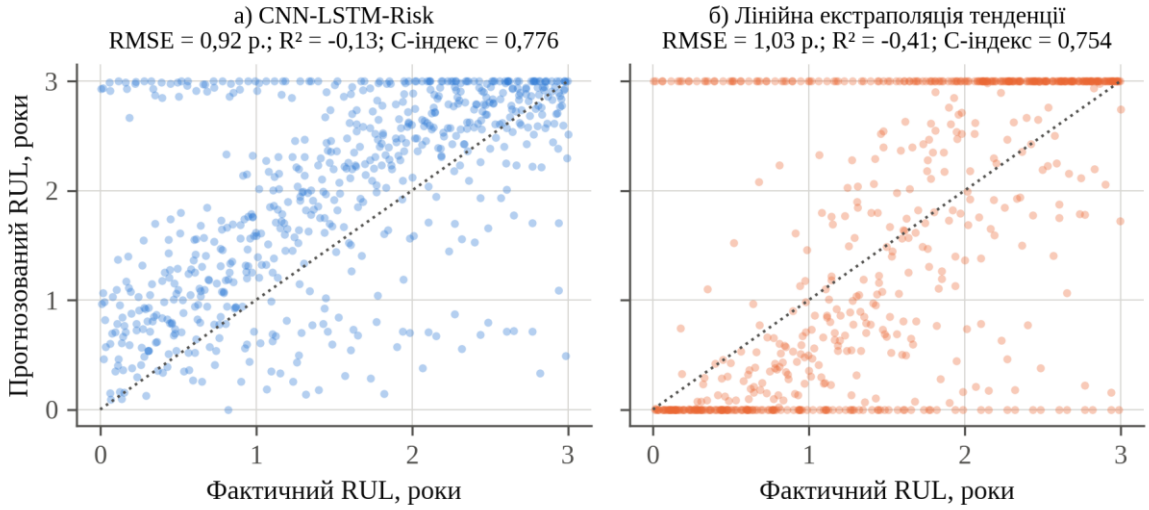



Рис. 4.25. Прогноз залишкового ресурсу: CNN-LSTM-Risk проти лінійної екстраполяції тенденції частотного індикатора *(розраховано автором)*

Отримані результати підтверджують доцільність використання моделі CNN-LSTM-Risk 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 ухвалення 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.

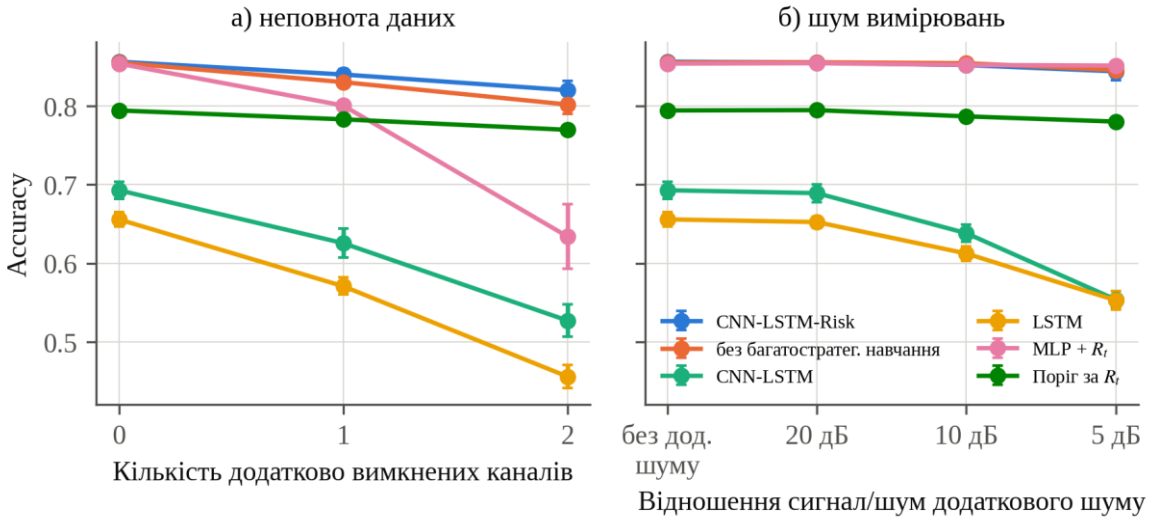



Рис. 4.26. Стійкість моделей до вимкнення каналів і до шуму вимірювань (5 запусків, середнє ± СКВ) *(розраховано автором)*

Це забезпечує підвищення достовірності ідентифікації передкритичних та аварійних станів будівельних конструкцій і створює основу для прогнозно-орієнтованого управління їх безпекою.

### 4.4.2. Відтворюваність результатів та обмеження імітаційного експерименту

Усі наведені в розділі числові показники відтворюються повторним запуском коду додатка В із зафіксованими початковими значеннями генераторів псевдовипадкових чисел: зерно генератора даних — 20260917 (окремі потоки для фізичної моделі, вимірювального шуму та збурень), зерна нейромережевих моделей — 0–4, параметр randomstate базового перцептрона — 0–4. Зафіксовано також версії програмного середовища (Python 3.11.15, numpy 2.4.4, scipy 1.17.1, scikit-learn 1.8.0, Matplotlib 3.10.9) та апаратну платформу (Intel Xeon 2,10 ГГц, 2 vCPU, без графічного прискорювача). Додаток В містить генератор даних, реалізацію моделей, скрипти обчислення

метрик і побудови рисунків, а також повний файл результатів у машиночитному форматі, з якого взято кожне число цього розділу.

Водночас результати мають низку суттєвих обмежень, які слід враховувати під час їх інтерпретації. По-перше, дані є синтетичними: зсувна модель не відтворює просторової роботи каркаса, впливу неконструктивних елементів, фізичної та геометричної нелінійності, тріщиноутворення й впливу вологи, а температурна залежність жорсткості прийнята лінійною. По-друге, мітки класів визначено за модельним параметром зниження жорсткості з прийнятими в імітаційній моделі пороговими значеннями, а не за результатами натурного обстеження. По-третє, вікна одного сеансу й однієї будівлі статистично залежні, тоді як критерій Мак-Немара припускає незалежність спостережень; саме тому поряд із ним наведено кластерний бутстреп за будівлями та парний t-критерій за зернами.

По-четверте, перевагу запропонованої моделі над багатошаровим перцептроном, доповненим тим самим ризик-профілем, на незбурених даних статистично не доведено ($p = 0{,}936$); доведено лише перевагу над моделями без ризик-модуля та кращу стійкість за умов неповноти даних і шуму. Внески механізму self-attention, контекстно-адаптивного оновлення кроку та адаптивного багатостратегіального навчання в точність класифікації на незбурених даних перебувають у межах статистичної похибки, а їхній ефект виявляється у стійкості моделі. По-п’яте, прогноз залишкового ресурсу має обмежену точність (C-індекс близько 0,78) через випадковість майбутньої швидкості деградації в межах самих сценаріїв, тому його слід розглядати як ранжувальну, а не точкову оцінку. Порівняння з опублікованими аналогами на відкритих бенчмарках (зокрема з гібридною CNN+RNN моделлю [90] на наборі даних мосту Z24) не виконувалося через відсутність доступу до цих даних, тому [90] наведено як найближчий за архітектурою аналог, а не як джерело числових значень для зіставлення.

Отримані числові значення стосуються синтетичних даних і не можуть бути перенесені на реальні будівлі без повторного навчання, калібрування

ризик-модуля та натурної верифікації. Подальшим етапом дослідження є верифікація моделі на реальному об’єкті з тривалим інструментальним моніторингом та експертним обстеженням, що дозволить уточнити порогові значення, ваги індикаторів ризику й матрицю втрат (4.26) за фактичними економічними та безпековими наслідками помилок класифікації.

Основні результати розділу опубліковано в працях автора [29; 31; 85].

## Висновки до 4-го розділу

У розділі 4 розроблено модель, методи й алгоритми інтелектуальної діагностики технічного стану будівельних конструкцій на основі нейромережевих технологій та виконано їх перевірку методом імітаційного моделювання на синтетичних даних (п. 4.4.1): програмна реалізація — Python 3.11, numpy, ручне зворотне поширення помилки; код, вихідні дані та повний файл результатів наведено в додатку В. Натурної верифікації на реальних моніторингових даних не проводилось.

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 та параметрів експлуатаційного середовища.

5. Розроблено метод розпізнавання та класифікації технічного стану будівель на основі моделі CNN-LSTM-Risk, 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 ухвалення 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 імітаційного моделювання на синтетичних даних (тестова вибірка 2400 вікон із 50 будівель, 5 незалежних запусків) показали, що CNN-LSTM-Risk модель забезпечує Accuracy 0,856 ± 0,001 (95 % ДІ [0,853; 0,857]), macro-F1 0,799 ± 0,002, к Коена 0,788 ± 0,002 і повноту виявлення аварійного класу 0,914 ± 0,011, а прогноз залишкового ресурсу — RMSE 0,73 ± 0,01 року і C-індекс 0,776 ± 0,011 проти 0,90 року і 0,754 у базової моделі. Перевага над гаусівським наївним баєсом, багатошаровим перцептроном на ручних ознаках, LSTM, CNN-LSTM без ризик-модуля та пороговим класифікатором за $R_t$ є статистично значущою (критерій Мак-Немара з поправкою Холма, $p < 10^{-10}$); вилучення профілю ризику з входу знижує Accuracy на 0,190, а macro-F1 — на 0,279, що кількісно підтверджує ризик-орієнтовану складову. Водночас перевага над багатошаровим перцептроном, доповненим тим самим ризик-профілем, на незбурених даних статистично не доведена ($p = 0,936$) і виявляється лише в умовах неповноти даних (0,820 ±

0,012 проти 0,634 ± 0,041 за двох вимкнених каналів) та шуму. Наведені значення стосуються синтетичних даних імітаційного експерименту й потребують натурної верифікації.

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 і підтримку ухвалення рішень щодо забезпечення комплексної безпеки будівель. Працездатність запропонованих моделей та алгоритмів підтверджено імітаційним моделюванням на синтетичних даних (п. 4.4.1, додаток В); отримані кількісні показники не можуть бути перенесені на реальні будівлі без повторного навчання, калібрування ризик-модуля та натурної верифікації (п. 4.4.2).

# 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 ухвалення рішень. Запропоновано багаторівневу модель взаємодії сенсорних, інформаційно-аналітичних та управлінських компонентів у межах єдиної цифрової платформи моніторингу (завдання 1; рівень новизни — удосконалено; підрозділи 1.1–1.3).

1. Сформовано структурно-функціональну архітектуру інтелектуальної системи моніторингу, що забезпечує інтеграцію сенсорного рівня збору даних, комунікаційної інфраструктури, аналітичних модулів та механізмів підтримки ухвалення рішень. Формалізовано структуру інформаційних потоків та принципи функціонування системи в режимі реального часу (завдання 2; рівень новизни — набули подальшого розвитку; підрозділи 1.4, 3.4).

