

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БУДІВНИЦТВА І АРХІТЕКТУРИ

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

БОСЕНКО ІГОР ВАЛЕРІЙОВИЧ

УДК 004.8; 004.9;

ДИСЕРТАЦІЯ

**ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ПІДТРИМКИ БУДІВЕЛЬНО-ТЕХНІЧНОЇ
ЕКСПЕРТИЗИ**

126 – Інформаційні системи та технології

12 – Інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня **доктор філософії**

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

І. В. Босенко

Науковий керівник: Теренчук Світлана Анатоліївна, кандидат фізико-математичних наук, професор, доцент кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики Київського національного університету будівництва і архітектури

Київ – 2025

АНОТАЦІЯ

Босенко І.В. *Інформаційна система підтримки будівельно-технічної експертизи.* – 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, 2025.

Дисертаційну роботу присвячено вирішенню актуальної проблеми оцінювання технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи з врахуванням впливу зброї під час бойових дій.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в розробці моделі оцінювання технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи на основі машинного навчання.

вперше розроблено:

- модель оцінювання технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи, що зазнали позапроектних впливів від зброї різного виду на основі дерев рішень з градієнтним бустингом;
- таксономічний ряд «об'єкт будівельно-технічної експертизи», який ураховує вплив зброї на об'єкти будівельно-технічної експертизи.

удосконалено:

- інформаційну онтологокеровану систему підтримки будівельно-технічної експертизи в напрямку впровадження машинного навчання в процес оцінювання технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи;
- нечіткі асоціативні правила, які відтворюють продукційну діяльність експерта в процесі формування висновку будівельно-технічної експертизи, що на відміну від існуючих, враховують впливи зброї на технічний стан об'єкта в цілому;

набули подальшого розвитку:

- понятійний апарат онтології галузі архітектури і будівництва України в напрямку набуття, накопичення та збереження експертних знань щодо концептів «вплив зброї» та «навколишнє середовище»;

– концепція автоматизації процесів діагностики об'єктів нерухомості в напрямку впровадження машинного навчання;

Основний зміст дисертаційної роботи

Дисертаційну роботу спрямовано на розробку інструменту, який забезпечить системну підтримку рішень щодо відновлення пошкоджених об'єктів нерухомості в частині оцінювання їх технічного стану в сучасних умовах проведення бойових дій і післявоєнної відбудови.

За результатами дослідження розроблено:

- схему підтримки процесу відновлення об'єктів нерухомості в основі якої лежить використання дерев рішень з градієнтним бустингом;
- системи підтримки оцінки технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи і створення правил оцінювання.

У першому розділі досліджено сучасний стан будівель, споруд, майна і об'єктів інфраструктури України і експертної діяльності в рамках проведення будівельно-технічних експертиз та експертних досліджень, спрямованих на визначення причин погіршення технічного стану об'єктів нерухомості; проаналізовано процес виконання будівельно-технічної експертизи та формування експертного висновку; проведено дослідження існуючих підходів до застосування штучного інтелекту при вирішенні задач будівельно-технічної експертизи об'єктів, що постраждали внаслідок стихійних лих; на основі аналізу нормативно-правової бази будівельно-технічної експертизи і діючої методики оцінювання технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи обґрунтовано необхідність створення і впровадження в експертну діяльність інформаційних онтологокерованих систем і технологій підтримки юридично і науково обґрунтованих висновків і рішень; виконано постановку задачі;

У другому розділі описано цілі проекту RebuildUA та можливості використання наявної на цьому інформаційному ресурсі даних при виконанні будівельно-технічної експертизи і експертної оцінки проектів відновлення будівель, споруд і об'єктів інфраструктури різного призначення; показано нагальність створення загальнодоступної інформаційно-комунікаційної системи підтримки процесу відновлення об'єктів нерухомості для вирішення різних задач відбудови України;

розглянуто моделі систем підтримки будівельно-технічних експертиз різного призначення, що базуються на використанні експертних знань, нечіткої логіки та нейро-нечітких мереж Cascade ARTMAP і Takagi-Sugeno-Kang; показано доцільність застосування моделей і методів машинного навчання, що здатні вирішувати задачу оцінки технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи; обґрунтовано вибір моделі машинного навчання дерев рішень з градієнтним бустингом як інструменту формування висновку щодо категорії технічного стану об'єкта будівельно-технічної експертизи; обґрунтовано вибір навчання з учителем; надано необхідну математичну основу навчання з учителем;

У третьому розділі обґрунтовано необхідність розвитку онтологічного підходу домену будівельно-технічної експертизи; формалізовано і структуровано основні об'єкти онтології системи; описано основні етапи створення онтології; розроблено таксономічний ряд, у якому визначено класи об'єктів, конструктивні елементи, типи пошкоджень, множини факторів впливу та джерела нормативно-правової бази; спроектовано архітектуру і концептуальну модель інформаційної системи підтримки будівельно-технічної експертизи; описано основні модулі системи і взаємозв'язок між ними; показано результатами роботи цих модулів; формалізовано можливі типи пошкоджень будівельних конструкцій та їх відображення у вигляді нечітких термів лінгвістичних оцінок; показано формалізацію експертного висновку щодо можливого впливу певного виду зброї що відтворюється лінгвістичною оцінкою вихідної змінної;

У четвертому розділі досліджено сучасні програмні пакети, що надають змогу комп'ютеризувати процес оцінювання технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи; обґрунтовано вибір програмного пакета RStudio для розробки дерев рішень з градієнтним бустингом і описано процес адаптації до вирішення задачі класифікації категорій технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи; покроково описано алгоритм навчання дерев рішень з градієнтним бустингом та показано результати роботи моделі на попередньо згенерованій вибірці навчальних даних; показано основні параметри навчання і можливості їх регулювання експертом у вигляді навчання з учителем, яке покладено в основу розробки моделі; зазначено

метрики оцінки класифікації що відображають якість навчання моделі; надано інструкцію щодо впровадження та використання системи в роботу експертів будівельно-технічної експертизи.

Ключові слова: база знань, знання, інформаційна технологія, технічний стан, будівельно-технічна експертиза, машинне навчання, онтологія, класифікація, вибірка, причини пошкоджень

ABSTRACT

Bosenko I. Information system support for building -technical expertise. – Qualified scientific work on the rights of the manuscript.

Dissertation for obtaining the scientific degree of Doctor of Philosophy in specialty 126 "Information systems and technologies". - Kyiv National University of Construction and Architecture. - Kyiv, 2025.

The dissertation is devoted to solving the important problem of assessing the technical condition of objects of building-technical expertise under the conditions of ongoing hostilities.

The scientific novelty of the obtained results. The scientific novelty of the dissertation is that:

first developed:

- a model for assessing the technical condition of building -technical expertise objects that have been subjected to off-design impacts from weapons of various types based on gradient boosted decision trees;
- taxonomic series "object of building-technical expertise", which takes into account the impact of weapons on BTE objects.

improved:

- an information system to support decision-making on the conclusion of building-technical expertise in the direction of introducing machine learning in the process of assessing the technical condition of building-technical expertise objects;
- fuzzy associative rules that reproduce the productive activity of the expert in the process of forming the conclusion of building-technical expertise, which, unlike the existing ones, take into account the effects of weapons on the technical condition of the object as a whole.

acquired further development:

- The conceptual apparatus of the ontology in the field of architecture and construction in Ukraine, aimed at acquiring, accumulating, and preserving expert knowledge regarding the concepts of "weapon impact" and "environment."

- The concept of automating the processes of real estate diagnostics through the implementation of machine learning.

The main content of the dissertation

The dissertation is devoted to the development of a tool that will provide systematic support for decisions on the restoration of damaged real estate objects in terms of assessing their technical condition in the current conditions of military operations and post-war reconstruction.

Based on the research results, the following have been developed:

- A support scheme for the process of restoring real estate objects, which is based on the use of gradient boosted decision trees;
- A system for supporting the assessment of the technical condition of building-technical expertise objects and the creation of evaluation rules.

In the first chapter, the current state of buildings, structures, property, and infrastructure in Ukraine is examined, as well as expert activities within the framework of building-technical expertise and expert research aimed at determining the causes of deterioration in the technical condition of real estate objects; The process of performing building-technical expertise and forming expert conclusions is analyzed; research is conducted on existing approaches to the application of artificial intelligence in solving problems of building-technical expertise of objects affected by natural disasters; based on the analysis of the regulatory and legal framework of building-technical expertise and the current methodology for assessing the technical condition of objects of building-technical expertise, the necessity of creating and introducing information ontology-driven systems and technologies for supporting legally and scientifically sound conclusions and decisions into expert activities was substantiated; the task was set;

In the second chapter, describes the objectives of the RebuildUA project and the possibilities of using the data available on this information resource when performing building-technical expertise and expert assessment of projects for the restoration of buildings, structures, and infrastructure facilities for various purposes; It shows the urgency of creating a publicly available information and communication system to support the process of restoring real estate objects to solve various tasks of rebuilding Ukraine;

considers models of support systems for building-technical expertise for various purposes, based on the use of expert knowledge, fuzzy logic and neuro-fuzzy networks Cascade ARTMAP and Takagi-Sugeno-Kang; the expediency of using machine learning models and methods capable of solving the problem of assessing the technical condition of objects of building-technical expertise is shown; justifies the choice of a machine learning model of decision trees with gradient boosting as a tool for forming a conclusion about the category of technical condition of an object of building-technical expertise; justifies the choice of teacher-assisted learning; provides the necessary mathematical basis for supervised learning;

In the third chapter the necessity of developing an ontological approach to the domain of building-technical expertise is substantiated; the main objects of the system ontology are formalized and structured; the main stages of ontology creation are described; a taxonomic series is developed, in which classes of objects, structural elements, types of damage, sets of influencing factors and sources of the regulatory framework; the architecture and conceptual model of the information system for supporting building-technical expertise are designed; the main modules of the system and the relationship between them are described; the results of the work of these modules are shown; possible types of damage to building structures and their representation in the form of fuzzy terms of linguistic assessments are formalized; the formalization of the expert opinion on the possible impact of a certain type of weapon reproduced by the linguistic assessment of the initial variable is shown.

In the fourth chapter, modern software packages are examined that enable computerization of the process of assessing the technical condition of objects of building-technical expertise; the choice of the RStudio software package for developing gradient boosted decision trees is justified and the process of adaptation to solving the problem of classifying categories of technical condition of objects of building-technical expertise is described; the algorithm for training gradient boosted decision trees is described step by step, and the results of the model's performance on a pre-generated sample of training data are shown; shows the main training parameters and the possibilities for their adjustment by an expert in the form of supervised learning, which forms the basis for the development of

the model; indicates classification evaluation metrics that reflect the quality of model training; provides instructions for the implementation and use of the system in the work of BTE experts;

Keywords: knowledge base, knowledge, information technology, technical condition, building-technical expertise, machine learning, ontology, classification, sampling, damage causes.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ НАУКОВИХ ПРАЦЬ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

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

1. **Босенко І.В.** Шляхи розвитку онтологокерованих систем підтримки будівельно-технічних експертиз. *Шляхи підвищення ефективності будівництва*. 2023. № 52(3). С. 207-216. [https://doi.org/10.32347/2707-501x.2023.52\(3\).207-216](https://doi.org/10.32347/2707-501x.2023.52(3).207-216) (Фахове видання категорії «Б»)
2. Бугров А. А., Волох Б. Ю., **Босенко І. В.**, Теренчук С. А. Система підтримки процесу відновлення об'єктів нерухомості: обробка і збереження даних. *Управління розвитком складних систем*. Київ, 2024. № 60. С. 136 –145, <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2024.60.136-145>. (Фахове видання категорії «Б»)
3. **Босенко І.В.** Моделі і методи штучного інтелекту в процесі виконання будівельно-технічної експертизи. *Управління розвитком складних систем*. Київ, 2025. №61. С. 180 – 186, <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.61.180-186>. (Фахове видання категорії «Б»)

*Статті у періодичних наукових виданнях, проіндексованих у базах даних Web of
Science Core Collection та/або Scopus*

4. Yehorov O., Volokh B., **Bosenko I.**, Yeremenko B., Terenchuk S., Modeling of highly loaded distributed system supporting the process of assessing the technical condition of objects, *CEUR Workshop Proceedings, 4th International Workshop on Information Technologies: Theoretical and Applied Problems, ITTAP 2024*, Ternopil, Ukraine, Opole, Poland, 23-25 October 2024, Vol. 3896, P. 173 – 185. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3896/paper10.pdf> (Scopus, ISSN 1613-0073)

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

5. Volokh, B., **Bosenko, I.**, Pasko, R., Molodid, O., Zapryvoda, V., Terenchuk, S. Modeling the Process of Assessing the Technical Condition of Damaged Real Estate Objects. *2023 IEEE International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST)*, Astana, Kazakhstan, 4–6 May 2023 DOI: <https://doi.org/10.1109/sist58284.2023.10223547> (Scopus, ISBN: 979-835033504-0)
6. Terenchuk, S., Pasko, R., **Bosenko, I.**, Buhrov, A., Yaschenko, A., Volokh, B. Ontology Formation of Support System for Restoration of Buildings, Property and Infrastructure Objects. *2023 IEEE 4th KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek)*, Kharkiv, Ukraine, 2–6 October 2023. DOI: <https://doi.org/10.1109/khpiweek61412.2023.10313006> (Scopus, ISBN: 979-835039553-2)
7. Tsehelnii V., Terenchuk S., Ploskyi V., Tereschuk M., **Bosenko I.**, Chertkov O. Information Technology of the Agro-Industrial Complex's Design Objects Organization. *2024 IEEE 4th International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST)*, Astana, Kazakhstan, 15–17 May 2024. 2024. P. 652–657. DOI: <https://doi.org/10.1109/sist61555.2024.10629626> (Scopus, ISBN: 979-835037486-5)

Тези доповідей наукових та науково-практичних конференцій

8. **Bosenko I.**, Terenchuk S., Research of the Possibilities of BIM-Technologies in the Restoration of the Real Estate Fund in Ukraine, *ACeSYRI - International Workshop on Modern Experience for PhD students and Young Researchers*, November 14-18, 2022, p. 13, book of abstract, Zilina, Slovakia. <https://ki.fri.uniza.sk/ACeSYRI2022/Abstracts.pdf>

9. **Босенко І.**, Пасько Р., Теренчук С. Дослідження можливостей BIM-технології у процесі відбудови України. *International Scientific-Practical Conference of young science "Build-Master-Class-2022"*. Kyiv, 30.11-02.12.2022. P. 343-344 URL: https://drive.google.com/file/d/1bdS399kcf280b39UYVG3xFQlbPHy5Ht_/view
10. **Bosenko I.**, Volokh B., Pasko R. Database modeling for the infocommunication support system for rebuilding of damaged real estate objects. *Міжнародна науково-практична конференція "Перспективні напрямки розвитку науки, освіти, технологій та суспільства: теорія і практика"*, м. Полтава. 19 квітня 2023. С.35-39. URL: <http://www.economics.in.ua/2023/04/19-2023.html>