2. 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. На скінченно-елементній моделі 5-поверхової будівлі

зсувного типу, власні частоти якої збігаються з аналітичним розв'язком із відносною похибкою до $3 \cdot 10^{-15}$, виконано варіаційну реконструкцію зниження жорсткості поверхів за неповними даними — трьома власними формами, відновленими за трьома датчиками з п'яти, — із регуляризацією Тихонова та вибором параметра регуляризації за узагальненою перехресною перевіркою: середньоквадратична похибка оцінки параметрів пошкодження становить 0,035–0,041 (у наскрізному ланцюжку «записи → FDD → реконструкція» — 0,025–0,031), а дефекти класів «непридатний до нормальної експлуатації» та «аварійний» локалізовано у 99–100% реалізацій. Послідовне баєсове оновлення звузило 90%-й інтервал прогнозованого часу до досягнення критичного стану з 34,6 до 8,4 року (медіана 34,5 року за заданого значення 33,7 року), а ROC-аналіз прогнозу небезпечного стану на синтетичній тестовій вибірці (n = 500) дав AUC 0,997 для інтегрального показника ризику проти 0,869 для частотного критерію. Усі наведені значення одержано імітаційним моделюванням на синтетичних даних (завдання 3; рівень новизни — удосконалено; підрозділи 2.1, 2.1.1, 2.2, 2.3).

3. Удосконалено методи прогнозування технічного стану будівельних конструкцій шляхом поєднання сценарного моделювання, ймовірнісних підходів та адаптивних процедур оновлення прогнозів. За результатами імітаційного моделювання на синтетичних даних прогноз залишкового ресурсу за схемою з обмеженням горизонтом 3 роки дає RMSE 0,73 ± 0,01 року і C-індекс 0,776 ± 0,011 проти RMSE 0,90 року і C-індексу 0,754 у базової моделі лінійної екстраполяції тенденції власних частот; на нецензурованій підвибірці (n = 655) RMSE становить 0,92 ± 0,03 року за від'ємного коефіцієнта детермінації ($R^2 = -0{,}13 \pm 0{,}06$). Отже, одержану оцінку залишкового ресурсу слід розглядати як ранжувальну — упорядкування об'єктів за терміном до досягнення критичного стану, — а не як точкову оцінку строку; твердження про підвищення точності прогнозування залишкового ресурсу на реальних об'єктах у роботі не робиться. Підхід забезпечує раннє виявлення потенційно небезпечних станів: у модельному

прикладі медіана випередження сигналу відносно досягнення D = 0,30 становить 3,25 року (завдання 4; рівень новизни — удосконалено; підрозділи 2.3, 4.3).

4. Розроблено авторську нейромережеву 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. Модель містить два згорткові блоки, шар LSTM, механізм self-attention із залишковим з'єднанням, ризик-модуль формування інтегрального профілю ризику $R_t$ та вектора експлуатаційних параметрів $E_t$, шар латентного простору безпеки $Z_t$ розмірності 32 і дві голови — класифікації технічного стану за чотирма категоріями та регресії залишкового ресурсу (усього 17 365 параметрів). За результатами імітаційного моделювання на синтетичних даних модель забезпечує точність класифікації 0,856 ± 0,001, macro-F1 0,799 ± 0,002 і повноту виявлення аварійного стану 0,914 ± 0,011 проти 0,693 ± 0,011 у CNN-LSTM без ризик-модуля та 0,656 ± 0,009 у LSTM (завдання 5; рівень новизни — уперше; підрозділи 4.2, 4.4).

5. Запропоновано механізм контекстно-адаптивного оновлення вагових коефіцієнтів нейромережевої 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. За абляційним експериментом на синтетичних даних окремий внесок цього механізму в точність класифікації на незбурених даних становить $\Delta$ Accuracy = 0,0037 і перебуває в межах статистичної похибки (критерій Мак-Немара, p = 1,000), а коефіцієнт адаптації $\beta$ змінює крок навчання в межах епохи у 1,68 разів ($\beta$ = 1) — 4,21 рази ($\beta$ = 9) без розбіжності навчання. Отже, ефект механізму виявляється насамперед у стійкості процесу навчання, а не в точності на повних даних (завдання 5; рівень новизни — набув подальшого розвитку; підрозділ 4.4).

6. Розроблено метод розпізнавання та класифікації технічного стану будівель на основі моделі CNN-LSTM-Risk. Особливістю запропонованого підходу є виконання класифікації у просторі Latent Safety Space, сформованому на основі просторових, часових та ризик-аналітичних ознак, що за результатами імітаційного моделювання на синтетичних даних забезпечує виявлення ненормальних станів за відстанню Махаланобіса в латентному просторі безпеки з AUC 0,984, а за порогом 95-го перцентиля — повноту 0,929 за частки хибних тривог 0,051. Цей результат розвиває положення наукової новизни щодо моделі CNN-LSTM-Risk (завдання 5; підрозділ 4.4).

7. Розроблено інформаційно-аналітичну платформу інтелектуального моніторингу, яка забезпечує інтеграцію технологій IoT, BIM, SCADA та Digital Twin у межах єдиного цифрового середовища. Платформу подано на рівні архітектурного й алгоритмічного рішення; натурного зразка не виготовлено. Запропоноване рішення створює умови для реалізації концепції прогнозно-орієнтованого управління технічним станом будівельних об’єктів (завдання 6; рівень новизни — набули подальшого розвитку; підрозділи 3.4, 4.5).

8. Перевірку розроблених моделей і алгоритмів виконано методом імітаційного моделювання на синтетичних даних, згенерованих фізичною моделлю 5-поверхової будівлі зсувного типу; натурних вимірювань не використовувалось, а програмний код, вихідні дані й зафіксовані початкові значення генераторів псевдовипадкових чисел наведено в додатку В. На тестовій вибірці з 2400 вікон, сформованій із 50 будівель, що не використовувались у навчанні, CNN-LSTM-Risk модель показала точність 0,856 ± 0,001 (95 % довірчий інтервал бутстрепу за будівлями — [0,814; 0,888]), macro-F1 0,799 ± 0,002, коефіцієнт к Коена 0,788 ± 0,002, повноту виявлення аварійного класу 0,914 ± 0,011 і ROC-AUC 0,975 ± 0,001 для цього класу. Перевагу над гаусівським наївним баєсовим класифікатором, багатошаровим перцептроном на ручних ознаках, LSTM, CNN-LSTM і пороговим класифікатором за інтегральним показником ризику підтверджено

критерієм Мак-Немара з поправкою Холма ($p < 10^{-10}$ для кожного порівняння). Абляційний експеримент показав, що визначальний внесок робить ризик-модуль: без нього точність знижується до 0,666 ± 0,006, а macro-F1 — до 0,521 ± 0,012. Водночас перевага над багатошаровим перцептроном, доповненим тим самим ризик-профілем (0,854 ± 0,005), на незбурених даних статистично не значуща ($p = 0,936$; довірчий інтервал різниці [−0,012; 0,013]); внески механізму self-attention, контекстно-адаптивного оновлення та адаптивного багатостратегіального навчання в точність на незбурених даних також перебувають у межах статистичної похибки. Перевага запропонованої моделі проявляється в умовах неповноти й зашумленості даних: за вимкнення двох каналів точність становить 0,820 ± 0,012 проти 0,634 ± 0,041 у перцептрона з ризик-профілем і 0,527 ± 0,021 у CNN-LSTM, а за додаткового шуму з відношенням сигнал/шум 5 дБ — 0,844 ± 0,011 проти 0,554 ± 0,011 у CNN-LSTM. Вимогу оперативності обробки даних виконано: час інференсу становить 1,49 мс на вікно з 256 відліків восьми каналів (0,264 мс на вікно в пакеті з 64), обчислення інтегрального профілю ризику за 600-секундним записом — 3,19 мс (процесор Intel Xeon 2,10 ГГц, один потік). Наведені показники стосуються синтетичних даних і не можуть бути перенесені на реальні будівлі без повторного навчання, калібрування ризик-модуля та натурної верифікації (завдання 7; розділ 4, додаток В).

9. 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. Упровадження результатів у практику потребує попередньої натурної верифікації моделей на реальному об’єкті з тривалим моніторингом і калібрування ризик-модуля за даними інструментальних обстежень.

11. Сукупність отриманих результатів формує науково-методичну основу побудови інтелектуальних інформаційних систем моніторингу технічної стійкості будівель та забезпечує подальший розвиток інформаційних технологій прогнозної діагностики, ризик-орієнтованого аналізу й підтримки ухвалення рішень у сфері цифрового будівництва. Основним обмеженням роботи є те, що всі кількісні результати одержано імітаційним моделюванням на синтетичних даних; напрямом подальших досліджень є натурна верифікація запропонованих моделей на реальному об’єкті з тривалим моніторингом, калібрування ризик-модуля за даними інструментальних обстежень і перевірка перенесення моделі між об’єктами різних конструктивних систем.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. 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. DOI: 10.3390/su12145753.

2. 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. URL: https://online.budstandart.com/ua/catalog/doc-page.html?id_doc=106902.

3. Про затвердження Методики проведення обстеження та оформлення його результатів: наказ Міністерства розвитку громад та територій України від 06.08.2022 № 144 : зареєстр. в М-ві юстиції України 09.08.2022 за № 898/38234. URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0898-22#Text.

4. ДБН В.1.2-14:2018. Система забезпечення надійності та безпеки будівельних об’єктів. Загальні принципи забезпечення надійності та конструктивної безпеки будівель і споруд. Чинні від 01.01.2019. Київ : Мінрегіон України, 2018. Затв. Наказом Мінрегіону України від 02.08.2018 № 198. URL: https://online.budstandart.com/ua/catalog/doc-page.html?id_doc=78683.

5. Jia J., Li Y. Deep Learning for Structural Health Monitoring: Data, Algorithms, Applications, Challenges, and Trends. Sensors. 2023. Vol. 23, № 21. P. 8824. DOI: 10.3390/s23218824.

6. Wagg D. J., Worden K., Barthorpe R. J., Gardner P. Digital Twins: State-of-the-Art and Future Directions for Modeling and Simulation in Engineering Dynamics Applications. ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, Part B: Mechanical Engineering. 2020. Vol. 6, № 3. Article 030901. DOI: 10.1115/1.4046739.

7. Wenzel H. Health Monitoring of Bridges. Chichester : John Wiley & Sons, 2009. 652 p. ISBN 978-0-470-03173-5. DOI: 10.1002/9780470740170.

8. e-Business in Construction / ed. by C. J. Anumba, K. Ruikar. Chichester : Wiley-Blackwell, 2008. ISBN 978-1-4051-8234-8. DOI: 10.1002/9781444302462.