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	15
ВСТУП.....	16
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПРОЦЕСУ ВИКОНАННЯ БУДІВЕЛЬНО-ТЕХНІЧНОЇ ЕКСПЕРТИЗИ.....	23
1.1. Сучасний стан будівель, споруд, майна і об'єктів інфраструктури України ...	23
1.2. Процес виконання будівельно-технічної експертизи.....	26
1.3. Оцінювання технічного стану об'єкту БТЕ в Україні.....	31
1.4. Закордонний досвід виконання БТЕ	35
1.4. Застосування штучного інтелекту до вирішення задач БТЕ.....	37
1.5. Постановка задачі.....	43
Висновки до розділу 1.....	44
РОЗДІЛ 2. МОДЕЛІ І МЕТОДИ ФОРМУВАННЯ ЕКСПЕРТНОГО ВИСНОВКУ БУДІВЕЛЬНО-ТЕХНІЧНОЇ ЕКСПЕРТИЗИ	45
2.1. Інформаційні ресурси системи підтримки процесу відновлення об'єктів нерухомості України	45
2.2. Модель експертної системи підтримки судових БТЕ на основі Cascade ARTMAP	50
2.3 Модель системи підтримки оцінки ТС на основі Takagi-Sugeno-Kang.....	55
2.4. Машинне навчання в процесі виконання БТЕ	63
2.4.1. Логістична регресія	65
2.4.2. Дерево рішень	66
2.4.3. Метод опорних векторів	67
2.4.4. K-NN	69
2.4.5. Ансамблеві методи.....	70
2.5. Парадигми навчання	75
2.5.1. Навчання з учителем.....	75
2.5.2. Навчання без учителя.....	77
2.5.3. Навчання з підкріпленням	78
2.5.4. Напівконтрольоване навчання	80

	14
2.5.5. Самоконтрольоване навчання	81
2.6. Модель оцінювання технічного стану на основі дерев рішень з градієнтним бустингом	83
Висновки до розділу 2.....	88
РОЗДІЛ 3. ФОРМАЛІЗАЦІЯ ПРОЦЕСУ ОЦІНЮВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ОБ’ЄКТУ БУДІВЕЛЬНО-ТЕХНІЧНОЇ ЕКСПЕРТИЗИ.....	89
3.1. Понятійний апарат онтології.....	89
3.2. Архітектура системи підтримки БТЕ	95
3.3. Нечітко-множинний підхід до формування бази знань системи оцінювання технічного стану об’єктів БТЕ	103
Висновки до розділу 3.....	113
РОЗДІЛ 4. ІМПЛЕМЕНТАЦІЯ GBDT В ЕКСПЕРТНУ ДІЯЛЬНІСТЬ	114
4.1. Обґрунтування вибору середовища і мови програмування для реалізації GBDT	114
4.1.1. RStudio	114
4.1.2. MATLAB	115
4.1.3. PyCharm	116
4.2. Застосування RStudio для побудови GBDT.....	117
4.3. Формування вибірки для навчання GBDT.....	118
4.4. Навчання моделі GBDT	121
Висновки до розділу 4.....	130
ВИСНОВОК.....	131
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	133
ДОДАТКИ.....	148

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

БТЕ – будівельно-технічна експертиза;

БЗ – база знань;

ДБН – державні будівельні норми;

ДСТУ – державний стандарт України;

ЄДЕССБ – єдина державна електронна система у сфері будівництва;

КТС – категорія технічного стану;

СБТЕ – судова будівельно-технічна експертиза;

СППВОН – система підтримки процесу відновлення об’єктів нерухомості;

ТС – технічний стан;

ФВ – фактор впливу;

ІІІ – штучний інтелект;

CNN – Convolutional Neural Network (згорткова нейронна мережа);

GBDT – Gradient Boosted Decision Trees (Дерева рішень з градієнтним бустингом);

TSK – Takagi-Sugeno-Kang.

ВСТУП

Актуальність теми. Відсутність єдиної інформаційної технології, яка б забезпечувала комплексну підтримку процесу виконання будівельно-технічної експертизи, залишається суттєвою проблемою, незважаючи на значний прогрес у розробці методів цифрової оцінки стану будівель. Актуальність теми дисертаційного дослідження зумовлена необхідністю швидко виконувати будівельно-технічні експертизи будівель і споруд, що зазнали руйнувань і пошкоджень різного характеру внаслідок бойових дій, які ведуться на території України.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Наукова робота відповідає напрямку, визначеному у Законі України «Про схвалення Концепції розвитку штучного інтелекту в Україні» (2020 р.), відповідає цілям Плану повоєнного відновлення України (2023-2032 рр.) і може бути інтегрована у програму «Цифрова Україна». Дисертація відповідає паспорту спеціальності 126 – Інформаційні системи та технології.

Дисертаційне дослідження було виконано на кафедрі інформаційних технологій проектування та прикладної математики факультету автоматизації і інформаційних технологій Київського національного університету будівництва і архітектури та пов'язане з науковим дослідженням в рамках комплексної теми «Інформаційна технологія оцінки технічного стану об'єктів будівництва в умовах невизначеності із застосуванням методики кластеризації» (Державний реєстраційний номер 0124U004532).

Результати дослідження впроваджено в навчальний процес в межах Київського національного університету будівництва і архітектури.

Зокрема, в навчальні програми дисциплін:

- «Інформаційні технології представлення обробки та розпізнавання зображень» для магістрів спеціальності «Інформаційні системи та технології» (ІСТМ-23) кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики.
- «Теорія алгоритмів» для магістрів спеціальності «Інформаційні системи та технології. Штучний інтелект. Когнітивні технології» (ІСТ-ШІКТМ-23, ІСТМ-23)

кафедри управління проєктів і кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики;

- «Інформаційні технології представлення обробки та розпізнавання зображень» для магістрів спеціальності «Інформаційні системи та технології» (ІСТМ-23) кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики;

- «Прикладна теорія графів» для магістрів спеціальності «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» (АКІТМ-24) кафедри автоматизації технологічних процесів;

- «Програмування та алгоритмічні мови» для здобувачів освітньо-кваліфікаційного рівня «бакалавр» спеціальностей 122 «Комп'ютерні науки» та 126 «Інформаційні системи та технології» кафедри інформаційних технологій і кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики;

- «ВІМ-менеджмент інформатизації» для здобувачів освітньо-кваліфікаційного рівня «бакалавр» спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» кафедри інформаційних технологій ;

- «ВІМ-менеджмент інформатизації» для здобувачів освітньо-кваліфікаційного рівня «бакалавр» спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» кафедри інформаційних технологій ;

- «Інтернет-технології та мова програмування Java» для здобувачів освітньо-кваліфікаційного рівня «бакалавр» спеціальностей 122 «Комп'ютерні науки» та 126 «Інформаційні системи та технології» кафедри інформаційних технологій і кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики.

Дисертація містить наукові положення, нові науково обґрунтовані теоретичні результати проведених досліджень, які мають істотне значення для галузі знань 12 – Інформаційні технології.

Мета роботи полягає у розробці моделі системи підтримки будівельно-технічної експертизи, робота якої базується на використанні машинного навчання.

Для досягнення цієї мети пропонується розв'язати наступні задачі:

1. На основі аналізу порядку виконання будівельно-технічної експертизи і формування висновку експерта визначити напрям вдосконалення системи підтримки будівельно-технічної експертизи;

2. На основі дослідження сучасних моделей, методів і систем підтримки процесу будівельно-технічної експертизи, що здатні вирішувати задачу нечіткої класифікації об'єктів, обґрунтувати вибір моделі штучного інтелекту для вирішення задачі оцінювання технічного стану об'єктів;

3. Адаптувати запропоновану модель штучного інтелекту до вирішення задачі оцінки технічного стану об'єкта будівельно-технічної експертизи;

4. Розробити архітектуру інформаційної системи підтримки будівельно-технічної експертизи здатну інтегруватися з джерелами різномірної інформації.

5. Сформувати понятійний апарат онтології, що включає вплив зброї на технічний стан об'єктів експертизи.

6. Реалізувати модель машинного навчання адаптовану до вирішення задачі оцінювання технічного стану об'єкту будівельно-технічної експертизи.

Методи дослідження, що використовувалися під час роботи: онтологічні методи для формального представлення об'єктів предметної області, методи системного аналізу при дослідженні предметної області, методи нечіткої логіки і формалізації для формування понятійного апарату домену будівельно-технічної експертизи онтології системи, методи навчання з учителем при адаптації моделі машинного навчання; методи абстрагування при формуванні множини вхідних ознак.

Об'єкт дослідження – процес формування висновку будівельно-технічної експертизи.

Предмет дослідження – інтелектуальні моделі, методи, системи і технологія оцінювання технічного стану об'єктів нерухомості.

Обґрунтованість та достовірність отриманих результатів. Теоретичні результати дисертаційного дослідження аспіранта підтверджено і засвідчено актами про апробації.

Практичне значення одержаних результатів полягає у тому що:

- формалізовані об'єкти онтології для спрощення взаємодії експертів з системою підтримки будівельно-технічної експертизи;
- запропоновано модель машинного навчання зокрема дерев рішень з градієнтним бустингом, яку адаптовано до розв'язання задачі оцінювання технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи;
- створено зручний і зрозумілий користувачу інтерфейс моделі машинного навчання;
- надано інструкцію щодо поетапного налаштування моделі до питань будівельно-технічної експертизи.

Основний зміст дисертаційної роботи

Дисертаційну роботу спрямовано на розробку інструменту, який забезпечить системну підтримку рішень щодо відновлення пошкоджених об'єктів нерухомості в частині оцінювання їх технічного стану в сучасних умовах проведення бойових дій і післявоєнної відбудови.

У першому розділі досліджено сучасний стан будівель, споруд, майна і об'єктів інфраструктури України і експертної діяльності в рамках проведення будівельно-технічних експертиз та експертних досліджень, спрямованих на визначення причин погіршення технічного стану об'єктів нерухомості; проаналізовано процес виконання будівельно-технічної експертизи та формування експертного висновку; проведено дослідження існуючих підходів до застосування штучного інтелекту при вирішенні задач будівельно-технічної експертизи об'єктів, що постраждали внаслідок стихійних лих; на основі аналізу нормативно-правової бази будівельно-технічної експертизи і діючої методики оцінювання технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи обґрунтовано необхідність створення і впровадження в експертну діяльність інформаційних онтологокерованих систем і технологій підтримки юридично і науково обґрунтованих висновків і рішень; виконано постановку задачі;

У другому розділі описано цілі проекту RebuildUA та можливості використання наявної на цьому інформаційному ресурсі даних при виконанні будівельно-технічної експертизи і експертної оцінки проектів реконструкції; показано нагальність створення загальнодоступної інформаційно-комунікаційної системи підтримки

процес відновлення об'єктів нерухомості для вирішення різних задач відбудови України; розглянуто моделі систем підтримки будівельно-технічних експертиз різного призначення, що базуються на використанні експертних знань, нечіткої логіки та нейро-нечітких мереж Cascade ARTMAP і Takagi-Sugeno-Kang; показано доцільність застосування моделей і методів машинного навчання, що здатні вирішувати задачу оцінки технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи; обґрунтовано вибір моделі машинного навчання дерев рішень з градієнтним бустингом як інструменту формування висновку щодо категорії технічного стану об'єкта будівельно-технічної експертизи; обґрунтовано вибір навчання з учителем; надано необхідну математичну основу навчання з учителем;

У третьому розділі обґрунтовано необхідність розвитку онтологічного підходу домену будівельно-технічної експертизи; формалізовано і структуровано основні об'єкти онтології системи; описано основні етапи створення онтології; розроблено таксономічний ряд, у якому визначено класи об'єктів, конструктивні елементи, типи пошкоджень, множини факторів впливу та джерела нормативно-правової бази; спроектовано архітектуру і концептуальну модель інформаційної системи підтримки будівельно-технічної експертизи; описано основні модулі системи і взаємозв'язок між ними; показано результатами роботи цих модулів; формалізовано можливі типи пошкоджень будівельних конструкцій та їх відображення у вигляді нечітких термів лінгвістичних оцінок; показано формалізацію експертного висновку щодо можливого впливу певного виду зброї що відтворюється лінгвістичною оцінкою вихідної змінної;

У четвертому розділі досліджено сучасні програмні пакети, що надають змогу комп'ютеризувати процес оцінювання технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи; обґрунтовано вибір програмного пакета RStudio для розробки дерев рішень з градієнтним бустингом і описано процес адаптації до вирішення задачі класифікації категорій технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи; покроково описано алгоритм навчання дерев рішень з градієнтним бустингом та показано результати роботи моделі на попередньо згенерованій вибірці навчальних даних; показано основні параметри навчання і можливості їх регулювання експертом

у вигляді навчання з учителем, яке покладено в основу розробки моделі; зазначено метрики оцінки класифікації що відображають якість навчання моделі; надано інструкцію щодо впровадження та використання системи в роботу експертів БТЕ.

Ключові слова: база знань, знання, інформаційна технологія, технічний стан, будівельно-технічна експертиза, машинне навчання, онтологія, класифікація, вибірка, причини пошкоджень

Публікації. За темою дисертації опубліковано 10 робіт. Основні результати досліджень викладені в 3 статтях у друкованих виданнях, включених до переліку фахових видань України, 4 робіт представлених як тези доповіді у міжнародних науково-технічних конференціях та 3 тези конференції з апробацією.

Особистий внесок здобувача. Основні результати та положення, які становлять суть (зміст) дисертації виконані автором самостійно. З наукових праць, опублікованих у співавторстві, у дисертації використано лише ті ідеї та положення, які є результатом особистої роботи здобувача.

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

1. ACeSYRI – International Workshop on Modern Experience for PhD students and Young Researchers, November 14-18, 2022
2. International Scientific-Practical Conference of young science "Build-Master-Class-2022". Kyiv, 30.11-02.12.2022.
3. Міжнародна науково-практична конференція "Перспективні напрямки розвитку науки, освіти, технологій та суспільства: теорія і практика", м. Полтава. 19 квітня 2023.
4. 2023 IEEE International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST), Astana, Kazakhstan, 4-6 May 2023.
5. 2023 IEEE 4th KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek), Kharkiv, Ukraine, 2-6 October 2023.
6. 2024 IEEE 4th International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST), Astana, Kazakhstan, 15-17 May 2024. 2024.