9. Singh V., Gu N., Wang X. A theoretical framework of a BIM-based multi-disciplinary collaboration platform. Automation in Construction. 2011. Vol. 20, № 2. P. 134–144. DOI: 10.1016/j.autcon.2010.09.011.

10. 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. URL: https://www.researchgate.net/publication/302924419_BIM_Handbook_A_Guide_to_Building_Information_Modeling_For_Owners.

11. EN 1990:2002+A1:2005. Eurocode – Basis of Structural Design. Brussels : European Committee for Standardization (CEN), 2005. 119 p.

12. EN 1992-1-1:2004. Eurocode 2: Design of concrete structures – Part 1-1: General rules and rules for buildings. Brussels : European Committee for Standardization (CEN), 2004.

13. ISO 10137:2007. Bases for design of structures – Serviceability of buildings and walkways against vibrations. 2nd ed. Geneva : International Organization for Standardization, 2007. 44 p.

14. EN 1993-1-1:2005. Eurocode 3: Design of steel structures – Part 1-1: General rules and rules for buildings. Brussels : European Committee for Standardization (CEN), 2005.

15. EN 1995-1-1:2004. Eurocode 5: Design of timber structures – Part 1-1: General – Common rules and rules for buildings. Brussels : European Committee for Standardization (CEN), 2004.

16. ISO 13822:2010. Bases for Design of Structures – Assessment of Existing Structures. 2nd ed. Geneva : International Organization for Standardization, 2010. 44 p. URL: https://cdn.standards.iteh.ai/samples/46556/7d0859948a6848c3bdd5c6dfdb298b71/ISO-13822-2010.pdf.

17. ДСТУ ISO 15686-1:2020 (ISO 15686-1:2011, IDT). Будівлі та об’єкти нерухомого майна. Планування строку експлуатації. Частина 1. Основні принципи та методологія. Чинний від 01.08.2022. Прийнято наказом ДП «УкрНДНЦ» від 06.12.2021 № 480. URL: https://online.budstandart.com/ua/catalog/doc-page.html?id_doc=96743.

18. ACI CODE-318-19. Building Code Requirements for Structural Concrete and Commentary. Farmington Hills : American Concrete Institute, 2019. ISBN 978-1-64195-056-5. DOI: 10.14359/51716937.

19. ANSI/AISC 360-22. Specification for Structural Steel Buildings. Chicago : American Institute of Steel Construction, 2022.

20. Farrar C. R., Lieven N. A. J. Damage prognosis: the future of structural health monitoring. Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences. 2007. Vol. 365, № 1851. P. 623–632. DOI: 10.1098/rsta.2006.1927.

21. Farrar C. R., Worden K. Structural Health Monitoring: A Machine Learning Perspective. Chichester : John Wiley & Sons, 2013. ISBN 978-1-119-99433-6. DOI: 10.1002/9781118443118.

22. Worden K., Farrar C. R., Manson G., Park G. The fundamental axioms of structural health monitoring. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences. 2007. Vol. 463, № 2082. P. 1639–1664. DOI: 10.1098/rspa.2007.1834.

23. Tatsis K., Dertimanis V., Ou Y., Chatzi E. GP-ARX-Based Structural Damage Detection and Localization under Varying Environmental Conditions. Journal of Sensor and Actuator Networks. 2020. Vol. 9, № 3. Article 41. DOI: 10.3390/jsan9030041.

24. Grieves M. W. Virtually Intelligent Product Systems: Digital and Physical Twins. Complex Systems Engineering: Theory and Practice / ed. by S. Flumerfelt, K. G. Schwartz, D. Mavris, S. Briceno. Reston, VA : American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2019. P. 175–200. (Progress in Astronautics and Aeronautics). DOI: 10.2514/5.9781624105654.0175.0200.

25. Kritzinger W., Karner M., Traar G., Henjes J., Sihn W. Digital Twin in manufacturing: A categorical literature review and classification. IFAC-PapersOnLine. 2018. Vol. 51, № 11. P. 1016–1022. DOI: 10.1016/j.ifacol.2018.08.474.

26. 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. URL: https://www.researchgate.net/publication/403024735_Digital_Twin-Driven_Structural_Health_Monitoring_Emerging_Paradigms_Simulation_Strategies_and_Predictive_Intelligence.

27. Sohn H. Effects of environmental and operational variability on structural health monitoring. Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences. 2007. Vol. 365, № 1851. P. 539–560. DOI: 10.1098/rsta.2006.1935.

28. Тисленко О. Б., Биков С. В. Аналітичні та діагностичні блоки контролю в цифровому середовищі оцінки структурної надійності. *Управління розвитком складних систем.* 2025. № 64. С. 259–266. DOI: https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.64.259-266

29. Тисленко О. Б. Формування програмного середовища для моделювання багаторівневих нейронних структур. *Передача інноваційних технологій.* 2025. Т. 9, № 1.. DOI: https://doi.org/10.32347/tit.2025.9.9.01.02

30. Тисленко О. Б. Розробка програмно-апаратної моделі для інтелектуальної підтримки об'єктів. *Передача інноваційних технологій.* 2026. Т. 10, № 1. DOI: https://doi.org/10.32347/tit.2026.10.01.08

31. Тисленко О. Б., Биков С. В., Катін О. І. Система організації та функціонування механізмів забезпечення експлуатаційної безпеки будівель. *Шляхи підвищення ефективності будівництва в умовах формування ринкових відносин.* 2025. Вип. 56, ч. 2. С. 91–104. DOI: https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56(2).91-104

32. Lee M. K., Barr B. I. G. An overview of the fatigue behaviour of plain and fibre reinforced concrete. Cement and Concrete Composites. 2004. Vol. 26, № 4. P. 299–305. DOI: 10.1016/S0958-9465(02)00139-7.

33. Bažant Z. P., Cedolin L. Stability of Structures: Elastic, Inelastic, Fracture and Damage Theories. Singapore : World Scientific, 2010. ISBN 978-981-4317-02-3. DOI: 10.1142/7828.

34. Miner M. A. Cumulative Damage in Fatigue. Journal of Applied Mechanics. 1945. Vol. 12, № 3. P. A159–A164. DOI: 10.1115/1.4009458.

35. Marco S. M., Starkey W. L. A concept of fatigue damage. Transactions of the ASME. 1954. Vol. 76, № 4. P. 627–632.

36. Gebraeel N. Z., Lawley M. A., Li R., Ryan J. K. Residual-life distributions from component degradation signals: A Bayesian approach. IIE Transactions. 2005. Vol. 37, № 6. P. 543–557. DOI: 10.1080/07408170590929018.

37. Saltelli A., Ratto M., Andres T., Campolongo F., Cariboni J., Gatelli D., Saisana M., Tarantola S. Global Sensitivity Analysis. The Primer. Chichester : John Wiley & Sons, 2008. ISBN 978-0-470-05997-5. DOI: 10.1002/9780470725184.

38. Hwang C.-L., Yoon K. Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications. A State-of-the-Art Survey. Berlin ; Heidelberg : Springer, 1981. (Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems ; vol. 186). DOI: 10.1007/978-3-642-48318-9.

39. Zienkiewicz O. C., Taylor R. L., Zhu J. Z. The Finite Element Method: Its Basis and Fundamentals. 7th ed. Oxford : Butterworth-Heinemann, 2013. ISBN 978-1-85617-633-0. DOI: 10.1016/C2009-0-24909-9.

40. Anderson T. L. Fracture Mechanics: Fundamentals and Applications. Boca Raton : CRC Press, 2017. DOI: 10.1201/9781315370293.

41. Melchers R. E., Beck A. T. Structural Reliability Analysis and Prediction. 3rd ed. Hoboken : John Wiley & Sons, 2018. ISBN 978-1-119-26599-3. DOI: 10.1002/9781119266105.

42. Chopra A. K. Dynamics of Structures: Theory and Applications to Earthquake Engineering. 5th ed. Hoboken : Pearson, 2017. ISBN 978-0-13-455512-6.

43. ДСТУ-Н Б В.1.2-18:2016. Настанова щодо обстеження будівель і споруд для визначення та оцінки їх технічного стану. Чинний від 01.04.2017 ; скасований з 01.09.2024 (замінений ДСТУ 9273:2024). Київ : ДП «УкрНДНЦ», 2016. 43 с. URL: https://online.budstandart.com/ua/catalog/doc-page.html?id_doc=65833.

44. Tikhonov A. N., Arsenin V. Y. Solutions of Ill-Posed Problems. Washington : V. H. Winston & Sons ; New York : John Wiley & Sons, 1977. ISBN 0-470-99124-0.

45. Fox R. L., Kapoor M. P. Rates of change of eigenvalues and eigenvectors. AIAA Journal. 1968. Vol. 6, № 12. P. 2426–2429. DOI: 10.2514/3.5008.

46. Hansen P. C. Analysis of discrete ill-posed problems by means of the L-curve. SIAM Review. 1992. Vol. 34, № 4. P. 561–580. DOI: 10.1137/1034115.

47. Golub G. H., Heath M., Wahba G. Generalized cross-validation as a method for choosing a good ridge parameter. Technometrics. 1979. Vol. 21, № 2. P. 215–223. DOI: 10.1080/00401706.1979.10489751.

48. Brincker R., Zhang L., Andersen P. Modal identification of output-only systems using frequency domain decomposition. Smart Materials and Structures. 2001. Vol. 10, № 3. P. 441–445. DOI: 10.1088/0964-1726/10/3/303.

49. Friswell M. I., Mottershead J. E. Finite Element Model Updating in Structural Dynamics. Dordrecht : Springer (Kluwer Academic Publishers), 1995. (Solid Mechanics and Its Applications ; vol. 38). DOI: 10.1007/978-94-015-8508-8.

50. Mottershead J. E., Friswell M. I. Model updating in structural dynamics: a survey. Journal of Sound and Vibration. 1993. Vol. 167, № 2. P. 347–375. DOI: 10.1006/jsvi.1993.1340.

51. Titurus B., Friswell M. I. Regularization in model updating. International Journal for Numerical Methods in Engineering. 2008. Vol. 75, № 4. P. 440–478. DOI: 10.1002/nme.2257.

52. Hou R., Xia Y. Review on the new development of vibration-based damage identification for civil engineering structures: 2010–2019. Journal of Sound and Vibration. 2021. Vol. 491. Article 115741. DOI: 10.1016/j.jsv.2020.115741.

53. Rytter A. Vibrational Based Inspection of Civil Engineering Structures : Ph.D. thesis. Aalborg : Aalborg University, Department of Building Technology and Structural Engineering, 1993.

54. Volk R., Stengel J., Schultmann F. Building Information Modeling (BIM) for existing buildings – Literature review and future needs. Automation in Construction. 2014. Vol. 38. P. 109–127. DOI: 10.1016/j.autcon.2013.10.023.