7. 4th International Workshop on Information Technologies: Theoretical and Applied Problems, ITTAP 2024, Ternopil, Ukraine, Opole, Poland, 23-25 October 2024

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

Структура та обсяг дисертації. Дисертаційна робота складається із вступу, чотирьох розділів, загальних висновків, списку використаних джерел та додатків. Загальний обсяг роботи становить 155 сторінки, у тому числі, основна частина складає 116 сторінок. Основна частина, крім тексту, включає 6 таблиць, 39 рисунків.

Подяка. Висловлюю глибоку подяку науковому керівнику – кандидату фізико-математичних наук, доценту Теренчук Світлані Анатоліївні.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПРОЦЕСУ ВИКОНАННЯ БУДІВЕЛЬНО-ТЕХНІЧНОЇ ЕКСПЕРТИЗИ

У розділі досліджено сучасний стан будівель, споруд, майна і об'єктів інфраструктури України і експертної діяльності в рамках проведення будівельно-технічних експертиз та експертних досліджень, спрямованих на визначення причин погіршення технічного стану об'єктів нерухомості; проаналізовано процес виконання будівельно-технічної експертизи та формування експертного висновку; проведено дослідження існуючих підходів до застосування штучного інтелекту при вирішенні задач будівельно-технічної експертизи об'єктів, що постраждали внаслідок стихійних лих; на основі аналізу нормативно-правової бази будівельно-технічної експертизи і діючої методики оцінювання технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи обґрунтовано необхідність створення і впровадження в експертну діяльність інформаційних онтологокерованих систем і технологій підтримки юридично і науково обґрунтованих висновків і рішень; виконано постановку задачі.

1.1. Сучасний стан будівель, споруд, майна і об'єктів інфраструктури України

Внаслідок бойових дій на території України за інформацією станом на сьогоднішній день [1] 330 тисяч пошкоджених або зруйнованих об'єктів нерухомості в той час коли на початку 2024 року фіксувалося 280 тисяч.

До основних типів об'єктів нерухомості (об'єктів) відносять [2]

1. Житлові об'єкти (квартири, будинки, вілли, котеджі, гуртожитки);
2. Комерційні об'єкти (офіси, готелі, ресторани, кафе магазини, сервісні станції, торгівельні центри);
3. Промислові об'єкти (фабрики, логістичні центри, заводи, виробничі приміщення, складські приміщення);

4. Інфраструктурні об'єкти (мости, автостради, тунелі, аеропорти, залізничні станції, портові споруди);
5. Спеціалізовані об'єкти (виставкові центри, наукові лабораторії, церкви);
6. Спортивні об'єкти (фітнес-клуби, спортивні комплекси, басейни, стадіони);
7. Культурні і освітні об'єкти (університети, школи, музеї, театри, бібліотеки, концертні зали);
8. Земельні ділянки (промислові зони, приватні ділянки, лісові угіддя, сільськогосподарські угіддя).

Серед об'єктів нерухомості, що зазнали руйнувань та пошкоджень станом на початок 2024 року [3]:

- Близько 250 тис. будівель, з них 222,6 тис. – приватних; 27 тис. – багатоквартирних (рис. 1.1. а); 0,53 тис. – гуртожитків;
- 630 адміністративних будівель, з них 580 – будівлі органів державного та місцевого управління; 50 – центр надання адміністративних послуг.
- Щонайменше 1284 заклади охорони здоров'я, з яких пошкоджених лікарень 426 та амбулаторій 358.
- Зруйновано щонайменше 380 та пошкоджено 3429 об'єктів освітньої інфраструктури (рис. 1.1. б).



а



б

Рисунок 1.1. Пошкоджені будівлі в м. Києві (а) і майно школи в м. Бахмут (б)

- 160 об'єктів соціального захисту населення.
- зазнали ушкоджень 348 релігійних об'єктів,
- 1804 об'єкти культури

- 343 об'єкти спорту.
- 19 аеропортів і цивільних аеродромів.
- 315 мости державного, місцевого або муніципального значення (рис. 1.2. а).
- 240 склади та логістичні центри.
- 110 залізничні станції.
- 322 котельні.
- 10 теплові електростанції (рис. 1.2. б).



В



Г

Рисунок 1.2. Зруйнований міст (а), пошкоджена ТЕЦ (б)

Відновлення об'єктів нерухомості та забезпечення житлом громадян України на територіях, де завершилися бойові дії, потребує проведення будівельно-технічної експертизи (БТЕ) об'єктів, які були зруйновані або пошкоджені. Водночас, процес обстеження таких об'єктів вже змінився, адаптуючись до реалій сьогодення [4].

Будівельно-технічна експертиза – дослідження об'єктів БТЕ експертом-будівельником для надання обґрунтованого висновку з визначених питань.

Об'єктами БТЕ є [5]:

- Об'єкти нерухомості;
- будівельні матеріали, конструкції та вироби, а також технічна документація на їх виробництво, лабораторні випробовування;
- будівельні машини, механізми та обладнання;
- містобудівна, дозвільна, проектно-кошторисна, звітна, виконавча та інша технічна і технологічна документація з проектування, будівництва та експлуатації об'єктів нерухомого майна, конструкцій та обладнання;

- нормативні та нормативно-технічні документи, що регламентують проведення робіт на будівництві та експлуатацію об'єктів;
- право встановлювальні документи на об'єкти нерухомості;
- матеріали технічної інвентаризації на об'єкти нерухомості;
- акти, звіти та висновки різного роду перевірок, експертиз, досліджень і оцінок;
- речові докази і матеріали справи тощо.

Таким чином відновлення об'єктів нерухомості та забезпечення житлом громадян України потребує швидкого виконання БТЕ об'єктів, що зазнали руйнувань і пошкоджень різного характеру внаслідок бойових дій, які ведуться на території країни.

1.2. Процес виконання будівельно-технічної експертизи.

Основними завданнями БТЕ є [5]:

- визначення відповідності розробленої проектно-технічної та кошторисної документації вимогам нормативно-правових актів у галузі будівництва;
- визначення відповідності виконаних будівельних робіт та побудованих об'єктів нерухомості проектно-технічній документації та вимогам нормативно-правових актів у галузі будівництва;
- визначення відповідності виконаних будівельних робіт, окремих елементів об'єктів нерухомості, конструкцій, виробів та матеріалів проектно-технічній документації та вимогам нормативно-правових актів у галузі будівництва;
- визначення, перевірка обсягів і вартості виконаних будівельних робіт та складеної первинної звітної документації з будівництва та їх відповідність проектно-кошторисній документації, вимогам нормативно-правових актів у галузі будівництва;
- визначення групи капітальності, категорії складності, ступеня вогнестійкості будівель і споруд та ступеня будівельної готовності незавершених будівництвом об'єктів;

- визначення технічного стану (ТС) будівель, споруд та інженерних мереж, причин пошкоджень та руйнувань об'єктів та їх елементів;
- визначення вартості будівельних робіт, пов'язаних з переобладнанням, усуненням наслідків залиття, пожежі, стихійного лиха, механічного впливу;
- визначення можливості та розробка варіантів розподілу (виділення частки; порядку користування) об'єктів нерухомості.

Підсумком експертизи є висновок експерта – офіційний документ встановленої структури. Згідно з Інструкцією Міністерства Юстиції України, висновок експерта обов'язково містить реквізити (назва, дата і номер, вид та категорія експертизи) і складається з трьох основних частин: вступної, дослідницької та заключної [6].

Вступна частина включає обставини призначення експертизи: дату і підставу призначення, найменування установи чи експерта, відомості про документ щодо призначення експертизи, дані про справу (номер, вид судочинства), перелік питань, поставлених перед експертом, перелік об'єктів і матеріалів, наданих на дослідження, дані про експерта. У цій частині також зазначається, що експерт попереджений про кримінальну відповідальність за завідомо неправдивий висновок, та інші необхідні процедурні відомості [6].

Дослідницька частина детально описує процес проведення експертизи і отримані результати. В цій частині експерт наводить стан об'єктів дослідження, використані методи (методики) і умови їх застосування, результати оглядів, вимірювань і розрахунків. Обов'язковим є обґрунтування отриманих результатів та висновків.

До дослідницької частини як правило включаються посилання на додатки (фотографії, схеми, таблиці, копії документів), що ілюструють виявлені дефекти чи розрахунки.

Якщо в ході експертизи якісь питання виявились за межами компетенції експерта або не можуть бути вирішені, у цій частині зазначаються причини неможливості їх вирішення.

Заключна частина містить чіткі відповіді на кожне із поставлених питань, у тій послідовності, як вони були сформульовані у вступній частині (рис. 1.3.) [8].

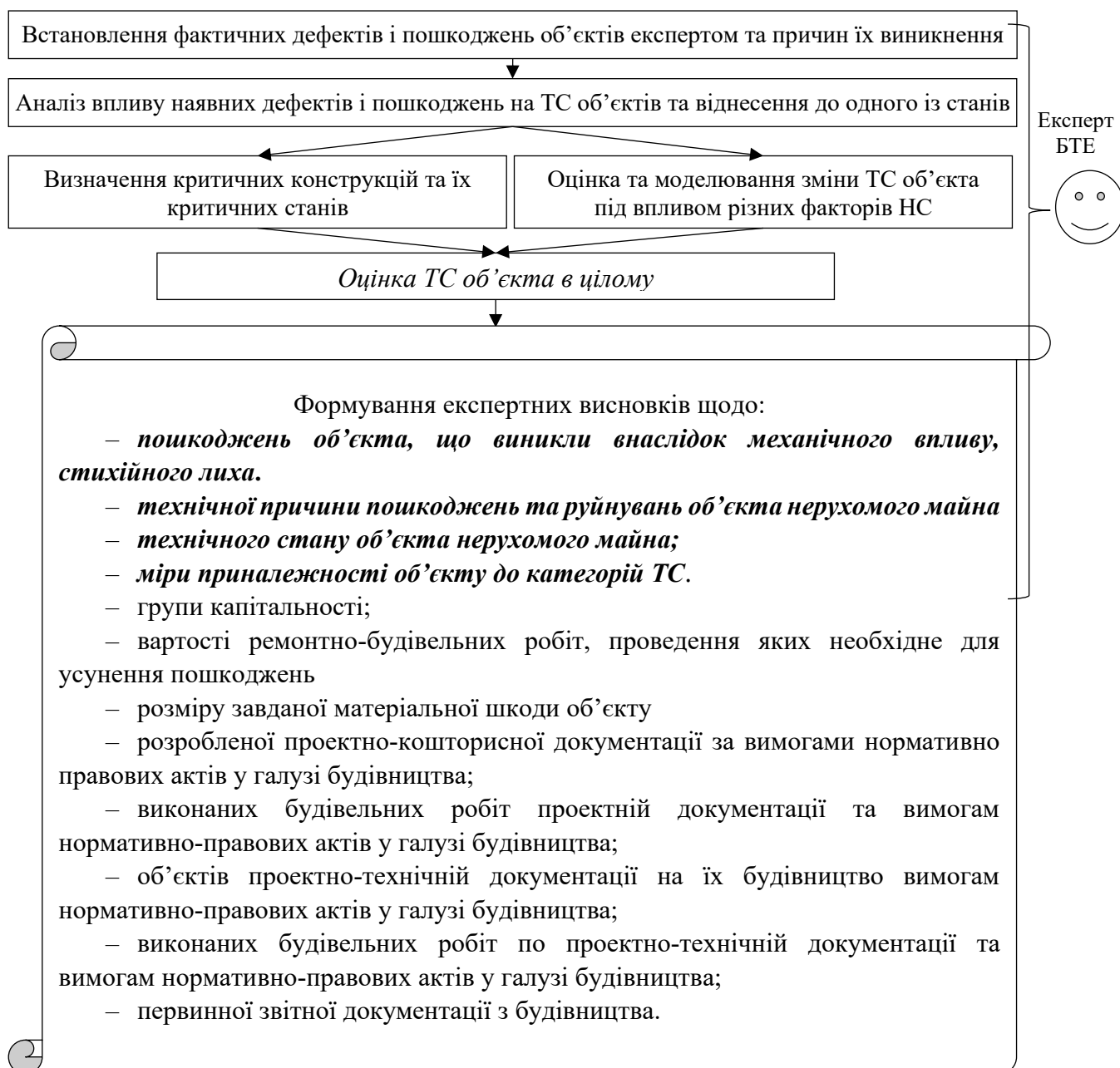


Рисунок 1.3. Схема процесу виконання БТЕ [8]

Відповіді повинні бути по суті питання, а якщо на певне питання експерт не зміг відповісти, він зазначає обґрунтовану причину. У разі потреби об'ємні висновки можуть містити посилання на деталі дослідження з попередньої частини. Після тексту висновків документ підписується експертом(ами) і засвідчується печаткою установи на кожній сторінці заключної частини. До висновку можуть додаватися додатки – які також завіряються підписом і печаткою експерта. Таким чином, структура висновку експерта регламентована і містить всю необхідну інформацію про проведене дослідження та його результати.

Проведення будівельно-технічної експертизи в Україні регламентується як процесуальними нормами, так і спеціальними технічними стандартами.

Основу правового поля складають процесуальні акти та закони, призначення і виконання експертизи визначається відповідними кодексами:

- Цивільним процесуальним кодексом України [9];
- Кримінальним процесуальним кодексом України [10];
- Господарським процесуальним кодексом України [11];
- Законом України «Про судову експертизу» [12];
- Кодексом України про адміністративні правопорушення [13]
- Законом України «Про виконавче провадження» [14]
- іншими нормативно-правовими актами з питань судової експертизи.

Зокрема, статті процесуальних кодексів регламентують порядок призначення експертизи судом та права/обов'язки експерта. Закон «Про судову експертизу» визначає правовий статус судових експертів і загальні засади експертної діяльності [12]. Також важливим є наказ Міністерства юстиції №53/5 від 08.10.1998 р., яким затверджена Інструкція про призначення та проведення судових експертиз та експертних досліджень і Науково-методичні рекомендації з цих питань. Ця Інструкція (в редакціях з актуальними змінами) детально описує процедуру проведення експертиз, структуру і оформлення висновку, права експерта на матеріали, порядок рецензування висновків [6].

Крім того, діє Порядок рецензування висновків судових експертів (наказ Мін'юсту №335/5 від 03.02.2020) [15] та Порядок атестації судових експертів (постанова КМУ) [16], що встановлюють вимоги до якості експертиз і кваліфікації експертів. Нормативно-технічні акти у будівництві: експерт, оцінюючи ТС чи відповідність будівельних робіт, повинен спиратися на чинні будівельні норми і стандарти. Висновки БТЕ базуються на вимогах нормативно-правової бази, яка регулює діяльність в галузі архітектури та будівництва.