55. Weibull W. A Statistical Distribution Function of Wide Applicability. Journal of Applied Mechanics. 1951. Vol. 18, № 3. P. 293–297. DOI: 10.1115/1.4010337.

56. Rausand M., Barros A., Høyland A. System Reliability Theory: Models, Statistical Methods, and Applications. 3rd ed. Hoboken : John Wiley & Sons, 2020. 864 p. ISBN 978-1-119-37352-0. DOI: 10.1002/9781119373940.

57. Meeker W. Q., Hahn G. J., Escobar L. A. Statistical Intervals: A Guide for Practitioners and Researchers. 2nd ed. Hoboken : John Wiley & Sons, 2017. ISBN 978-0-471-68717-7. DOI: 10.1002/9781118594841.

58. Gelman A., Carlin J. B., Stern H. S., Dunson D. B., Vehtari A., Rubin D. B. Bayesian Data Analysis. 3rd ed. Boca Raton : Chapman and Hall/CRC, 2013. DOI: 10.1201/b16018.

59. Norton F. H. The Creep of Steel at High Temperatures. New York : McGraw-Hill, 1929. vii, 90 p.

60. Spencer B. F., Jr., Hoskere V., Narazaki Y. Advances in Computer Vision-Based Civil Infrastructure Inspection and Monitoring. Engineering. 2019. Vol. 5, № 2. P. 199–222. DOI: 10.1016/j.eng.2018.11.030.

61. Adam J. M., Parisi F., Sagaseta J., Lu X. Research and practice on progressive collapse and robustness of building structures in the 21st century. Engineering Structures. 2018. Vol. 173. P. 122–149. DOI: 10.1016/j.engstruct.2018.06.082.

62. Cox D. R. Regression Models and Life-Tables. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological). 1972. Vol. 34, № 2. P. 187–202. DOI: 10.1111/j.2517-6161.1972.tb00899.x.

63. Kachanov L. M. Rupture Time Under Creep Conditions. International Journal of Fracture. 1999. Vol. 97, № 1–4. P. 11–18. DOI: 10.1023/A:1018671022008.

64. Lemaitre J. A continuous damage mechanics model for ductile fracture. Journal of Engineering Materials and Technology. 1985. Vol. 107, № 1. P. 83–89. DOI: 10.1115/1.3225775.

65. Kijima M. Some results for repairable systems with general repair. Journal of Applied Probability. 1989. Vol. 26, № 1. P. 89–102. DOI: 10.2307/3214319.

66. Friedman J. H. Greedy function approximation: A gradient boosting machine. The Annals of Statistics. 2001. Vol. 29, № 5. P. 1189–1232. DOI: 10.1214/aos/1013203451.

67. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory. Neural Computation. 1997. Vol. 9, № 8. P. 1735–1780. DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.

68. Barredo Arrieta A., Díaz-Rodríguez N., Del Ser J., Bennetot A., Tabik S., Barbado A., Garcia S., Gil-Lopez S., Molina D., Benjamins R., Chatila R., Herrera F. Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. Information Fusion. 2020. Vol. 58. P. 82–115. DOI: 10.1016/j.inffus.2019.12.012.

69. Кравець П. О., Пасічник В. В., Проданюк М. М. Математична модель логістичної регресії для бінарної класифікації. Частина 1. Регресійні моделі узагальнення даних. Вісник Національного університету «Львівська політехніка». Серія: Інформаційні системи та мережі. 2024. Вип. 15. С. 290–321. DOI: 10.23939/sisn2024.15.290.

70. Ang A. H.-S., Tang W. H. Probability Concepts in Engineering: Emphasis on Applications to Civil and Environmental Engineering. 2nd ed. Hoboken : John Wiley & Sons, 2007. ISBN 978-0-471-72064-5.

71. Almon S. The Distributed Lag Between Capital Appropriations and Expenditures. Econometrica. 1965. Vol. 33, № 1. P. 178–196. DOI: 10.2307/1911894.

72. Zio E. Reliability engineering: Old problems and new challenges. Reliability Engineering & System Safety. 2009. Vol. 94, № 2. P. 125–141. DOI: 10.1016/j.ress.2008.06.002.

73. IEC 61025:2006. Fault tree analysis (FTA). Ed. 2.0. Geneva : International Electrotechnical Commission, 2006.

74. IEC 60812:2018. Failure modes and effects analysis (FMEA and FMECA). Ed. 3.0. Geneva : International Electrotechnical Commission, 2018.

75. Straub D., Der Kiureghian A. Bayesian Network Enhanced with Structural Reliability Methods: Methodology. Journal of Engineering Mechanics. 2010. Vol. 136, № 10. P. 1248–1258. DOI: 10.1061/(ASCE)EM.1943-7889.0000173.

76. Reason J. Managing the Risks of Organizational Accidents. London : Routledge, 2016. (First published 1997 by Ashgate). DOI: 10.4324/9781315543543.

77. ISO 31000:2018. Risk management – Guidelines. 2nd ed. Geneva : International Organization for Standardization, 2018. 16 p.

78. IEC 31010:2019. Risk management – Risk assessment techniques. Ed. 2.0. Geneva : International Electrotechnical Commission, 2019. 264 p.

79. Hosmer D. W., Lemeshow S., Sturdivant R. X. Applied Logistic Regression. 3rd ed. Hoboken : John Wiley & Sons, 2013. DOI: 10.1002/9781118548387.

80. Fawcett T. An introduction to ROC analysis. Pattern Recognition Letters. 2006. Vol. 27, № 8. P. 861–874. DOI: 10.1016/j.patrec.2005.10.010.

81. Widrow B., Hoff M. E. Adaptive Switching Circuits : Technical Report № 1553-1 / Stanford Electronics Laboratories, Stanford University. Fort Belvoir : Defense Technical Information Center, 1960. DOI: 10.21236/AD0241531.

82. Duchi J., Shalev-Shwartz S., Singer Y., Chandra T. Efficient projections onto the l1-ball for learning in high dimensions. Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning (ICML 2008). New York : ACM, 2008. P. 272–279. DOI: 10.1145/1390156.1390191.

83. Sokolova M., Lapalme G. A systematic analysis of performance measures for classification tasks. Information Processing & Management. 2009. Vol. 45, № 4. P. 427–437. DOI: 10.1016/j.ipm.2009.03.002.

84. Salawu O. S. Detection of structural damage through changes in frequency: a review. Engineering Structures. 1997. Vol. 19, № 9. P. 718–723. DOI: 10.1016/S0141-0296(96)00149-6.

85. Terentyev O., Gorbatyuk Ie., Tyslenko O., Bykov V. Methods of diagnosing deformations of building structures. Technique and technology of the future '2024 : SWorld-Ger Conference proceedings. Karlsruhe, 2024. Issue 35. P. 36–40. DOI: 10.30890/2709-1783.2024-35-00-027.

86. Терентьєв О. О., Горбатюк Є. В., Тисленко О. Б., Биков В. С. Інтегрована модель оцінки надійності рішень для діагностики будівель. Scientific achievements of contemporary society : Proceedings of the 6th International scientific and practical conference (London, 10–12 January 2025). London : Cognum Publishing House, 2025. P. 280–286. ISBN 978-92-9472-192-1. URL: https://sci-conf.com.ua/wp-content/uploads/2025/01/SCIENTIFIC-ACHIEVEMENTS-OF-CONTEMPORARY-SOCIETY-10-12.01.25.pdf.

87. Терентьєв 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 (Singapore, January 24, 2025). Singapore : International Center of Scientific Research ; Boston : Primedia E-launch, 2025. P. 192–195. DOI: 10.36074/scientia-24.01.2025.

88. Heaton J. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville: Deep learning. Genetic Programming and Evolvable Machines. 2018. Vol. 19, № 1–2. P. 305–307. DOI: 10.1007/s10710-017-9314-z.

89. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. Cambridge, MA : The MIT Press, 2016. 800 p. (Adaptive Computation and Machine Learning). URL: https://www.deeplearningbook.org.

90. Bui-Tien T., Bui-Ngoc D., Nguyen-Tran H., Nguyen-Ngoc L., Tran-Ngoc H., Tran-Viet H. Damage Detection in Structural Health Monitoring using Hybrid Convolution Neural Network and Recurrent Neural Network. Frattura ed Integrità Strutturale. 2021. Vol. 16, № 59. P. 461–470. DOI: 10.3221/IGF-ESIS.59.30.

91. 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. DOI: 10.3390/buildings15132232.

92. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. Nature. 2015. Vol. 521, № 7553. P. 436–444. DOI: 10.1038/nature14539.

93. He Y., Feng J., Sun B., Wang F., Zhang L., Jiang J. Damage identification based on the inner product matrix and parallel convolution neural

network for frame structure. Scientific Reports. 2024. Vol. 14. Article 30548. DOI: 10.1038/s41598-024-82058-7.

94. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A. N., Kaiser Ł., Polosukhin I. Attention Is All You Need. Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS 2017) : 31st Conference on Neural Information Processing Systems, Long Beach, CA, USA. 2017. DOI: 10.48550/arXiv.1706.03762.

95. Cho K., van Merriënboer B., Gulcehre C., Bahdanau D., Bougares F., Schwenk H., Bengio Y. Learning Phrase Representations using RNN Encoder–Decoder for Statistical Machine Translation. Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). Doha : Association for Computational Linguistics, 2014. P. 1724–1734. DOI: 10.3115/v1/D14-1179.

96. Kingma D. P., Ba J. Adam: A Method for Stochastic Optimization. Proceedings of the 3rd International Conference for Learning Representations (ICLR). San Diego, 2015. DOI: 10.48550/arXiv.1412.6980.

97. Elkan C. The Foundations of Cost-Sensitive Learning. Proceedings of the Seventeenth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI 2001). Seattle, 2001. Vol. 2. P. 973–978. URL: https://cseweb.ucsd.edu/~elkan/rescale.pdf.

98. Lin T.-Y., Goyal P., Girshick R., He K., Dollár P. Focal Loss for Dense Object Detection. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice, 2017. P. 2999–3007. DOI: 10.1109/ICCV.2017.324.

99. Zheng S., Ristovski K., Farahat A., Gupta C. Long Short-Term Memory Network for Remaining Useful Life estimation. 2017 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM). Dallas, 2017. P. 88–95. DOI: 10.1109/ICPHM.2017.7998311.

100. Ogunleye E., Anyaene K., Oladetan J. O., Lawal A. B., Okeke F. C., Ogunbule O. O., Eromosele E. I. 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. DOI: 10.69739/sjet.v2i2.808.

101. 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. DOI: 10.1162/neco.2006.18.7.1527.

102. Graves A. Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks. Berlin ; Heidelberg : Springer, 2012. (Studies in Computational Intelligence ; Vol. 385). DOI: 10.1007/978-3-642-24797-2.

103. Sutton R. S., Barto A. G. Reinforcement Learning: An Introduction. 2nd ed. Cambridge, MA : MIT Press, 2018. 526 p. ISBN 978-0-262-03924-6. URL: http://incompleteideas.net/book/the-book-2nd.html.

104. 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. DOI: 10.66416/2522-1620.2.2026.71-77.

105. Grieves M. Digital Twin: Manufacturing Excellence through Virtual Factory Replication : white paper. Michael W. Grieves, LLC, 2014. 7 p. URL: https://www.3ds.com/fileadmin/PRODUCTS-SERVICES/DELMIA/PDF/Whitepaper/DELMIA-APRISO-Digital-Twin-Whitepaper.pdf.

106. Barlow R. E., Proschan F. Mathematical Theory of Reliability. Philadelphia : SIAM, 1996. 273 p. (Classics in Applied Mathematics ; Vol. 17). ISBN 0-89871-369-2. DOI: 10.1137/1.9781611971194.

107. Gama J., Žliobaitė I., Bifet A., Pechenizkiy M., Bouchachia A. A survey on concept drift adaptation. ACM Computing Surveys. 2014. Vol. 46, № 4. P. 1–37. DOI: 10.1145/2523813.

108. Noel A. B., Abdaoui A., Elfouly T., Ahmed M. H., Badawy A., Shehata M. S. Structural Health Monitoring Using Wireless Sensor Networks: A Comprehensive Survey. IEEE Communications Surveys & Tutorials. 2017. Vol. 19, № 3. P. 1403–1423. DOI: 10.1109/COMST.2017.2691551.

109. Терентьєв О. О., Горбатюк Є. В., Тисленко О. Б., Биков В. Програмно-технічний комплекс реалізації інформаційної системи діагностики технічного стану будівель. SWorldJournal. 2025. Issue 30, Part 1. P. 82–96. DOI: 10.30888/2663-5712.2025-30-01-004.

110. 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 / Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського». Київ, 2018. 201 с. URL: https://ela.kpi.ua/server/api/core/bitstreams/15dc75ad-633d-4815-8fb9-604d33773e01/content.

111. Chollet F. Deep Learning with Python. 2nd ed. Shelter Island : Manning Publications, 2021. 504 p. ISBN 978-1-61729-686-4. URL: https://www.manning.com/books/deep-learning-with-python-second-edition.

112. 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. Article 109708. DOI: 10.1016/j.ymssp.2022.109708.

113. Kohonen T. Self-organized formation of topologically correct feature maps. Biological Cybernetics. 1982. Vol. 43, № 1. P. 59–69. DOI: 10.1007/BF00337288.

114. McCulloch W. S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. Bulletin of Mathematical Biophysics. 1943. Vol. 5, № 4. P. 115–133. DOI: 10.1007/BF02478259.

115. Hornik K., Stinchcombe M., White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators. Neural Networks. 1989. Vol. 2, № 5. P. 359–366. DOI: 10.1016/0893-6080(89)90020-8.

116. Lippmann R. An introduction to computing with neural nets. IEEE ASSP Magazine. 1987. Vol. 4, № 2. P. 4–22. DOI: 10.1109/MASSP.1987.1165576.

117. Hopfield J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA. 1982. Vol. 79, № 8. P. 2554–2558. DOI: 10.1073/pnas.79.8.2554.

118. Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. Learning representations by back-propagating errors. Nature. 1986. Vol. 323, № 6088. P. 533–536. DOI: 10.1038/323533a0.

119. Братушка С. М., Новак С. М., Хайлук С. О. Системи підтримки ухвалення 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. URL: http://kist.ntu.edu.ua/textPhD/sppr.pdf.

120. Duda R. O., Hart P. E., Stork D. G. Pattern Classification. 2nd ed. New York : John Wiley & Sons, 2001. 654 p. ISBN 0-471-05669-3.

121. Cohen J. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. Educational and Psychological Measurement. 1960. Vol. 20, № 1. P. 37–46. DOI: 10.1177/001316446002000104.

122. McNemar Q. Note on the sampling error of the difference between correlated proportions or percentages. Psychometrika. 1947. Vol. 12, № 2. P. 153–157. DOI: 10.1007/BF02295996.

123. Dietterich T. G. Approximate Statistical Tests for Comparing Supervised Classification Learning Algorithms. Neural Computation. 1998. Vol. 10, № 7. P. 1895–1923. DOI: 10.1162/089976698300017197.

# ДОДАТОК А. СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

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

1. Тисленко О. Б., Биков С. В. Аналітичні та діагностичні блоки контролю в цифровому середовищі оцінки структурної надійності. *Управління розвитком складних систем.* 2025. № 64. С. 259–266. DOI: https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.64.259-266

2. Тисленко О. Б. Формування програмного середовища для моделювання багаторівневих нейронних структур. *Transfer of Innovative Technologies.* 2025. Т. 9, № 1. DOI: https://doi.org/10.32347/tit.2025.9.9.01.02

3. Тисленко О. Б. Розробка програмно-апаратної моделі для інтелектуальної підтримки об'єктів. *Transfer of Innovative Technologies.* 2026. Т. 10, № 1. DOI: https://doi.org/10.32347/tit.2026.10.01.08

4. Тисленко О. Б., Биков С. В., Катін О. І. Система організації та функціонування механізмів забезпечення експлуатаційної безпеки будівель. *Шляхи підвищення ефективності будівництва в умовах формування ринкових відносин.* 2025. Вип. 56, ч. 2. С. 91–104. DOI: https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56(2).91-104

*Статті в інших наукових виданнях, які індексуються в міжнародних наукометричних базах:*

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.* 2024. Issue 35, part 2. P. 35–44. DOI: 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.* 2025. Issue 30, part 1. P. 82–96. DOI: 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*. 2025. Issue 38, part 1. P. 146–151. DOI: https://doi.org/10.30890/2567-5273.2025-38-01-030

*Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації (тези доповідей на конференціях):*

8. 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.

9. 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.

10. Терентьєв 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

11. Terentyev O. O., Gorbatyuk Ie. V., *Tyslenko O. B.*, Bykov S. V. Methods of diagnosing deformations of building structures. *Technique and technology of the future '2024:* proceedings of the International scientific conference, No 35 (Karlsruhe, Germany, October 20, 2024). Karlsruhe, 2024. P. 36–40. DOI: https://doi.org/10.30890/2709-1783.2024-35-00-027. URL: https://www.proconference.org/index.php/gec/issue/view/gec35-00 (дата звернення: 24.09.2026).

12. Терентьєв О. О., Горбатюк Є. В., *Тисленко О. Б.*, Биков С. В. Інтегрована модель оцінки надійності рішень для діагностики будівель. *Scientific achievements of contemporary society:* proceedings of the 6th International scientific and practical conference (London, United Kingdom, 10–12 January 2025). London: Cognum Publishing House, 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/ (дата звернення: 24.09.2026).

13. Терентьєв О. О., Горбатюк Є. В., Тисленко О. Б., Биков С. В. 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 (Singapore, January 24, 2025). Singapore: International Center of Scientific Research, 2025. P. 192–195. DOI: https://doi.org/10.36074/scientia-24.01.2025

14. Терентьєв О. О., Горбатюк Є. В., Тисленко О. Б., Биков С. В. Моделювання загроз безпеки та вразливості у віртуальній мережевій системі. *Science in the modern world: innovations and challenges:* proceedings of the 5th International scientific and practical conference (Toronto, Canada, 23–25 January 2025). Toronto: Perfect Publishing, 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/ (дата звернення: 24.09.2026).

15. Terentyev O. O., Gorbatyuk Ie. V., Tyslenko O. B., Bykov S. V. Creating a model of mobile location. *Organization of scientific research in modern conditions '2025:* proceedings of the International scientific conference, No 30 (Seattle, Washington, USA, March 21, 2025). Seattle, 2025. P. 25–28. DOI: https://doi.org/10.30888/2709-2267.2025-30-00-003

# ДОДАТОК Б. ДОВІДКИ ПРО ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ

**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 прогнозної діагностики технічного стану будівель і споруд. У практиці підприємства використано підходи до побудови гібридних нейромережевих 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 нейромережевих 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 прогнозної 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** _____ /_ **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 В. ПРОГРАМНИЙ КОД І ВИХІДНІ ДАНІ ІМІТАЦІЙНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