Основними складовими є нормативно-правової бази є [16]:

- державні будівельні норми (ДБН);
- державних стандартів України (ДСТУ);

- Галузеві будівельні норми (ГБН);
- Державні стандарти (ГОСТ),
- Відомчі Будівельні Норми (ВБН),
- Відомчі Норми Технологічного Проектування (ВНТП);
- Листи та Роз'яснення (ЛР),
- Постанови (По),
- Накази та Розпорядження (НР),
- Регламенти контролю якості (РЕЯ),
- Керівні Документи (КД),
- Технічні умови (ТУ).

Державні будівельні норми (ДБН) – це обов'язкові до виконання норми, які встановлюють вимоги до проектування, будівництва та експлуатації будівель. Так, ДБН В.1.2-14:2018 «Система забезпечення надійності та конструктивної безпеки будівель і споруд» визначає категорії наслідків відмов конструкцій і загальні принципи надійності [17]. Експерт при аналізі причин руйнування обов'язково звертається до цих норм, щоб з'ясувати, чи відповідав об'єкт потрібному рівню надійності і які могли бути наслідки порушення норм. Інші важливі ДБН стосуються інженерного захисту територій від зсувів та обвалів, інженерних вишукувань для будівництва тощо – їх теж враховують, якщо предметом експертизи є відповідні явища.

Таким чином, формування експертного висновку спирається на дві складові: процедуру та форму, визначені законодавчо, і технічний зміст, визначений стандартами та науковими рекомендаціями. Експерт, проводячи дослідження, мусить діяти в рамках правового поля і водночас забезпечити наукову обґрунтованість – підтвердити свої твердження посиланнями на будівельні норми, стандартні методики випробувань, розрахунків тощо. Лише при дотриманні обох аспектів висновок матиме юридичну силу і переконливість. Це стосується і класичних підходів, і використання інформаційних систем: останні мають бути навчені і діяти теж у рамках заданих нормативами критеріїв, щоб їхні рекомендації відповідали реальним будівельним вимогам.

Висновок БТЕ як правило передбачає оцінювання технічного стану об'єкту БТЕ і саме це визначає першочерговість вирішення завдання імплементації в процес виконання БТЕ надійних систем підтримки рішення, в основу яких покладено нормативно-правову базу, що регламентує і регулює діяльність в галузі архітектури та будівництва. При чому сама нормативно-правова база галузі наразі зазнає швидких суттєвих трансформацій внаслідок масових зовнішніх антропогенних впливів, спричинених бойовими діями, що веде РФ на території України, та появою новітніх комп'ютеризованих засобів отримання, обробки і аналізу великих даних .

1.3. Оцінювання технічного стану об'єкту БТЕ в Україні

Технічний стан (ТС) – сукупність якісних і кількісних показників, що характеризують експлуатаційну придатність об'єкта або його частин, у порівнянні з їх гранично припустимими значеннями.

Зокрема, для оцінювання технічного стану будівель і конструкцій діють спеціальні стандарти. До недавнього часу основним був стандарт ДСТУ-Н Б В.1.2-18:2016 «Настанова щодо обстеження будівель і споруд для визначення та оцінки їх технічного стану» [18], який встановлював порядок технічного обстеження та класифікацію станів конструкцій. З 1 вересня 2024 року набув чинності новий стандарт ДСТУ 9273:2024 «Настанова щодо обстеження будівель і споруд для визначення та оцінювання їхнього технічного стану. Механічний опір та стійкість» [19], який прийнято на заміну ДСТУ-Н Б В.1.2-18:2016. Ці стандарти вводять єдину систему категорій ТС будівельних конструкцій та методику їх визначення.

Спеціалізовані стандарти: окремі ДСТУ регламентують оцінку стану конкретних видів конструкцій або матеріалів. Так: ДСТУ Б В.2.6-210:2016 «Оцінка технічного стану сталевих будівельних конструкцій, що експлуатуються» [20] встановлює порядок обстеження та критерії оцінки для сталевих конструкцій, які знаходяться в експлуатації. Існують також стандарти з обстеження та випробувань інших конструкцій залізобетонних, дерев'яних, кам'яних, тощо і захисту їх від корозії, хоча багато з них є рекомендаційними або перебувають у статусі настанов.

Експерт під час дослідження перевіряє відповідність об'єкта БТЕ вимогам чинних ДБН, щодо надійності та механічної безпеки, пожежної безпеки, санітарних норм [21-23] та використовує діючі ГОСТ/ДСТУ, що встановлюють технічні вимоги до матеріалів і робіт. Таким чином, висновок БТЕ обумовлено комплексом нормативних документів – процесуальних актів, що визначають форму і процедуру, та будівельних норм і стандартів, що визначають критерії оцінки стану та якості будівель.

Всі об'єкти нерухомості впродовж терміну експлуатації мають виконувати своє функціональне призначення, бути надійними і довговічними, створювати безпечні умови проживання, праці та дозвілля людей. Придатність об'єктів до нормальної експлуатації оцінюється їхнім ТС, який визначається сукупністю якісних і кількісних показників, що характеризують експлуатаційну придатність об'єкта у порівнянні з їх гранично допустимим значенням [24].

Характеристика ТС об'єкта залежить від ступеня його фізичного зносу, показник якого є визначальним при прийнятті рішення щодо подальшої експлуатації об'єкта, його технічного обслуговування, ремонту, реконструкції, реставрації, знесення. Фізичний знос зумовлюється частковою або повною втратою об'єктом початкових фізико-технічних і експлуатаційних властивостей, які передбачені проектом, внаслідок дії природно-кліматичних, технологічних і техногенних факторів та впливів життєдіяльності людини [25].

Зношування об'єкта полягає в тому, що окремі конструкції і об'єкти в цілому з часом втрачають свої початкові якості. Термін служби конструктивних елементів залежить від великої кількості факторів, що впливають на знос [25 – 27].

Оцінка ТС об'єкта за ступенем фізичного зносу визначається з [27].

Порядок виконання БТЕ, які пов'язані з негативними змінами ТС об'єкта внаслідок можливого впливу різних факторів середовища, передбачає [6, 27]:

- вивчення документів, перелік і обсяг яких визначається в [6, 27];
- виконання обстежень об'єктів, що отримали ушкодження;
- співставлення виявлених пошкоджень з актом ТС;

- у випадку відсутності акту ТС, експертом аналізуються та класифікуються виявлені пошкодження для відокремлення групи дефектів, які пов'язані з накопиченим фізичним зносом будівлі за період експлуатації;

- відокремлення групи дефектів і пошкоджень, які спричинені зовнішніми факторами впливу і носять не експлуатаційний характер.

Наразі попередній огляд та візуальне дослідження об'єктів, які були пошкоджені або зруйновані внаслідок бойових дій, здійснюється із залученням судових експертів з науково-дослідних установ судових експертиз Міністерства юстиції України та судових експертів з інших країн [28].

Робота, що проводиться судовими експертами безпосередньо на місці події, в першу чергу спрямована на:

- Фіксацію шкоди для органів досудового розслідування і подальше проведення судових експертиз для встановлення причин і наслідків заподіяння шкоди.

- Розрахунок розміру матеріального збитку.

Після завершення БТЕ проводяться обстеження будівель і споруд з метою надання висновку про ліквідацію або відновлення цих об'єктів та обґрунтування виду і вартості відновлювальних робіт [29].

Таке обстеження включає [29]:

- Ідентифікація зруйнованих та пошкоджених об'єктів.

- Визначення дефектів і пошкоджень будівельних конструкцій з визначенням їх обсягу;

- Оцифрування даних про кількість та характер руйнувань.

- Прийняття рішення про подальшу експлуатацію або ліквідацію об'єкта у зв'язку з пошкодженням, спричиненим позапроектними впливами (військові дії та викликані ними наслідки).

- Оцінка технічного стану будівельних конструкцій та об'єкта в цілому для подальшого проведення проектних робіт з реставрації, реконструкції або капітального ремонту.

Водночас відновлення працездатності більшості з цих об'єктів потребує застосування методів, які раніше не застосовувалися, оскільки їх руйнування було спричинене нетиповими для цивільного життя чинниками [30].

Реальні висновки БТЕ зазвичай є об'ємними документами, які містять текстові описи, розрахунки і додатки. Зміст кожного висновку залежить від поставлених питань (рис. 1.3.). Через конфіденційність матеріалів справи у відкритому доступі повні тексти БТЕ не публікуються, однак існують типові структури та зразки технічних звітів, які публікують експертні установи або заклади освіти.

Як правило, такий документ починається з титульного аркуша і змісту, далі йде вступ (вихідні дані, завдання), основна частина з описом огляду та аналізу, і завершується висновками та рекомендаціями.

Типовий технічний звіт з обстеження будівлі включає:

- 1) титульний лист;
- 2) зміст;
- 3) вступ;
- 4) основну частину, яка містить опис результатів обстеження, виявлених дефектів, проведених вимірювань і аналізу;
- 5) висновки, у яких відображено виведення ТС, відповіді на питання;
- 6) рекомендації щодо ремонту чи подальших дій;
- 7) список використаних нормативних документів.

У якості прикладу можна навести випадок, коли експертиза проводилась для визначення причин аварійного стану будівлі: у висновку експерт описав фактичні пошкодження, здійснив розрахунки несучої здатності для порівняння з нормами, встановив, що причиною є порушення технології будівництва, і в заключній частині відповів, що будівля перебуває в аварійному стані та експлуатація повинна бути зупинена до укріплення фундаменту. Зазначена структура є обов'язковою для дотримання, що забезпечує повноту та логічність експертного висновку: від введення в ситуацію до аргументованих відповідей. Будь-які відхилення можуть поставити під сумнів легітимність висновку. Тому експерт ретельно слідує визначеному формату, що фактично стандартизує його роботу.

Хоча повний текст висновку не публікується, його структура відповідатиме описаній: вступ, дослідження, і підсумкова відповідь: будівля аварійна, причинний фактор – просідання ґрунтів і помилки при будівництві, рекомендовано виконати підсилення. Подібні приклади узагальнюються у методичних посібниках для експертів. Зокрема, в навчальних матеріалах для експертів наводяться фрагменти реальних висновків, що ілюструють формулювання відповідей на різні типові питання щодо визначення ТС об'єкту чи розрахунок матеріальної шкоди від певних впливів.

Навантаження та впливи на різні конструкції будівель і споруд регулюються ДБН В.1.2-2:2006 [31]. Це основоположний документ з розрахункових навантажень на конструкції будівель і споруд. Поширюється на проектування несучих конструкцій та основ будівель/споруд і встановлює правила визначення всіх видів навантажень, зокрема експлуатаційних, вітрових, снігових, температурних, сейсмічних, від технологічного обладнання, транспорту, ґрунту тощо, а також їх комбінацій.

1.4. Закордонний досвід виконання БТЕ

Практика проведення БТЕ в інших країнах може відрізнятися за формою, але має спільну мету – незалежна технічна оцінка будівель і споруд. У багатьох країнах не існує прямого аналога терміну “будівельно-технічна експертиза”, натомість є forensic engineering або будівельний аудит.

У США та Західній Європі оцінку стану будівель проводять сертифіковані інженери або інспектори будівельного нагляду. Вони складають детальні технічні звіти Structural Survey Report, Engineering Assessment, які за потреби можуть бути представлені в суді як експертний висновок [32]. Стандарти оформлення таких звітів встановлюються професійними асоціаціями: американський стандарт оцінки стану нерухомості ASTM E2018 [33], рекомендації Королівського інституту сертифікованих оцінювачів RICS у Британії [34].

Процес оцінювання ТС в цілому схожий: фахівець оглядає конструкції, аналізує документацію, проводить необхідні розрахунки і видає письмовий висновок з

висновками та рекомендаціями. Відмінність процесу оцінювання ТС полягає у тому, що такий документ зазвичай не регламентується процесуальним законом, а оформлюється за домовленістю сторін чи за вимогами страхової компанії або суду.

Хоча автоматизація та цифрові технології все ширше застосовуються для обстеження конструкцій, остаточне рішення все одно приймає експерт. При цьому сучасні інструменти значно спрощують збір і аналіз даних. Так, набули розвитку системи моніторингу стану будівель і мостів: у конструкції вбудовують датчики, які цілодобово збирають показники. Спеціалізоване програмне забезпечення на основі штучного інтелекту (ШІ) обробляє ці великі масиви даних і може виявляти ознаки проблем до їх видимої появи, тим самим попереджаючи про можливість аварійного стану. Так, аналіз коливань і просідань фундаменту в режимі реального часу дозволяє прогнозувати можливе руйнування і завчасно планувати ремонт – превентивний підхід, що суттєво підвищує безпеку і економічність експлуатації об'єктів.

Також широко використовується комп'ютерні експерименти з цифровими двійниками. У програмних комплексах типу SAP2000, ANSYS [35, 36] створюються розрахункові моделі будівлі, і шляхом інформаційного моделювання навантажень і дефектів перевіряють граничні стани конструкцій, що допомагає експертові краще обґрунтувати висновки про міцність чи аварійність споруди та підвищує надійність прогнозування.

Найбільш впливовими на процес оцінювання ТС досягненнями сьогодення є обстеження будівель і споруд за допомогою безпілотних літальних апаратів (БпЛА), оснащених високоякісними камерами та ШІ для автоматизації оглядів і обробки даних. Отримані фото- та відеоматеріали обробляються алгоритмами комп'ютерного зору, які автоматично розпізнають тріщини, деформації, корозію та інші дефекти на поверхні конструкцій. БпЛА можуть облетіти висотну будівлю чи міст і за лічені години зібрати детальні зображення, тоді як ШІ-алгоритми аналізують їх та виявляють проблемні зони з точністю, вищою за людське око. Такий підхід не лише пришвидшує процес БТЕ, а й зменшує ризики для людей, бо виключає необхідність їх перебування у небезпечні зони для огляду.

Наразі вже комерціалізовані:

- платформа STRUCINSPECT, що використовує ШІ для аналізу знімків мостів, автоматично генеруючи цифрові звіти про пошкодження [37].
- робот з комп'ютерним зором, що самостійно пересувається бетонною поверхнею виявляючи тріщини і за допомогою нейромережі вимірює їх лазерним сенсором (рис. 1.4.) [38].

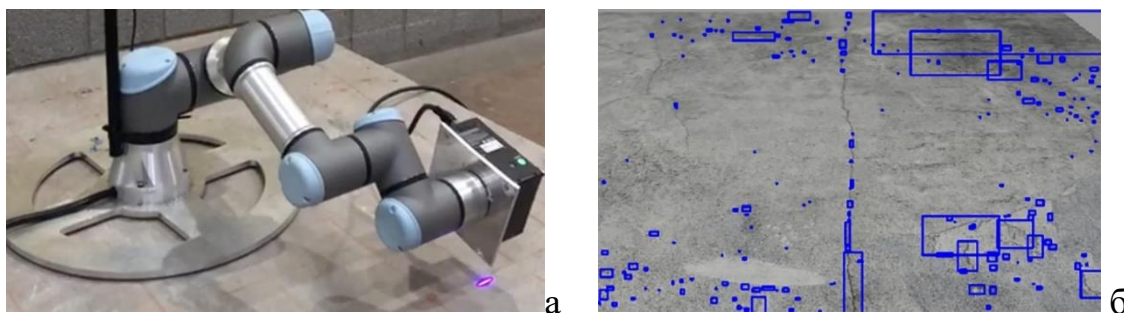


Рисунок 1.4. Робот для виявлення тріщин [38]

В Україні теж ведуться розробки з комп'ютеризації процесів відновлення об'єктів нерухомості та підтримки виконання БТЕ різного призначення. Зокрема, у зв'язку з масовими руйнуваннями і пошкодженнями будівель, споруд та об'єктів інфраструктури різного призначення, під час воєнних дій з'явилась велика кількість статистичних даних яку можна використовувати для навчання моделей ШІ. З іншого боку будівельна галузь відноситься до галузі з високим ступенем відповідальності за рішення які приймають експерти БТЕ. Саме тому першочерговим є розвиток систем підтримки прийняття рішень, що базуються на зрозумілій експерту логіці і ця умова окреслює низку вимог як до моделей ШІ, які інтегруються в процес виконання БТЕ, так і до методів їх навчання.

1.4. Застосування штучного інтелекту до вирішення задач БТЕ

Оцінювання пошкоджень будівель після катастроф чи воєнних дій – критично важливе завдання для планування рятувальних робіт та відбудови. Традиційно цим займаються експерти, які оглядають будівлі на місці, але це ресурсномісткий і повільний процес [39]. Тому все більше уваги приділяється використанню даних

дистанційного зондування і алгоритмів машинного навчання для виявлення і класифікації пошкоджень [40, 41], що допомагають сформулювати експертні висновки про стан пошкоджених споруд швидше і не менш надійно.

Роботи [41, 42] демонструють здатність методів ШІ суттєво прискорити і автоматизувати оцінку пошкоджень будівель. В [43] показано, що глибоке навчання нині є провідним підходом для аналізу зображень і виявлення руйнувань, виявлено, що найпоширенішими моделями класифікації пошкоджень за супутниковими знімками є згорткові нейронні мережі (CNN). Також застосовуються багатошарові перцептрони [44], рекурентні мережі [45], генеративно-змагальні мережі [46], але CNN домінують завдяки високій точності у задачах розпізнавання зображень.

На рис. 1.5. показано фрагмент території до (ліворуч) і після (по центру) катастрофи та карту пошкоджень (праворуч) з розфарбованими контурами будівель.



Рисунок 1.5. Карта пошкоджень до і після катастрофи [47]

Блакитний колір відповідає непошкодженим будівлям, а червоний – повністю зруйнованим. Ця маска пошкоджень генерується нейромережею, яка навчена за прикладами з великих наборів даних (xBD/xView2). Алгоритм автоматично знаходить та визначає ступінь їх руйнування будівель.

Використання нейромереж в оцінці пошкоджень дає змогу опрацювати значні території за лічені години, що неможливо силами лише експертів БТЕ [48]. Дані для навчання таких алгоритмів беруть з різних джерел: оптичних супутникових знімків, радарних знімків (SAR), даних дронів, а також наземних фото або відео.

SAR-дані (інтерферометрія Sentinel-1) використовувалися для класифікації ступеню руйнувань будівель після землетрусів [39]. Поєднання візуальних даних з іншою інформацією з карт сейсмічної інтенсивності та характеристиками будівель до події значно покращує точність прогнозу стану споруди.

Використання алгоритмів машинного навчання (ML) потребує багато розмічених прикладів для навчання. Для цього створено такі відкриті набори даних, як набір xBD, що містить понад 850 тисяч будівель з 19 різних стихійних лих (повені, урагани, пожежі, землетруси, цунамі, вулкани) з розміткою рівня пошкодження кожної будівлі. Наявність таких даних дозволила провести змагання (Challenge xView2) і суттєво просунути вперед точність моделей, здатних розрізняти градації руйнувань – від неущоженного стану до повного знищення [49].

Одним із підходів є використання радара SAR: порівняння інтерферометричних зображень до і після дозволяє побудувати карти змін, що вказують області з сильними змінами на поверхні. В дослідженні [39] запропоновано фреймворк напівавтоматичного оцінювання руйнувань від землетрусів, який поєднує такі карти змін з даними про будівлі і моделями машинного навчання. Модель-ансамбль класифікувала кожну будівлю за ступенем пошкодження; було протестовано 4 кейси землетрусів і досягнуто успіху в тому, що при бінарній класифікації (пошкоджена/ціла) автоматично виявляли понад половину зруйнованих будівель. Інші роботи використовують оптичні знімки. Так в [43] показано, що більшість публікацій спрямована на виявлення зруйнованих будівель за допомогою CNN на супутникових фото, оскільки це найпряміший спосіб оцінити вплив землетрусу.

Сучасні методи оцінки все частіше враховують різномірні дані. Мультимодальна модель MMST для наслідків урагану Ян у 2022 році [50] використовує поєднання аналізу вуличних фотографій з табличними даними про кожну будівлю (вік, вартість, відстань до шляху урагану, тощо). Врахування додаткових факторів таких як, швидкість вітру чи зона евакуації дає змогу моделі робити більш обґрунтовані висновки про вірогідний рівень руйнувань.

Інші дослідження пропонують двоетапні моделі для ураганів – спочатку сегментація будівель, потім класифікація ступеня пошкодження двома окремими

нейромережами [51]. Так, автори [52] розробили підхід з двома згортковими мережами для знімків після ураганів: перша виділяє контури будівель, друга визначає, чи кожна будівля неушкоджена, з незначними чи значними ушкодженнями, чи зруйнована повністю. Для ураганів широко застосовується відкритий набір даних xBD (від DIU XView2 Challenge), який включає реальні випадки ураганів Харві, Майкл, Флоренс та ін. Цей набір став основою для навчання багатьох моделей [53].

Повені спричиняють специфічні руйнування – від підмокання і просідання конструкцій до повного знесення будівель течією. Автоматична оцінка затоплень часто виконується за допомогою радарних супутників так як мікрохвилі “бачать” крізь хмари і вночі та оптичних знімків для визначення площі затоплення. Щодо оцінки технічного стану будівель після повеней, то проблемою є саме те, що з космосу важко побачити внутрішні пошкодження від води. Тим не менш, алгоритми глибокого навчання включають сценарії повеней у свої загальні моделі. Згаданий набір xBD містить тисячі прикладів підтоплених будівель на прикладі повені в Непалі у 2017 році з класифікацією ступеня пошкодження.

У роботі [54] модель навчали на змішаних даних різних катастроф, включно з повенями, і перевіряли здатність алгоритму узагальнювати на нові події. Результати показали, що якщо модель тренувати лише на певних типах лиха, то її точність різко падає на інших типах. Отже, універсальні моделі повинні охоплювати різноманітні сценарії, або ж необхідне додаткове навчання чи адаптація під конкретну подію.

В [55] представлено загорткову нейромережу, що призначена для аналізу пошкоджень БіС після землетрусів за наборами даних зображень аерофотознімків і БПЛА. Цей підхід є актуальним для аналізу візуальних даних і швидкого виявлення руйнувань, однак орієнтується тільки на зображення і не враховує повної інтеграції з іншими типами даних.

Велику кількість досліджень спрямовано на застосування машинного навчання до вирішення задачі класифікації пошкоджень будівель після стихійних лих, а саме у [56] розглянуто доцільність використання дискримінантного аналізу, k-nearest neighbors, дерев рішень і випадкових лісів для прогнозування швидкості розвитку руйнувань і оцінки рівню безпеки перебування людей в будівлях після землетрусів.

У [57] показано алгоритми ML, що використовуються для отримання карт пошкоджень будівель і споруд після землетрусів, дані про які збирано з використанням БПЛА. В [58] показано можливість використання мультиагентних систем для вирішення складних проблем управління будівництвом, зокрема в плануванні, координації, оптимізації ресурсів в ході будівництва.

У [59] проведено систематичний аналіз мультиагентних рішень і різних підходів до координації і спільного навчання агентів у будівельній інженерії і менеджменті. Проте такі рішення здебільшого фокусуються на вирішенні задач ресурсного менеджменту і планування, не охоплюючи задачу формування висновків щодо категорії ТС об'єкта БТЕ.

Аналіз руйнувань у зонах проведення бойових дій (після бомбардувань і обстрілів) багато в чому подібний до оцінки стихійних лих, але має свої складнощі:

- по-перше, даних про воєнні руйнування набагато менше в відкритому доступі, ніж про природні катастрофи [60].
- по-друге, зони бойових дій можуть довго залишатися небезпечними для наземних інспекцій, тоді дистанційні методи – чи не єдиний спосіб оцінити збитки.

В [48] запропоновано автоматизований метод підрахунку зруйнованих будівель за супутниковими знімками для Сирійської війни. Використовуючи глибоке навчання та аугментацію даних, автори реконструювали динаміку руйнувань у містах Сирії, показавши, як з часом зростала кількість знищених будівель. Цей підхід продемонстрував, що нейромережі можуть з високою точністю і детальністю відстежувати наслідки бойових дій, перевершуючи за масштабом і швидкістю традиційні методи збору даних.

Зі спалахом війни в Україні тема автоматичного картування руйнувань набула актуальності. У 2024 році було представлено перше дослідження, присвячене оцінці пошкоджень у міських боях на прикладі Маріуполя. В [60] зібрано датасет субметрових знімків Маріуполя до і після бойових дій та протестовано низку сучасних моделей CNN, які раніше розроблялись для природних лих, на їхню здатність розпізнавати воєнні руйнування. Виявилося, що моделі можна частково переучити: деякі нейронні мережі успішно виділяли сильно зруйновані будівлі, хоча

були й обмеження. Інші проекти, зокрема за участі ООН, також використовували супутникові дані для оцінки збитків в українських містах.

Повної автоматизації наразі досягти важко, оскільки в бойових умовах моделі можуть давати хибні спрацьовування через сміття, пожежі, камуфляж. Тому часто результати алгоритмів поєднують з перевіркою експертів: неймережа швидко позначає ймовірно зруйновані будівлі на великій площі, а фахівці потім уточнюють деталі на місцях.

Для практичного використання наукових методів створюються спеціальні програмні інструменти. Значна частина з них є відкритими, що дозволяє адаптувати рішення під різні потреби. В рамках ініціативи Microsoft AI for Good був розроблений “Building Damage Assessment Toolkit” – набір утиліт, який дає змогу від початку до кінця реалізувати оцінку пошкоджень за супутниковими даними [61]. Цей додаток містить модулі для розмітки знімків (інтерфейс, де можна позначати руйнування на зображеннях), засоби для донавчання глибоких моделей на цих позначках, а також веб-візуалізатор для перегляду результатів на карті. Код і інструкції до цього набору інструментів викладено у відкритому доступі на GitHub, що дозволило його застосувати для землетрусів у Туреччині і лісових пожеж на Мауї у 2023 році [62].

Дослідники з Microsoft також створили онлайн-візуалізатор: це веб-мапа, де можна накладати повзунком зображення “до” і “після” події та бачити виділені алгоритмом зруйновані будівлі. Такий інструмент побудовано на відкритих технологіях. При цьому використано бібліотеки GDAL для роботи з геоінформаційними даними, Leaflet для інтерактивних карт і Docker для розгортання серверної частини.

Рішення розраховане на те, щоб будь-який користувач без глибоких знань GIS зміг переглянути результати моделі і співставити зі знімками “очно”, при потребі вимкнути шари автоматичної класифікації. Окрім корпорацій, спільнота дослідників також пропонує інструменти. Після конкурсу xView2 доступні вихідні коди переможців, які можна інтегрувати у власні проекти. Існують плагіни до GIS-систем такі як QGIS [63] і ArcGIS [64] для нанесення результатів класифікації пошкоджень на карти.

Для збору даних про пошкодження розробляються мобільні додатки. Одне з таких рішень описано у [65] система швидкої оцінки пошкоджень з використанням смартфона, що поєднує фотографування руйнувань на місці з автоматичним визначенням ступеня пошкодження на основі раніше навчених шаблонів відправляючи дані на сервер для аналізу. Такий підхід дозволяє волонтерам на місцях збирати дані, а алгоритмам, що описані в [65], видавати попередні висновки, що потім перевіряються експертами.

Таким чином велика кількість пошкоджених об'єктів нерухомості спричинила стрімкий розвиток різноманітних технологій і засобів набуття, обробки та інтелектуального аналізу даних, який разом з досягненнями в сфері розробки високонавантажених інформаційно-комунікаційних систем уможливорює створення єдиної інформаційно-комунікаційної системи підтримки процесу відновлення будівель, споруд і об'єктів інфраструктури для вирішення комплексу задач галузі архітектури і будівництва.

Однією з першочергових задач наразі є розробка надійних онтологокерованих системи підтримки процесу БТЕ

1.5. Постановка задачі

Основним завданням дисертаційного дослідження є розробка і вдосконалення інформаційних інтелектуальних систем підтримки процесу оцінки ТС об'єктів БТЕ, яка надасть змогу експертам ефективніше та легше проводити діагностування.

Вирішення цього завдання передбачає:

1. Проаналізувати процеси виконання будівельно-технічної експертизи і формування висновку експерта, і використання штучного інтелекту в задачах будівельно-технічної експертизи;
2. Провести аналіз сучасних інтелектуальних моделей і методів, що здатні вирішувати задачу нечіткої класифікації, і обґрунтувати вибір моделі штучного інтелекту для вирішення задачі підтримки процесу будівельно-технічної експертизи;

3. Систематизувати і формалізувати процес виконання будівельно-технічної експертизи та можливі фактори впливу на об'єкт експертизи.

4. Адаптувати модель штучного інтелекту до вирішення задачі оцінки впливу неексплуатаційних факторів середовища на стан об'єкта будівельно-технічної експертизи;

5. Запропонувати інтелектуальну модель системи підтримки формування висновку будівельно-технічної експертизи.

Висновки до розділу 1

1. На основі комплексного дослідження проблеми проведення оцінки технічного стану об'єктів нерухомості експертами будівельно-технічної експертизи з'ясовано, що для вирішення проблеми зростання пошкоджених або зруйнованих будівель в умовах бойових дій доцільно зосередитись на розробці інформаційної системи підтримки, яка дасть змогу спростити і прискорити роботу експертів з формування висновків від суто ручного експертного оцінювання за формальними вимогами до більш формалізованого і автоматизованого підходу з залученням штучного інтелекту.

2. Аналіз процесу виконання будівельно-технічної експертизи в Україні та за кордоном показав, що використання підходів та застосунків що базуються на різних моделях і методах штучного інтелекту для вирішення спеціальних задач будівельно-технічної експертизи, зокрема класифікація пошкоджень будівель після стихійних лих і аналіз зображень отриманих з супутників.