У додатку наведено ключові модулі програмного коду імітаційного моделювання (генератор синтетичних даних, ризик-модуль, нейромережеві моделі з ручним зворотним поширенням, протокол навчання та оцінювання) і скінченно-елементні розрахунки, наведені в розділі 2. Середовище: Python 3.11.15, numpy 2.4.4, scipy 1.17.1, scikit-learn 1.8.0, Matplotlib 3.10.9; обчислення виконано на процесорі Intel Xeon 2,10 ГГц (2 vCPU). Випадкові зерна зафіксовано; повний код, згенеровані набори даних і файли результатів (results.json) додано до матеріалів дисертації в електронному вигляді.

```
Лістинг ключових модулів імітаційного експерименту
(додаток В).
Повний код — у каталозі sim/code (20 файлів, 3669
рядків): генерація даних, ризик-модуль,
Шари нейромережі з ручним зворотним поширенням
помилки, перевірка градієнтів, навчання,
оцінювання, рисунки.
Нижче наведено модулі, що безпосередньо реалізують
фізичну модель, ризик-модуль і нейромережу,
А також ключові фрагменти модуля навчання.


================================================
================================================
=== config.py
================================================
================================================
"""Параметри імітаційного експерименту (усі
величини в SI, якщо не зазначено інше)."""
Import numpy as np


# ---------------- модель будівлі (RULES_FIX.md) --
--------------
N_STORY = 5
M_STORY = 2.0e5          # кг, маса поверху
K_STORY = 3.5e8          # Н/м, початкова
жорсткість поверху
ZETA = 0.05              # коефіцієнт демпфування
для 1-ї та 3-ї форм (Релей)
FS = 50.0                # Гц, частота
дискретизації
DT = 1.0 / FS
SCATTER = 0.10           # розкид маси та
жорсткості поверхів, ±10 % (рівномірний)


# ---------------- температурний вплив ----------
----
T_REF = 10.0             # °C, опорна температура
ALPHA_T = 0.003          # 1/°C, k_i(T) = k_i·(1 -
ALPHA_T·(T - T_REF))
T_MEAN, T_AMP, T_NOISE = 8.0, 14.0, 3.0   # сезонна
модель T(t) = T_MEAN + T_AMP·sin(2π(t-0,3)) + N(0,
T_NOISE²)


# ---------------- часова шкала експлуатації ----
----------
CLASS_NAMES = ["нормальний", "задовільний",
"непридатний", "аварійний"]
D_CRIT = 0.30
RUL_H = 3.0              # роки, горизонт прогнозу
RUL (далі — цензуровано)


# ---------------- розбиття за будівлями ---------
------
N_TRAIN_B, N_VAL_B, N_TEST_B = 120, 30, 50
DATA_SEED = 20260917


# ---------------- ризик-модуль ----------------
LIFE_YEARS = 8.0
N_EPOCHS = 48            # сеансів вимірювань на
будівлю (кожні 2 місяці)
N_BASELINE = 6           # записів базового стану
(рік введення в експлуатацію, t ∈ [-1; 0), без
пошкоджень)
REC_SEC = 600.0          # с, тривалість запису
одного сеансу (10 хв, типово для ОМА)
REC_N = int(REC_SEC * FS)
BURN_N = 256             # відліків розгону
(відкидаються)
WIN = 256                # відліків у вікні моделі
(5,12 с)


# ---------------- збудження (контекст E_t) -------
---------
AG_RMS_MEDIAN = 0.02     # м/с², медіана СКЗ
прискорення основи
AG_LOG_SD = 0.5          # СКВ ln(інтенсивності)
AG_BAND = (0.3, 20.0)    # Гц, смуга фільтра
Баттерворта 4-го порядку


# ---------------- канали та вимірювальні збурення
----------------
CH_NAMES = ["a1", "a2", "a3", "a4", "a5", "drift1",
"drift2", "T"]
N_CH = 8
NOISE_ACC_REL = 0.05     # шум акселерометрів: 5 %
від СКЗ каналу
NOISE_ACC_ABS = 2e-4     # м/с², власний шум
NOISE_DRIFT_REL = 0.05
NOISE_DRIFT_ABS = 1e-3   # мм
NOISE_T = 0.2            # °C
P_CH_OFF = 0.10          # ймовірність вимкнення
одного каналу на весь сеанс
P_SEG_DROP = 0.10        # ймовірність пропуску
сегмента у вікні
SEG_DROP_LEN = (20, 80)  # відліків
MAX_SHIFT = 2            # відліків, асинхронність
каналів (±40 мс)


# ---------------- класи та RUL ----------------
D_THRESH = (0.05, 0.15, 0.30)   # межі класів за D
= max(1 − k_i/k0)


RISK_W = np.array([0.45, 0.25, 0.10, 0.20])   #
ваги x1..x4, Σ = 1
TREND_K = 6              # сеансів для оцінки
тенденції



Def class_of_D(D):
    D = np.asarray(D)
    Return (D >= D_THRESH[0]).astype(int) + (D >=
D_THRESH[1]) + (D >= D_THRESH[2])
```

```
================================================
================================================
=== building.py
================================================
================================================
"""Зсувна (shear-building) модель 5-поверхової
будівлі та пакетне інтегрування в просторі
станів."""
Import numpy as np
From scipy.linalg import expm
From scipy.signal import butter, sosfilt
Import config as C



Def stiffness_matrix(k):
    """k: (..., n) жорсткості поверхів (k[0] —
перший поверх). Повертає (..., n, n)."""
    K = np.asarray(k, float)
    N = k.shape[-1]
    K = np.zeros(k.shape[:-1] + (n, n))
    For i in range(n):
        K[..., i, i] += k[..., i]
        If i + 1 < n:
            K[..., i, i] += k[..., i + 1]
            K[..., i, i + 1] -= k[..., i + 1]
            K[..., i + 1, i] -= k[..., i + 1]
    Return K



Def modal(m, k):
    """Власні частоти (Гц) і форми для масивів m, k
(n,)."""
    M = np.diag(m)
    K = stiffness_matrix(k)
    Mi = np.diag(1 / np.sqrt(m))
    W2, V = np.linalg.eigh(Mi @ K @ Mi)
    Return np.sqrt(w2) / (2 * np.pi), Mi @ V



Def rayleigh(m, k0, zeta=C.ZETA, modes=(0, 2)):
    F, _ = modal(m, k0)
    W1, w3 = 2 * np.pi * f[modes[0]], 2 * np.pi *
f[modes[1]]
    A0 = 2 * zeta * w1 * w3 / (w1 + w3)
    A1 = 2 * zeta / (w1 + w3)
    Return a0 * np.diag(m) + a1 *
stiffness_matrix(k0)



Def discretize(m, k, Cd, dt=C.DT):
    """ZOH-дискретизація для пакета записів.
    M: (N,n), k: (N,n), Cd: (N,n,n). Повертає Ad
(N,2n,2n), Bd (N,2n), Cout (N,n,2n)."""
    N, n = m.shape
    K = stiffness_matrix(k)
    Minv = 1.0 / m
    A = np.zeros((N, 2 * n, 2 * n))
    A[:, :n, n:] = np.eye(n)
    A[:, n:, :n] = -Minv[:, :, None] * K
    A[:, n:, n:] = -Minv[:, :, None] * Cd
    B = np.zeros((N, 2 * n))
    B[:, n:] = -1.0                       # ü + ...
= -1·a_g
    Aug = np.zeros((N, 2 * n + 1, 2 * n + 1))
    Aug[:, :2 * n, :2 * n] = A * dt
    Aug[:, :2 * n, 2 * n] = B * dt
    E = expm(aug)
    Ad = E[:, :2 * n, :2 * n]
    Bd = E[:, :2 * n, 2 * n]
    # абсолютне прискорення поверхів: a_abs = ü +
a_g = -M⁻¹(K u + C u̇)
    Cout = np.concatenate([-Minv[:, :, None] * K, -
Minv[:, :, None] * Cd], axis=2)
    Return Ad, Bd, Cout



Def ground_motion(rng, N, nsteps, rms):
    """Фільтрований білий шум (Баттерворт 4-го
порядку, смуга AG_BAND) з заданим СКЗ (N,)."""
    Sos = butter(4, C.AG_BAND, btype="band",
fs=C.FS, output="sos")
    W = rng.standard_normal((N, nsteps))
    A = sosfilt(sos, w, axis=1)
    A *= (rms / a.std(axis=1))[:, None]
    Return a
```

```
Def simulate(m, k, Cd, ag):
    """Інтегрування x_{n+1} = Ad x_n + Bd a_g,n для
N записів.
    Повертає acc (N,n,T) [м/с²], drift (N,2,T) [мм]
— міжповерхові дрейфи 1-го і 2-го поверхів."""
    Ad, Bd, Cout = discretize(m, k, Cd)
    N, T = ag.shape
    N = m.shape[1]
    X = np.zeros((N, 2 * n))
    Acc = np.empty((N, n, T), np.float32)
    Dr = np.empty((N, 2, T), np.float32)
    Adt = np.ascontiguousarray(Ad.transpose(0, 2,
1))
    Coutt = np.ascontiguousarray(Cout.transpose(0,
2, 1))
    For t in range(T):
        Acc[:, :, t] = np.matmul(x[:, None, :],
coutt)[:, 0, :]
        Dr[:, 0, t] = x[:, 0] * 1e3
        Dr[:, 1, t] = (x[:, 1] - x[:, 0]) * 1e3
        X = np.matmul(x[:, None, :], adt)[:, 0, :]
+ Bd * ag[:, t:t + 1]
    Return acc, dr



================================================
================================================
=== risk.py
================================================
================================================
"""Ризик-модуль: частотна ідентифікація (FDD),
температурна компенсація, індикатори та R_t ∈ [0;
1]."""
Import numpy as np
From scipy.signal import stft
Import config as C
Import building as B

NPERSEG = 512
N_MODES = 3



Def fdd_spectrum(acc, avail=None):
    """Frequency Domain Decomposition: перше
сингулярне число матриці взаємних спектральних
густин.
    Acc: (N, 5, T); avail: (N, 5) bool — доступні
канали. Повертає freqs (F,), s1 (N, F)."""
    N = acc.shape[0]
    F, _, Z = stft(acc, fs=C.FS, nperseg=NPERSEG,
noverlap=NPERSEG // 2, boundary=None, padded=False,
axis=-1)
    Sel = f <= 16.0
    F, Z = f[sel], Z[:, :, sel, :]
# (N, ch, F, S)
    If avail is not None:
        Z = Z * avail[:, :, None, None]
    G = np.einsum("nafs,nbfs->nfab", Z, np.conj(Z))
/ Z.shape[-1]
    S = np.linalg.svd(G, compute_uv=False)[..., 0]
    Return f, s



Def pick_peaks(f, s, f_ref):
    """Пошук піків у смугах [0,70·f_ref;
1,08·f_ref] з параболічною інтерполяцією в ln-
шкалі.
    F_ref: (N, N_MODES). Повертає (N, N_MODES)
Гц."""
    N = s.shape[0]
    Out = np.zeros((N, f_ref.shape[1]))
    Df = f[1] - f[0]
    Ls = np.log(s + 1e-30)
    For r in range(f_ref.shape[1]):
        Lo = 0.70 * f_ref[:, r]
        Hi = 1.08 * f_ref[:, r]
        Mask = (f[None, :] >= lo[:, None]) &
(f[None, :] <= hi[:, None])
        Locmax = np.zeros_like(mask)
        Locmax[:, 1:-1] = (ls[:, 1:-1] > ls[:, :-
2]) & (ls[:, 1:-1] >= ls[:, 2:])
        Cand = mask & locmax
# лише внутрішні локальні максимуми
        Cand = np.where(cand.any(1, keepdims=True),
cand, mask)
```

```