3. Перспективним напрямком розв'язання поставленої задачі є розробка онтології, що дозволяє інтегрувати знання, які походять з різних джерел – експертних висновків, нормативних документів, даних обстежень у єдину формальну структуру.

Основні наукові результати по даному розділу опубліковані у працях [8, 72].

РОЗДІЛ 2. МОДЕЛІ І МЕТОДИ ФОРМУВАННЯ ЕКСПЕРТНОГО ВИСНОВКУ БУДІВЕЛЬНО-ТЕХНІЧНОЇ ЕКСПЕРТИЗИ

У розділі описано цілі проекту RebuildUA та можливості використання наявної на цьому інформаційному ресурсі даних при виконанні будівельно-технічної експертизи і експертної оцінки проектів реконструкції; показано нагальність створення загальнодоступної інформаційно-комунікаційної системи підтримки процесу відновлення об'єктів нерухомості для вирішення різних задач відбудови України; розглянуто моделі систем підтримки будівельно-технічних експертиз різного призначення, що базуються на використанні експертних знань, нечіткої логіки та нейро-нечітких мереж Cascade ARTMAP і Takagi-Sugeno-Kang; показано доцільність застосування моделей і методів машинного навчання, що здатні вирішувати задачу оцінки технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи; обґрунтовано вибір моделі машинного навчання дерев рішень з градієнтним бустингом як інструменту формування висновку щодо категорії технічного стану об'єкта будівельно-технічної експертизи; обґрунтовано вибір навчання з учителем; надано необхідну математичну основу навчання з учителем.

2.1. Інформаційні ресурси системи підтримки процесу відновлення об'єктів нерухомості України

Наразі в Україні існують такі інформаційні ресурси, як портал Дія [66], портал Єдиної державної електронної системи у сфері будівництва [67], RebuildUA [68], у яких містяться інформація стосовно пошкоджених чи зруйнованих об'єктах (рис. 2.1.). Проте на порталах Дія і ЄДЕССБ інформація надається лише особам з певним рівнем доступу: для органів державного архітектурно-будівельного контролю, місцевих органів містобудування та архітектури. Єдиним загальнодоступним порталом є RebuildUA, де вся інформація надається у вигляді таблиць і звітів.

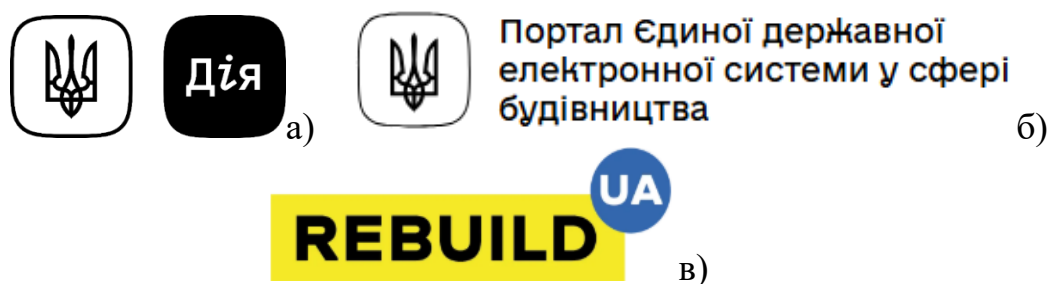


Рисунок 2.1. Інформаційні ресурси системи підтримки процесу відновлення об'єктів нерухомості України [66 – 68]

Проект RebuildUA розроблявся для аналізу, візуалізації та передачі інформації щодо кількості та характеру руйнувань будівель, майна та інфраструктури у 2022 році Міністерством внутрішніх справ України спільно з експертами Google.

Цілями цього проекту було і лишається [68]:

- Проінформувати світ про реальну ситуацію та наслідки збройної агресії російської федерації в Україні;
- Оцифрувати руйнування та пошкодження для побудови покрокового плану відновлення;
- Надати громадам аналітику і допомогти отримати кошти на реконструкцію;
- Здійснювати інформаційну підтримку учасників процесу визначення розміру збитків для отримання відшкодування та залучення фінансування.

Наразі RebuildUA містить велику кількість фотографій та аналітичних звітів з інформацією про кількість, характер, класифікацію руйнувань та інші деталі, що необхідні для подальшої оцінки матеріальних збитків і можуть в процесі виконання БТЕ. При цьому ресурс використовує інформацію з офіційних джерел і перевірених каналів соціальних мереж.

Для аналізу геопросторових даних на порталі створено шар зберігання фото записів, на основі якого будуються карти рівнів пошкоджень та карти типізації пошкоджених/зруйнованих об'єктів (Рис. 2.2. а, б).

Інформація, що міститься на RebuildUA, може бути використана при виконанні БТЕ і експертної оцінки проектів відновлювальних робіт, що значно прискорює та спрощує роботу експертів у процесі:

- Визначення причин і наслідків руйнування.

- Оцінювання ТС об'єктів.
- Вибору проектно-технологічних рішень і рекомендацій щодо відновлення експлуатаційної придатності будівель і споруд, пошкоджених внаслідок бойових дій.
- Композиційне проектування складних систем, що відбудовуються на зруйнованих територіях.
- Розрахунку розміру матеріальних збитків, завданих бойовими діями.

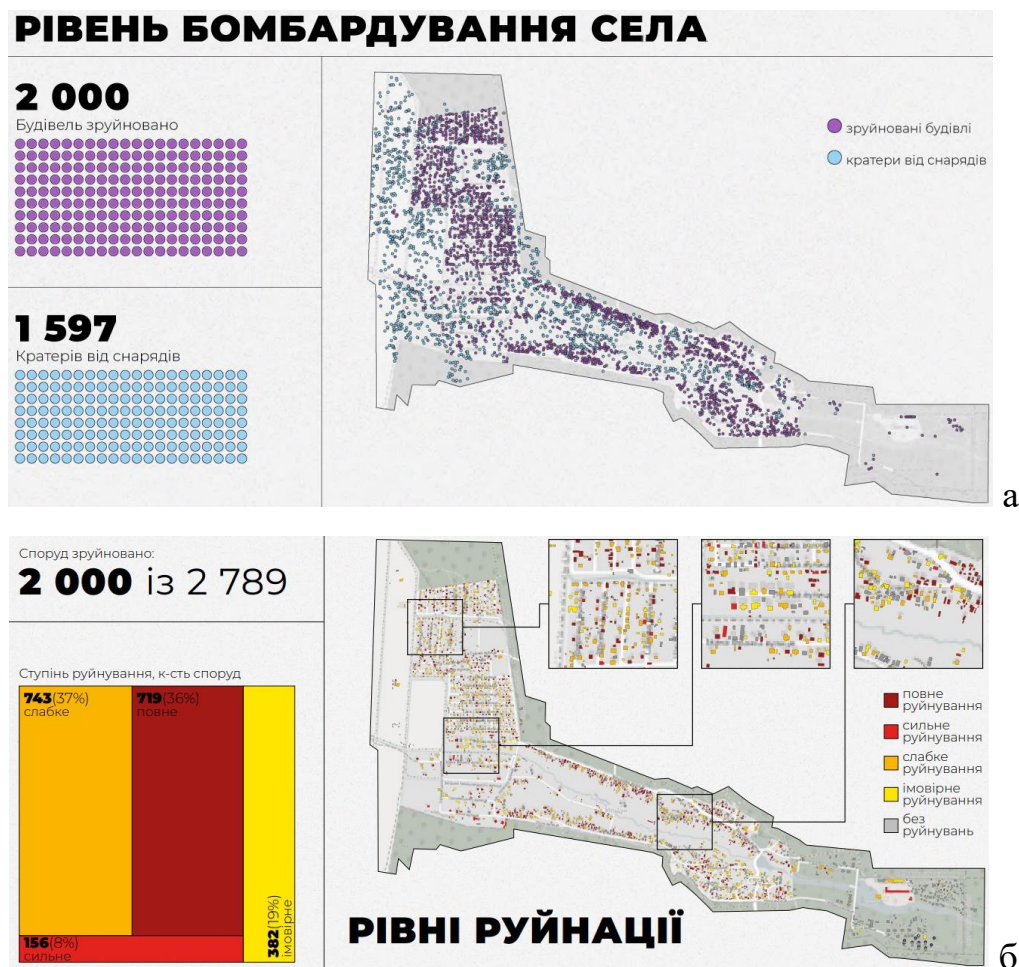


Рисунок 2.2. Карти рівнів бомбардувань (а), рівнів руйнацій (б) с. Мощун [66]

Для інформаційної підтримки експертів в процесі вирішення вищезазначених задач розробляються і використовуються різні системи і програмні комплекси.

А саме: для підтримки процесу визначення причин руйнувань і оцінки ТС будівель запропоновано моделі експертної системи підтримки судових БТЕ [69] і інтелектуальна система підтримки процесу оцінки технічного стану об'єктів будівництва [70].

Окрім того, в [71] запропоновано модель інформаційно-комунікаційної онтологокерованої системи підтримки процесу відновлення будівель, споруд і об'єктів інфраструктури (рис. 2.3.).

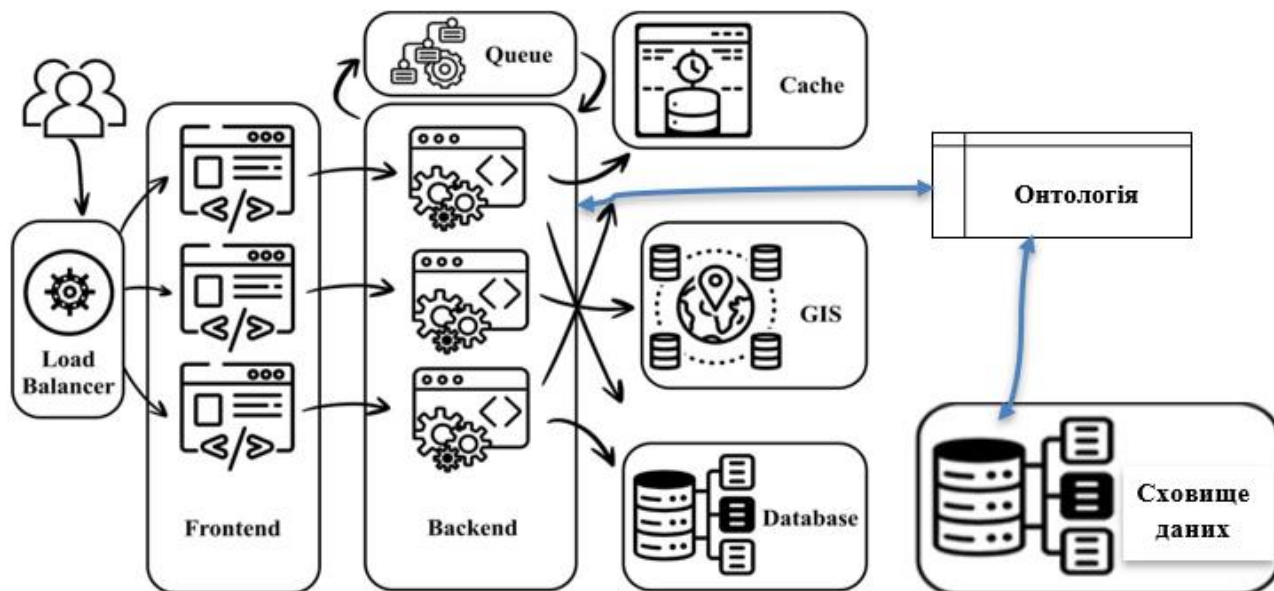


Рисунок 2.3. Модель інформаційно-комунікаційної системи підтримки процесу відновлення будівель, споруд і об'єктів інфраструктури [71]

У [71] показано можливість системи одночасно спілкуватися з багатьма користувачами та сервісами, а саме з (рис. 2.4.):

- Будівельними фірмами (БФ).
- Органами державної влади (ОП).
- Органами досудового розслідування (ОРД).
- Органами соціального захисту населення (ОПЗН).
- Центрами надання адміністративних послуг (ЦНАП).
- Спеціалізованими фондами відновлення України (СФВУ).

Таким чином, необхідність створення подібної системи зумовлена великою кількістю пошкоджених будівель, споруд і об'єктів інфраструктури (об'єктів).

Після успішного закінчення збройного конфлікту, однією з першочергових задач українського народу є своєчасне та якісне відновлення великої кількості пошкоджених об'єктів.

Оцінювання технічного стану будівель, що зазнали пошкоджень різного рівня, потребує створення загальнодоступної, високонавантаженої розподіленої інформаційно-комунікаційної системи, яка буде інтегрована в процес БТЕ, щоб допомогти знайти найбільш ефективні та швидкі рішення в процесі відбудови країни.

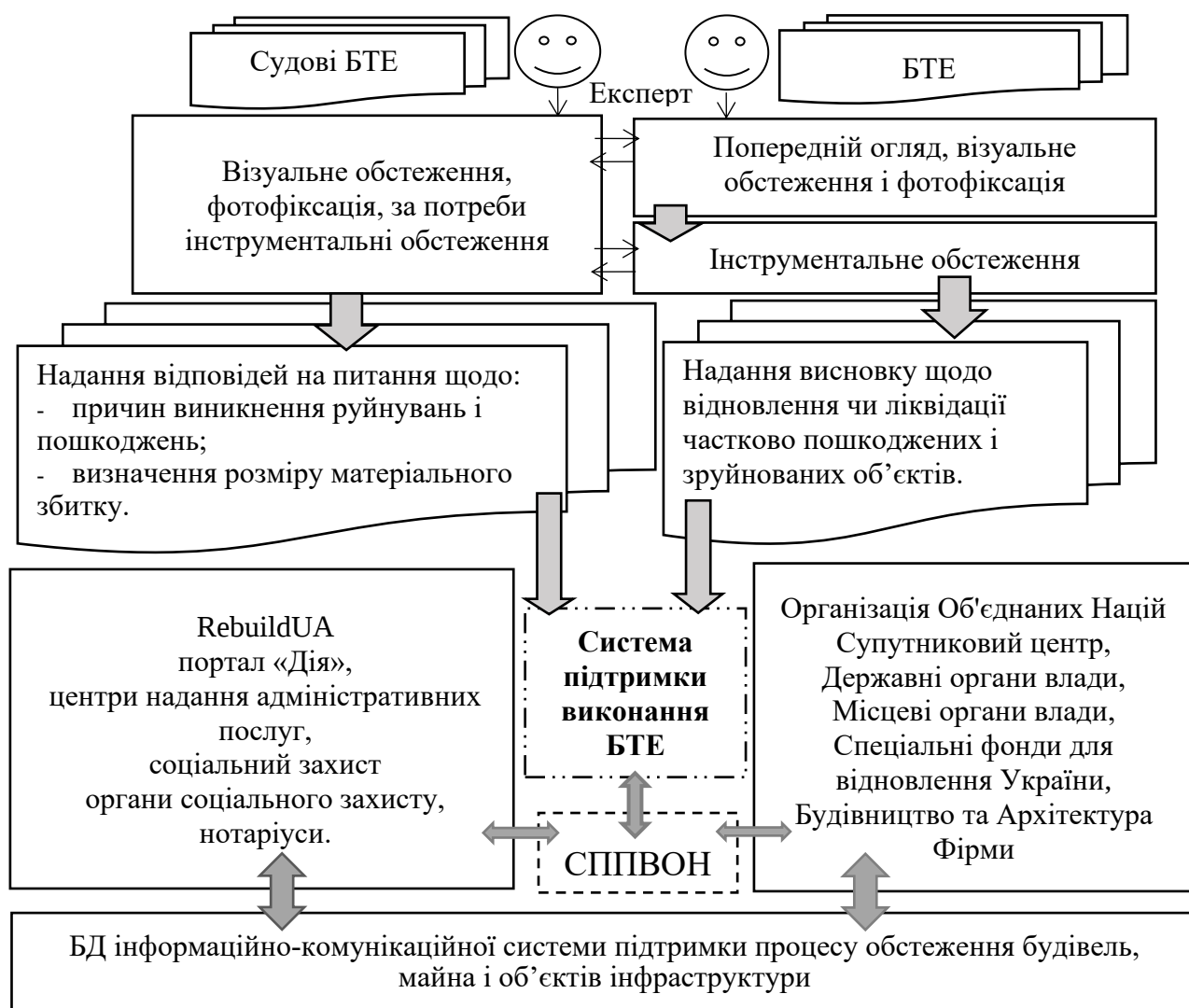


Рисунок 2.4. Схема комунікації користувачів з СППВОН [71]

Розробка і впровадження в процес відновлення пошкоджених об'єктів нерухомості системи підтримки виконання БТЕ передбачає комп'ютеризацію вищезазначених процесів визначення причин і наслідків руйнування і оцінювання ТС об'єктів та потребує створення онтології системи підтримки експертних рішень, які приймаються різними учасниками процесу відновлення будівель, майна та інфраструктури, пошкоджених/зруйнованих внаслідок військових дій.

2.2. Модель експертної системи підтримки судових БТЕ на основі Cascade ARTMAP

У роботі [72] описано схему автоматизації процесу підтримки судових БТЕ і запропоновано модель спеціалізованої інтелектуальної системи підтримки судових БТЕ, що інтегрує методи штучного інтелекту для автоматизації аналізу причин пошкоджень будівель (рис. 2.5.).

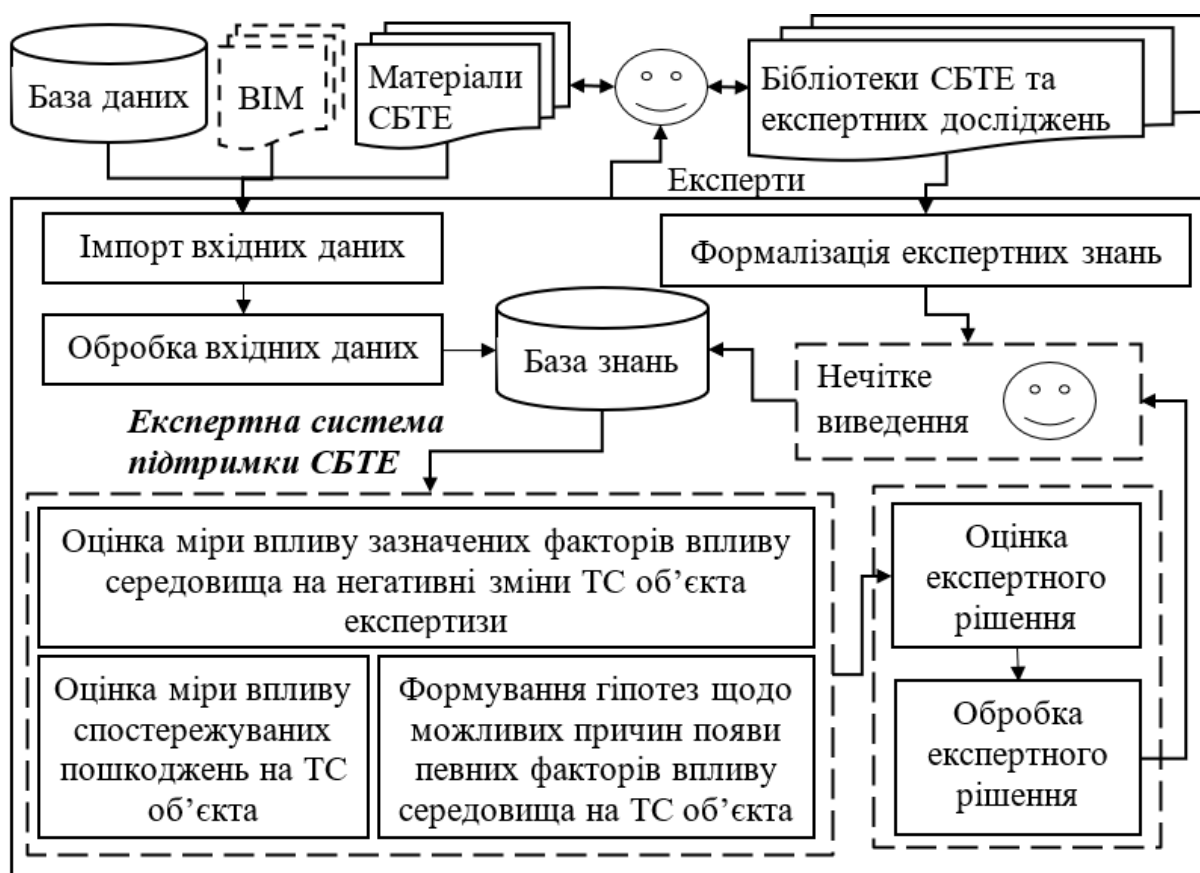


Рисунок 2.5. Схема автоматизації процесу підтримки СБТЕ [69]

Центральною ідеєю є поєднання нечіткої логіки та штучної нейронної мережі у єдиному комплексі, такому як нейро-нечітка система виведення. Нечітка логіка дозволяє формалізувати експертні міркування у вигляді набору правил типу "якщо-то", які можуть оперувати нечіткими (лінгвістичними) поняттями, наближаючись до стилю мислення людини. Це інструмент для пояснення отриманих комп'ютером висновків, адже кожне правило можна інтерпретувати у змістовний спосіб. Натомість

штучна нейронна мережа здатна автоматично навчатися на прецедентах, відомих випадках експертиз і виявляти складні нелінійні залежності між факторами і наслідками, які важко виписати вручну.

У пропонованій системі використовується нейронечітка модель типу Cascade ARTMAP (рис. 2.6.), яка відтворює асоціативне мислення експерта в процесі виконання операційної діяльності, оскільки спеціально розроблена для поєднання нейронних обчислень із символічними знаннями у вигляді правил. Так як така модель являється об'єднанням декількох моделей для вирішення задач це дозволяє адаптувати архітектуру ШНМ під різні задачі [73 – 76].

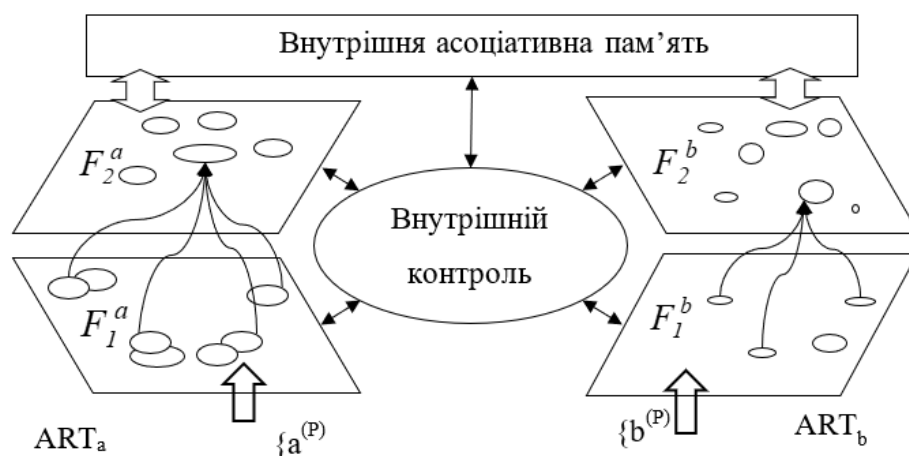


Рисунок 2.6. Формування асоціативних пар нейронечіктою мережею ARTMAP [72]

Згідно [76 – 78] виявлено такі властивості нейромереж ARTMAP:

- здатність формування асоціативних пар (рис. 2.6.);
- еволюційна пластичність (корекція знань впродовж навчання);
- еволюційна стабільність (здатність зберігати знання).

Такі властивості ШНМ дають їм значну перевагу при вирішенні задач класифікації в динамічних умовах підтримки процесу прийняття рішень.

Це означає, що знання, здобуті мережею під час навчання на прикладах, можуть бути інтегровані або відображені у формі правил нечіткого виведення, зрозумілих для експерта. Такий підхід дає змогу отримати гібридну експертну систему, яка з одного боку спирається на базу знань з правил (узагальнений досвід експертів), а з іншого –

поповнює і налаштовує ці знання на основі даних через механізм машинного навчання. Архітектура сучасної інтелектуальної системи підтримки СБТЕ передбачає кілька компонентів.

Концептуальна модель такої системи містить (рис. 2.5.):

- підсистему формалізації експертних знань – для введення в систему правил, критеріїв та фактів, які експерти накопичили з досвіду;
- нечітку базу знань – набір правил If-Then з нечіткими поняттями [79];
- модуль нечіткого виведення – механізм, що на основі правил і введених фактів будує висновки [80];
- штучну нейронну мережу Cascade ARTMAP – яка навчена або навчається на прикладах реальних випадків та здатна коригувати правила або пропонувати нові на основі виявлених залежностей [81, 82];
- пояснювальний модуль – для інтерпретації результатів (відображення, які саме правила спрацювали і з якою достовірністю)

За рахунок такого поєднання система може працювати в умовах неповної інформації та невизначеності, які притаманні експертизам, коли дані про об'єкт фрагментарні або логіка подій неоднорідна. Важливо, що нечіткі правила відображають евристичні прийоми мислення експерта, тобто фактично оцифровують його накопичений досвід, тоді як нейронна мережа забезпечує адаптивність – здатність системи навчатися новому на основі наявних прецедентів і навіть працювати в режимі реального часу, оперативно підтримуючи експерта [72].

Адаптивно-резонансна нейронна мережа Cascade ARTMAP є розширеною для задач класифікації шляхом каскадного додавання шарів нейронів і її архітектура має низку обмежень:

1. Проблема стабільності-пластичності – ARTMAP намагається зберігати баланс між здатністю до навчання на нових даних, тобто, пластичність і здатністю зберігати попередньо вивчені знання, стабільність. При високій пластичності модель швидко навчається, але має тенденцію забувати попередні знання. При високій стабільності – не здатна адаптуватися до нових зразків;

2. Розширення мережі – кожна нова група навчальних даних додає у моделі нові нейрони та зв'язки. Це призводить до надмірного ускладнення, що особливо помітно на неоднорідних даних;

3. Порядок подачі даних – результати навчання залежать від порядку подачі навчальних зразків, з різним порядком змінюється і модель;

4. Обмеження функції активації – у класичній ARTMAP застосовується лише одна типова функція активації, що є недостатнім для складних нелінійних задач;

5. Обмеження продуктивності – при наявності шуму або аномальних значень у навчальних даних можуть створюватися зайві нейрони, які будуть навчатися на цих даних. Також модель має схильність до перенавчання на неоднорідних даних через каскадне додавання нейронів.

6. Практичні обмеження – параметри навчання мають критичний вплив на якість моделі і потребують точного налаштування, також модель створює численні нейрони та зв'язки, що в свою чергу обмежує інтерпретованість результатів.

Одним із напрямків досліджень була інтеграція експертизи з BIM-моделлями (Building Information Modeling) та розрахунковими комплексами типу ЛІРА САПР для моделювання ситуацій руйнування на цифровій моделі будівлі, теоретично це допомагає вирішити низку питань невизначеності, пов'язаних з недостатністю даних, шляхом моделювання різних впливів і сценаріїв руйнувань BIM [83, 84]. Проте на практиці застосування BIM-технологій обмежене: часто для старих або пошкоджених об'єктів просто немає готової інформаційної моделі, а створити її з нуля важко через брак вихідних даних, якими володіє експерт. До того ж, такі програмні комплекси є дорогими і не виправдовують себе, якщо кожен випадок унікальний і не дозволяє повторно використати побудовану модель. Тому акцент робиться саме на системах, що можуть працювати з уривчастою інформацією і експертними знаннями без повного цифрового двійника будівлі [85, 86]. Сучасні інтелектуальні системи в експертизі поки що перебувають на стадії наукового опрацювання і дослідних зразків. Але їхня поява є реакцією на потребу формалізувати і автоматизувати евристику експертів. Поєднання нечіткої логіки та нейромереж по типу Cascade ARTMAP –

перспективний шлях, що вже знайшов підтвердження своєї працездатності у наукових дослідженнях.

Спочатку наводяться фактичні дані: характеристики об'єкта – рік побудови, конструктивна схема, матеріали, геологічні умови ділянки, у фрагментах висновку є підрозділ "Характеристики об'єкта дослідження" [6]. Далі описуються виявлені пошкодження і результати обстеження (тріщини, деформації, просідання), часто зі згадуванням ілюстративних матеріалів фотографій, схем (рис. 1.3.). Експерт потім аналізує, чи відповідають побачені дефекти вимогам нормативних документів. Дуже важливо, що експерт намагається встановити причинно-наслідкові зв'язки: у тексті висновку, як правило, обговорюється кожен можливий фактор. Для випадку просідання фундаменту будинку розглядаються фактори: сусідні будівельні роботи, стан ґрунтів, метеорологічні умови тощо. Уся ця інформація викладається у зв'язній формі, часто з посиланням на конкретні докази. Експерт робить проміжні логічні висновки у ході аналізу, наприклад: "враховуючи відсутність перешкод для проникнення води, відбулося замочування ґрунтів основи, що призвело до їх просідання". Таким чином вибудовується обґрунтування майбутньої відповіді на питання. Якщо питань кілька, матеріал дослідження може бути структуровано за кожним питанням окремо в підпункти, що відповідають питанням.