        Idx = np.argmax(np.where(cand, ls, -
np.inf), axis=1)
        Idx = np.clip(idx, 1, len(f) - 2)
        Y0, y1, y2 = ls[np.arange(N), idx - 1],
ls[np.arange(N), idx], ls[np.arange(N), idx + 1]
        Den = y0 - 2 * y1 + y2
        P = np.where(np.abs(den) > 1e-12, 0.5 * (y0
- y2) / den, 0.0)
        Out[:, r] = f[idx] + np.clip(p, -0.5, 0.5)
* df
    Return out



Def centroid_freq(f, s, fp, frac=0.10, p=2):
    """Уточнення частоти: спектральний центроїд
s1^p у смузі ±frac·f_peak навколо знайденого піка
fp (FDD)."""
    Out = np.zeros_like(fp)
    For r in range(fp.shape[1]):
        W = np.where(np.abs(f[None, :] - fp[:,
[r]]) <= frac * fp[:, [r]], s ** p, 0.0)
        Out[:, r] = (w * f[None, :]).sum(1) /
np.maximum(w.sum(1), 1e-300)
    Return out



Def nominal_ref(m=None, k=None):
    M = np.full(C.N_STORY, C.M_STORY) if m is None
else m
    K = np.full(C.N_STORY, C.K_STORY) if k is None
else k
    Return B.modal(m, k)[0][:N_MODES]



Def delta_crit():
    """Критичний відносний зсув частоти: мінімум по
поверхах j максимуму по формах r
    Відносного зниження частоти при локальному D =
D_CRIT (номінальна модель, без міток)."""
    M = np.full(C.N_STORY, C.M_STORY)
    K = np.full(C.N_STORY, C.K_STORY)
    F0 = B.modal(m, k)[0][:N_MODES]
    Vals = []
    For j in range(C.N_STORY):
        Kk = k.copy()
        Kk[j] *= 1 - C.D_CRIT
        Vals.append(np.max(1 - B.modal(m,
kk)[0][:N_MODES] / f0))
    Return float(np.min(vals))



Def compensate(freq, temp, a_T):
    """Температурна компенсація: f̃_r = f_r / (1 +
a_r·(T − T_REF))."""
    Return freq / (1 + a_T[None, :] * (temp[:,
None] - C.T_REF))



Def indicators(delta, ag_ind, hist_delta_max,
dcrit, s_crit):
    """Нормовані індикатори x ∈ [0;1]:
    X1 = clip(max_r δ_r / δ_crit), x2 = clip(mean_r
δ_r / δ_crit), x3 — інтенсивність збудження,
    X4 = clip(s / s_crit) — тенденція (нахил max_r
δ_r за останні TREND_K сеансів, 1/рік)."""
    X1 = np.clip(delta.max(axis=1) / dcrit, 0, 1)
    X2 = np.clip(delta.mean(axis=1) / dcrit, 0, 1)
    X3 = np.clip(ag_ind, 0, 1)
    X4 = np.clip(hist_delta_max / s_crit, 0, 1)
    Return np.stack([x1, x2, x3, x4], axis=1)



Def risk_index(X, w=C.RISK_W):
    """R_t = Σ_i w_i·x_i, Σ w_i = 1, x_i ∈ [0;1] ⇒
R_t ∈ [0;1]."""
    Return X @ w

================================================
================================================
=== nn.py
================================================
================================================

"""Шари нейронних мереж на numpy з ручним зворотним
поширенням.
Кожен шар: forward(x) зберігає кеш, backward(dout)
повертає dx і накопичує градієнти в self.g."""
Import numpy as np
From numpy.lib.stride_tricks import
sliding_window_view


DTYPE = np.float32



Def set_dtype(dt):
    Global DTYPE
    DTYPE = dt



Class Layer:
    Def __init__(self):
        Self.p, self.g = {}, {}

    Def zero_grad(self):
        For k in self.p:
            Self.g[k] = np.zeros_like(self.p[k])

    Def astype(self, dt):
        For k in self.p:
            Self.p[k] = self.p[k].astype(dt)
        Self.zero_grad()



Def glorot(rng, shape, fan_in, fan_out):
    Lim = np.sqrt(6.0 / (fan_in + fan_out))
    Return rng.uniform(-lim, lim,
shape).astype(DTYPE)



Class Conv1D(Layer):
    """y[n, c, l] = Σ_{c', k} W[c, c', k]·x[n, c',
l + k − ⌊K/2⌋] + b[c] (доповнення нулями, крок
1)."""

    Def __init__(self, rng, c_in, c_out, k):
        Super().__init__()
        Self.k, self.c_in, self.c_out = k, c_in,
c_out
        Self.p["W"] = glorot(rng, (c_out, c_in, k),
c_in * k, c_out * k) * np.sqrt(2.0)
        Self.p["b"] = np.zeros(c_out, DTYPE)
        Self.zero_grad()

    Def forward(self, x, train=True):
        N, C, L = x.shape
        Pad = self.k // 2
        Xp = np.pad(x, ((0, 0), (0, 0), (pad,
self.k - 1 - pad)))
        Cols = sliding_window_view(xp, self.k,
axis=2)              # (N, C, L, K)
        Cols = cols.transpose(0, 2, 1,
3).reshape(N, L, C * self.k)
        Wm = self.p["W"].reshape(self.c_out, -1)
        Y = cols @ Wm.T + self.p["b"]
        Self.cache = (cols, x.shape)
        Return y.transpose(0, 2, 1)

    Def backward(self, dy):
        Cols, (N, C, L) = self.cache
        Dy = dy.transpose(0, 2, 1)
# (N, L, Cout)
        Wm = self.p["W"].reshape(self.c_out, -1)
        Dy2 = np.ascontiguousarray(dy).reshape(-1,
self.c_out)
        Self.g["W"] += (dy2.T @ cols.reshape(-1, C
* self.k)).reshape(self.p["W"].shape)
        Self.g["b"] += dy2.sum(0)
        Dcols = (dy2 @ Wm).reshape(N, L, C, self.k)
        Pad = self.k // 2
        Dxp = np.zeros((N, C, L + self.k - 1),
dy.dtype)
        Dc = dcols.transpose(0, 2, 1, 3)
# (N, C, L, K)
        For j in range(self.k):
            Dxp[:, :, j:j + L] += dc[..., j]
```

```
        Return dxp[:, :, pad:pad + L]



Class relu(Layer):
    Def forward(self, x, train=True):
        Self.mask = x > 0
        Return x * self.mask


    Def backward(self, dy):
        Return dy * self.mask



Class maxpool1d(Layer):
    Def __init__(self, s):
        Super().__init__()
        Self.s = s


    Def forward(self, x, train=True):
        N, C, L = x.shape
        Lo = L // self.s
        Xr = x[:, :, :Lo * self.s].reshape(N, C,
Lo, self.s)
        Self.idx = xr.argmax(axis=3)
        Self.shape = x.shape
        Return np.take_along_axis(xr, self.idx[...,
None], axis=3)[..., 0]


    Def backward(self, dy):
        N, C, L = self.shape
        Lo = L // self.s
        Dxr = np.zeros((N, C, Lo, self.s),
dy.dtype)
        Np.put_along_axis(dxr, self.idx[..., None],
dy[..., None], axis=3)
        Dx = np.zeros(self.shape, dy.dtype)
        Dx[:, :, :Lo * self.s] = dxr.reshape(N, C,
Lo * self.s)
        Return dx



Def sigmoid(x):
    Return 0.5 * (1 + np.tanh(0.5 * x))



Class LSTM(Layer):
    """i,f,g,o = σ, σ, tanh, σ (W x_t + U h_{t-1} +
b); c_t = f⊙c_{t-1} + i⊙g; h_t = o⊙tanh(c_t).
    Вхід (N, T, D) → вихід (N, T, H)."""


    Def __init__(self, rng, d_in, h):
        Super().__init__()
        Self.h = h
        Self.p["W"] = glorot(rng, (4 * h, d_in),
d_in, h)
        U =
np.concatenate([np.linalg.qr(rng.standard_normal((h
, h)))[0] for _ in range(4)], 0)
        Self.p["U"] = U.astype(DTYPE)
        B = np.zeros(4 * h, DTYPE)
        B[h:2 * h] = 1.0
# зсув вентиля забування
        Self.p["b"] = b
        Self.zero_grad()


    Def forward(self, x, train=True):
        N, T, D = x.shape
        H = self.h
        W, U, b = self.p["W"], self.p["U"],
self.p["b"]
        H = np.zeros((N, H), x.dtype)
        C = np.zeros((N, H), x.dtype)
        Hs = np.empty((N, T, H), x.dtype)
        Self.cache = []
        For t in range(T):
            Z = x[:, t] @ W.T + h @ U.T + b
            I, f, g, o = sigmoid(z[:, :H]),
sigmoid(z[:, H:2 * H]), np.tanh(z[:, 2 * H:3 * H]),
sigmoid(z[:, 3 * H:])
            C_prev, h_prev = c, h
            C = f * c_prev + i * g
            Tc = np.tanh(c)
            H = o * tc
            Hs[:, t] = h
            Self.cache.append((i, f, g, o, c_prev,
h_prev, tc))
        Self.x = x
        Return hs


    Def backward(self, dhs):
        X = self.x
        N, T, D = x.shape
        H = self.h
        W, U = self.p["W"], self.p["U"]
        Dx = np.zeros_like(x)
        Dh_next = np.zeros((N, H), dhs.dtype)
        Dc_next = np.zeros((N, H), dhs.dtype)
        Gw, gu, gb = self.g["W"], self.g["U"],
self.g["b"]
        For t in reversed(range(T)):
            I, f, g, o, c_prev, h_prev, tc =
self.cache[t]
            Dh = dhs[:, t] + dh_next
            Do = dh * tc
            Dc = dh * o * (1 - tc ** 2) + dc_next
            Di = dc * g
            Dg = dc * i
            Df = dc * c_prev
            Dz = np.concatenate([di * i * (1 - i),
df * f * (1 - f), dg * (1 - g ** 2), do * o * (1 -
o)], 1)
            Gw += dz.T @ x[:, t]
            Gu += dz.T @ h_prev
            Gb += dz.sum(0)
            Dx[:, t] = dz @ W
            Dh_next = dz @ U
            Dc_next = dc * f
        Return dx



Class selfattention(Layer):
    """Одноголова масштабована скалярна самоувага із
залишковим з'єднанням:
    Q = H W_Q, K = H W_K, V = H W_V, A = softmax(Q
K^T/√d_k), Y = H + (A V) W_O."""


    Def __init__(self, rng, d, dk=None):
        Super().__init__()
        Dk = dk or d
        Self.dk = dk
        For n_, sh in [("Wq", (d, dk)), ("Wk", (d,
dk)), ("Wv", (d, dk)), ("Wo", (dk, d))]:
            Self.p[n_] = glorot(rng, sh, sh[0],
sh[1])
        Self.p["Wo"] *= 0.5
        Self.zero_grad()


    Def forward(self, Hs, train=True):
        Q, K, V = Hs @ self.p["Wq"], Hs @
self.p["Wk"], Hs @ self.p["Wv"]
        S = Q @ K.transpose(0, 2, 1) /
np.sqrt(self.dk)
        S = S - S.max(axis=2, keepdims=True)
        A = np.exp(S)
        A /= A.sum(axis=2, keepdims=True)
        O = A @ V
        Self.cache = (Hs, Q, K, V, A, O)
        Self.A = A
        Return Hs + O @ self.p["Wo"]


    Def backward(self, dy):
        Hs, Q, K, V, A, O = self.cache
        Self.g["Wo"] += np.tensordot(O, dy,
axes=([0, 1], [0, 1]))
        Do = dy @ self.p["Wo"].T
        Da = do @ V.transpose(0, 2, 1)
        Dv = A.transpose(0, 2, 1) @ do
        Ds = A * (da - (da * A).sum(axis=2,
keepdims=True))
        Ds /= np.sqrt(self.dk)
        Dq = ds @ K
        Dk = ds.transpose(0, 2, 1) @ Q
        Self.g["Wq"] += np.tensordot(Hs, dq,
axes=([0, 1], [0, 1]))
        Self.g["Wk"] += np.tensordot(Hs, dk,
axes=([0, 1], [0, 1]))
        Self.g["Wv"] += np.tensordot(Hs, dv,
axes=([0, 1], [0, 1]))
        Return dy + dq @ self.p["Wq"].T + dk @
self.p["Wk"].T + dv @ self.p["Wv"].T
```

```
Class timemean(Layer):
    Def forward(self, x, train=True):
        Self.T = x.shape[1]
        Return x.mean(1)

    Def backward(self, dy):
        Return np.repeat(dy[:, None, :], self.T,
axis=1) / self.T


Class timelast(Layer):
    Def forward(self, x, train=True):
        Self.shape = x.shape
        Return x[:, -1]

    Def backward(self, dy):
        Dx = np.zeros(self.shape, dy.dtype)
        Dx[:, -1] = dy
        Return dx


Class Dense(Layer):
    Def __init__(self, rng, d_in, d_out, gain=1.0):
        Super().__init__()
        Self.p["W"] = glorot(rng, (d_out, d_in),
d_in, d_out) * gain
        Self.p["b"] = np.zeros(d_out, DTYPE)
        Self.zero_grad()

    Def forward(self, x, train=True):
        Self.x = x
        Return x @ self.p["W"].T + self.p["b"]

    Def backward(self, dy):
        Self.g["W"] += dy.T @ self.x
        Self.g["b"] += dy.sum(0)
        Return dy @ self.p["W"]


# ------------------------------------------------
---------------- функції втрат
Def softmax(z):
    Z = z - z.max(1, keepdims=True)
    E = np.exp(z)
    Return e / e.sum(1, keepdims=True)


Def weighted_ce(logits, y, w):
    """L_cls = Σ_i w_i·(-ln p_{i,y_i}) / Σ_i w_i;
∂L/∂z_i = w_i (p_i - e_{y_i}) / Σ w."""
    P = softmax(logits)
    N = len(y)
    Sw = w.sum()
    Loss = -(w * np.log(P[np.arange(N), y] + 1e-
12)).sum() / sw
    Dz = P.copy()
    Dz[np.arange(N), y] -= 1
    Dz *= (w / sw)[:, None]
    Return loss, dz, P


Def rul_loss(pred, target, cens):
    """L_RUL = [Σ_{нецензур.} (ŷ - y)² +
Σ_{цензур.} Max(0, 1 - ŷ)²] / N  (y = RUL/H ∈ [0;
1])."""
    N = len(pred)
    R = np.where(cens, np.minimum(pred - 1.0, 0.0),
pred - target)
    Return (r ** 2).sum() / N, 2 * r / N


Class Adam:
    """Adam (Kingma, Ba, 2015) з зовнішньо заданим
кроком η_t (контекстно-адаптивне оновлення)."""

    Def __init__(self, layers, b1=0.9, b2=0.999,
eps=1e-8, wd=1e-4):
        Self.layers = layers
        Self.b1, self.b2, self.eps, self.wd = b1,
b2, eps, wd
        Self.m = [{k: np.zeros_like(v) for k, v in
L.p.items()} for L in layers]
        Self.v = [{k: np.zeros_like(v) for k, v in
L.p.items()} for L in layers]
        Self.t = 0

    Def step(self, lr):
        Self.t += 1
        C1 = 1 - self.b1 ** self.t
        C2 = 1 - self.b2 ** self.t
        For L, m, v in zip(self.layers, self.m,
self.v):
            For k in L.p:
                G = L.g[k]
                M[k] = self.b1 * m[k] + (1 -
self.b1) * g
                V[k] = self.b2 * v[k] + (1 -
self.b2) * g * g
                Upd = (m[k] / c1) / (np.sqrt(v[k] /
c2) + self.eps)
                If k.startswith("W") or k == "U":
                    Upd = upd + self.wd * L.p[k]
# розчеплене загасання ваг (adamw)
                L.p[k] -= (lr *
upd).astype(L.p[k].dtype)          # спуск: θ ← θ -
η_t·û


Class SGD:
    """Класичний градієнтний спуск (за потреби — з
імпульсом): v ← μv + g;  θ ← θ - η·v."""

    Def __init__(self, layers, momentum=0.0, wd=1e-
4):
        Self.layers, self.mu, self.wd = layers,
momentum, wd
        Self.v = [{k: np.zeros_like(v) for k, v in
L.p.items()} for L in layers]

    Def step(self, lr):
        For L, v in zip(self.layers, self.v):
            For k in L.p:
                G = L.g[k]
                If k.startswith("W") or k == "U":
                    G = g + self.wd * L.p[k]
                V[k] = self.mu * v[k] + g
                L.p[k] -= (lr *
v[k]).astype(L.p[k].dtype)


Class rmsprop:
    """rmsprop: s ← ρs + (1 - ρ)g²;  θ ← θ -
η·g/(√s + ε)."""

    Def __init__(self, layers, rho=0.9, eps=1e-8,
wd=1e-4):
        Self.layers, self.rho, self.eps, self.wd =
layers, rho, eps, wd
        Self.s = [{k: np.zeros_like(v) for k, v in
L.p.items()} for L in layers]

    Def step(self, lr):
        For L, s in zip(self.layers, self.s):
            For k in L.p:
                G = L.g[k]
                If k.startswith("W") or k == "U":
                    G = g + self.wd * L.p[k]
                S[k] = self.rho * s[k] + (1 -
self.rho) * g * g
                L.p[k] -= (lr * g / (np.sqrt(s[k])
+ self.eps)).astype(L.p[k].dtype)


OPTIMIZERS = {"adam": lambda L, wd: Adam(L, wd=wd),
"sgd": lambda L, wd: SGD(L, 0.0, wd),
              "sgdm": lambda L, wd: SGD(L, 0.9,
wd), "rmsprop": lambda L, wd: rmsprop(L, wd=wd)}

================================================
================================================
```

```
=== train.py (фрагменти: EXP3-бандит стратегій і цикл навчання з контекстно-адаптивним кроком) ===
================================================================================
Class EXP3:
    """π_k = (1 − γ)·w_k / Σ_j w_j + γ/K;  після вибору k з нагородою r ∈ [0;1]:
    R̂_k = r/π_k,  w_k ← w_k·exp(γ·r̂_k/K)  (Auer et al., 2002)."""

    Def __init__(self, K, gamma, rng):
        Self.K, self.gamma, self.rng = K, gamma, rng
        Self.logw = np.zeros(K)

    Def probs(self):
        W = np.exp(self.logw - self.logw.max())
        Return (1 - self.gamma) * w / w.sum() + self.gamma / self.K

    Def choose(self):
        Return int(self.rng.choice(self.K, p=self.probs()))

    Def update(self, k, r):
        If not np.isfinite(r):
            Return
        P = self.probs()[k]
        Self.logw[k] += self.gamma * (r / p) / self.K



# ------------------------------------------------------------------ допоміжні
Def sample_weights(tr, cfg, hp):
    If not cfg["cs"]:
        Return np.ones(len(tr["y"]), np.float32)
    Counts = np.bincount(tr["y"], minlength=4)
    Bal = len(tr["y"]) / (4.0 * counts)
    Kap = np.array(hp["kappa"]) * bal
    W = kap[tr["y"]] * (1 + hp["gamma_R"] * tr["R"])
    Return (w / w.mean()).astype(np.float32)



Def context_index(ds, hp):
    O = hp["omega"]
    Return o[0] * ds["R"] + o[1] * ds["E"] + o[2] * ds["Dh"]



    For ep in range(hp["epochs"]):
        Eta_ep = hp["eta0"] * (hp["eta_min_frac"] + (1 - hp["eta_min_frac"]) * 0.5 * (1 + np.cos(np.pi * ep / hp["epochs"])))
        Nb = N // hp["bs"]
        If cfg.get("ctxb", False):
            Order = np.argsort(Cidx + hp["ctx_noise"] * rng.standard_normal(N))
        Else:
            Order = rng.permutation(N)
        Batches = [order[i * hp["bs"]:(i + 1) * hp["bs"]] for i in range(nb)]
        Rng.shuffle(batches)
        Blocks = np.array_split(np.arange(nb), hp["n_blocks"])
        Tl, ta, lrs, counts = [], [], [], np.zeros(len(STRATEGIES), int)
        Diverged = False
        For blk in blocks:
            If cfg["ms"] == "bandit":
                K = bandit.choose()
            Elif cfg["ms"] == "uniform":
                K = int(rng.integers(len(STRATEGIES)))
            Else:
                K = 0
            Counts[k] += len(blk)
            If k == 4:
                Pr = (1 + 2 * tr["R"]) * wts
                Pr = pr / pr.sum()
                Samp = rng.choice(N, len(blk) * hp["bs"], p=pr)
                Samp = samp[np.argsort(Cidx[samp] + hp["ctx_noise"] * rng.standard_normal(len(samp)))] if cfg.get("ctxb", False) else samp
                Bl_batches = [samp[i * hp["bs"]:(i + 1) * hp["bs"]] for i in range(len(blk))]
                Rng.shuffle(bl_batches)
            Else:
                Bl_batches = [batches[i] for i in blk]
            For b in bl_batches:
                Xb = tr["X"][b]
                If k == 1:
                    Xb = aug_mask(Xb, rng)
                Elif k == 2:
                    Xb = aug_noise(Xb, rng)
                Elif k == 3:
                    Xb = aug_shift(Xb, rng)
                Net.zero_grad()
                Lg, rp = net.forward(Xb, tr["prof"][b], tr["ctx"][b])
                Lc, dlg, P = nn.weighted_ce(lg, tr["y"][b], wts[b])
                Lr_, dr = nn.rul_loss(rp, tr["rul"][b], tr["cens"][b])
                Net.backward(dlg, hp["lam"] * dr)
                # контекстно-адаптивний крок (монотонно зростає з R̄_B; нормування на середнє по вибірці)
                If cfg["ca"]:
                    CB = Cidx[b].mean()
                    Eta = eta_ep * (1 + hp["beta"] * CB) / (1 + hp["beta"] * Cbar) * (tr["q"][b].mean() / qbar)
                Else:
                    Eta = eta_ep
                Opt.step(eta)
                If not np.isfinite(lc + lr_):
                    Diverged = True
                Tl.append(lc + hp["lam"] * lr_)
                Ta.append((P.argmax(1) == tr["y"][b]).mean())
                Lrs.append(eta)
            If cfg["ms"] == "bandit":
                L_new = evaluate(net, va, val_sub, wts_val, hp["lam"])["loss"]
                If not (np.isfinite(L_new) and np.isfinite(L_prev)):
                    R = 0.0
# розбіжність навчання — нульова нагорода
                Else:
                    R = float(np.clip(0.5 + (L_prev - L_new) / (L_prev * hp["reward_rho"]) * 0.5, 0, 1))
                Bandit.update(k, r)
                L_prev = L_new
```