Є також роботи, де намагаються будувати експертні системи для діагностики будівель – зазвичай вони сфокусовані на окремих завданнях, як-то виявлення тріщин у мостах чи оцінка пошкоджень від землетрусів, використовуючи системи правил чи нейронні мережі. Хоча повноцінних комерційних продуктів у цій ніші поки небагато, помітна тенденція до впровадження інструментів штучного інтелекту у суміжних галузях. У сферах структурного моніторингу (моніторинг стану будівель та мостів у реальному часі) вже використовуються нейромережеві алгоритми для виявлення аномалій, і цей досвід може бути перенесений частково і на експертизи. Таким чином, хоча організація процесу може різнитися в Україні – державна експертна установа, у США – приватний консультант, моделі та підходи до формування висновків та розвитку експертних систем мають багато спільного і взаємно збагачуються за рахунок міжнародного досвіду.

У [69] підкреслено, що така система наразі має статус концепції та прототипу. Запропоновано принципи і моделі, які доведені експериментально на прикладах, але повноцінне програмне впровадження знаходиться на стадії розробки.

Наразі інтелектуальні системи підтримки СБТЕ знаходяться на стадії концепцій і дослідних впроваджень, але вже продемонстрували свою ефективність у тестових прикладах. Структура ж експертного висновку залишається суворо регламентованою і покликана забезпечити повноту, об'єктивність та прозорість експертного дослідження. Дотримання всіх вимог до форми і змісту висновку – обов'язкова умова його прийняття судом та іншими органами, як в Україні, так і за кордоном.

Інтелектуальні системи та нові методи, у свою чергу, мають вписатися у цю структуру і нормативне поле, виступаючи як інструмент підвищення якості та надійності висновків судових БТЕ.

2.3 Модель системи підтримки оцінки ТС на основі Takagi-Sugeno-Kang

У роботі [70] представлено концепцію інтелектуальної системи підтримки процесу оцінки технічного стану об'єктів будівництва. Метою цієї системи є формалізація та автоматизація підготовки експертного висновку щодо технічного стану будівель і споруд із дефектами, зменшення суб'єктивності оцінок та підвищення об'єктивності будівельно-технічних експертиз. Запропоновано гібридний підхід, що поєднує узагальнений експертний досвід із методами штучного інтелекту – зокрема, використання нечіткої логіки та нейро-нечіткої мережі Такагі–Сугено–Канга (TSK) [87, 88].

У практиці БТЕ стан будівлі визначається експертами на основі відхилень контрольних показників від нормативів та власного досвіду. Експерт збирає фактичні інженерні спостереження – виявляє дефекти, пошкодження, вимірює параметри конструкцій – і на основі цього знання суб'єктивно відносить кожен конструктивний елемент та будівлю в цілому до певної категорії технічного стану. Такий підхід залежить від кваліфікації та суб'єктивних оцінок експерта, тому існує ризик прийняття неточних або необ'єктивних рішень. У складних умовах експлуатації до

яких відносять вібродинамічні навантаження від транспорту, старіння будівель тощо різні експерти можуть по-різному оцінити той самий об'єкт, що знижує повторюваність результатів. Основні ідеї системи:

- Формалізувати знання експертів у вигляді нечіткої бази знань для імітації логіки експерта.
- Використати нейро-нечітку модель TSK – штучну нейронну мережу, інтегровану з нечіткою системою правил – для навчання на накопичених даних і точнішого визначення технічного стану об'єкта.
- Створити ієрархічну схему оцінки: окремо аналізувати основні типи конструктивних елементів будівлі, потім об'єднувати їх результати для оцінки стану будівлі в цілому.
- Розробити алгоритми, що перетворюють сирі інженерні спостереження у формалізовані висновки на основі зазначеної нейро-нечіткої моделі.

Експерт може на основі досвіду аналогічних об'єктів прогнозувати розвиток руйнувань. Однак, як вже зазначалося, точність оцінки може бути суб'єктивною, особливо для об'єктів в складних умовах таких як вплив вібрацій транспорту, просідання ґрунтів та ін. Це створює потребу у методах, що формалізують експертизу та зменшують розбіжності в оцінках.

Як і у [69] розглядався підхід до формалізації експертного знання з використання апарату нечіткої логіки. У роботі наведено визначення: нечітке виведення – це процес отримання логічних висновків із вхідних даних за заданими нечіткими правилами. Дослідження показали, що методи нечітких правил можуть бути застосовані для оцінки технічного стану будівель і споруд та побудови інтелектуальних систем на основі знань. Тож, першим компонентом системи є нечітка база знань – набір правил, які імітують судження експертів. Кожне таке правило може бути представлено через нечітку імплікацію: “якщо фактори x належать до певних лінгвістичних термів, то стан y належить до категорії B ”. Формально, ядро правила можна записати як “якщо $x \in A$, то $y \in B$ ”. Нечіткі множини A і B дозволяють врахувати невизначеність і розмитість меж між станами.

У даній системі нейронна мережа використовується для налаштування параметрів нечіткої системи виведення на основі накопичених даних, тобто для побудови нейро-нечіткої моделі. У [87] запропоновано саме гібридну систему, робота якої заснована на узагальненому експертному досвіді та штучних нейро-нечітких мережах категорії Такагі–Сугено–Канга. На практиці це означає, що спочатку знання експертів закладаються у форму бази правил, а потім модель TSK донавчається на множині прикладів, щоб уточнити чисельні параметри правил. Такий підхід поєднує кращі сторони обох методів: інтерпретованість рішень завдяки правилам та адаптивність/точність завдяки навчанні на даних. Алгоритм використання гібридної системи для формування експертного висновку на рис. 2.7.

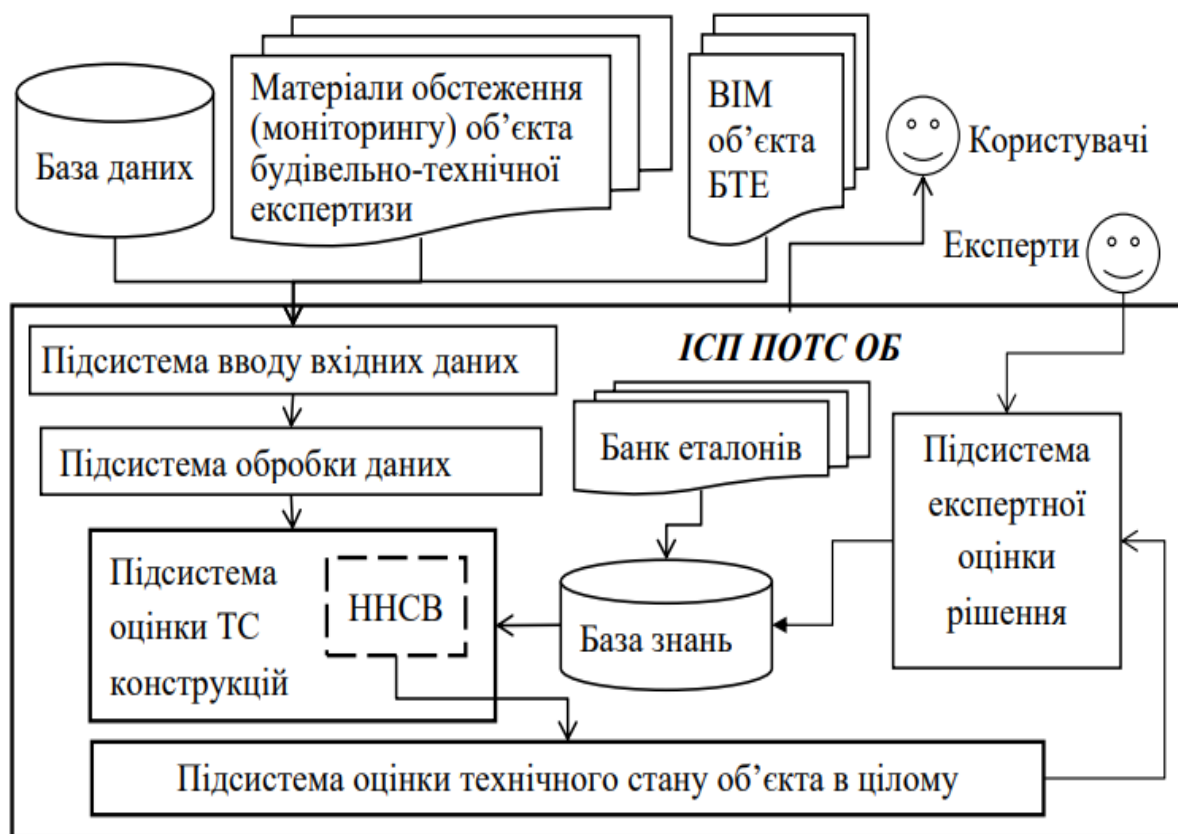


Рисунок 2.7. Концептуальна модель ІСП ПОТС ОБ [70]

При проведенні експертизи з об'єкта збирають усі необхідні інженерні дані: результати вимірювань, виявлені дефекти, параметри пошкоджень, умови експлуатації тощо. Цими даними оперує підсистема обробки даних, яка аналізує

деформації, дефекти і пошкодження конструктивних елементів та обчислює похідні показники (ступені впливу дефектів). На виході формується вектор чітких вхідних змінних $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ – чисельні значення параметрів, релевантних для оцінки стану. Цей вектор надходить на вхід нечіткої системи.

Вхідний вектор спочатку перетворюється на ступені приналежності до терм-множин. Далі застосовується набір нечітких правил з бази знань, які агрегують ці вхідні умови і генерують проміжні висновки щодо стану. У класичній системі типу Мамдані на цьому етапі кожне правило видає нечіткий висновок – розмиту оцінку стану, які потім акумулюються і дефазифікуються в чіткий вихід [89].

В системі типу Сугено (TSK) кожне правило задає функцію для безпосереднього розрахунку чисельного висновку, тому процедура спрощується – вихід рахується як зважена сума.

Штучна нейромережа використовується:

1. На етапі проектування системи для налаштування параметрів нечітких функцій приналежності та висновків правил, навчившись на прецедентах;
2. На етапі експлуатації системи – для автоматичної обробки сигналів з датчиків моніторингу в режимі реального часу.

Навчена нейро-нечітка модель TSK фактично виконує ту саму функцію, що і експерт: приймає параметри об'єкта на вході та видає оцінку категорії стану на виході, але робить це автоматично і об'єктивно на основі узагальненої бази знань.

Отриманий вихід системи – розраховане значення y^* , що відповідає певній категорії технічного стану – інтерпретується у термінах висновку експерта. Тобто система приймає рішення про віднесення об'єкта в цілому до певного технічного стану.

Отже, методично система спирається на поєднання математичних моделей (нечітких правил, нейромережевої апаратури) і алгоритмів (фазифікації, нечіткого висновку, навчання мережі, дефазифікації) для трансформації даних обстеження у формалізований експертний висновок. Далі розглянемо ці компоненти детальніше.

Центральним елементом інтелектуальної системи є штучна нейро-нечітка мережа категорії Такагі–Сугено–Канга. Це різновид нечіткої системи виведення,

представлений у формі багат шарової нейронної мережі. Модель TSK поєднує правила нечіткої логіки типу Сугено у яких висновки правил задані аналітичною функцією від вхідних змінних зі здатністю до навчання, властивою нейронним мережам. Узагальнена архітектура нейро-нечіткої мережі TSK складається із п'яти шарів. Структура мережі залежить від кількості вхідних змінних N та кількості правил M , які визначаються характером завдання.

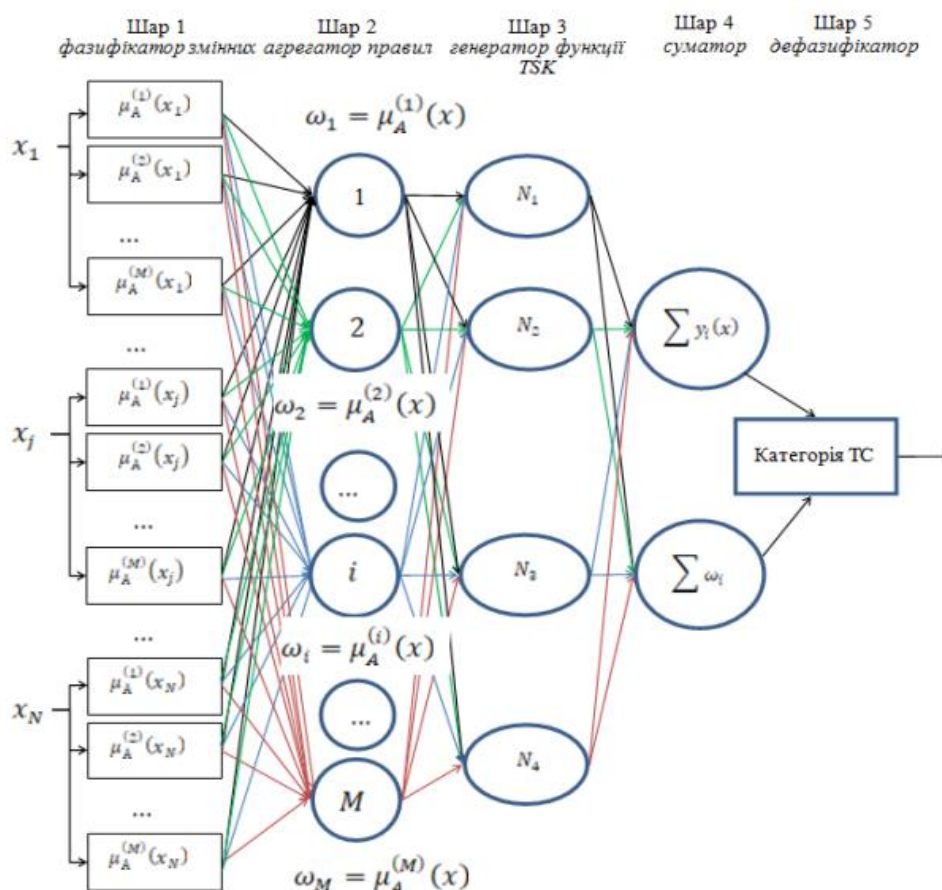


Рисунок 2.8. Формування висновку щодо категорії ТС нечіткою нейронною мережею TSK [90]

Шар 1: Фазифікація. Кожен нейрон першого шару відповідає за обчислення ступеня приналежності вхідного параметра до одного з нечітких термів. Кількість нейронів для кожної вхідної змінної може відповідати кількості градацій, прийнятих у експертів чи нормативних документах.

Шар 2: Агрегація умов. Цей шар об'єднує значення приналежності з першого шару, обчислюючи міру виконання кожного правила. Для зручності подальших

обчислень їх часто нормують, отримуючи нормалізовані ваги. На цьому шарі параметрів немає – він лише виконує операцію кон'юнкції умов.

Шар 3: Обчислення локальних висновків. Кожному правилу i у моделі TSK відповідає свій локальний поліном для обчислення виходу y_i .

Шар 4: Акумулявання. Нейрони цього шару підсумовують всі зважені виходи правил і окремо суму ваг.

Шар 5: Дефазифікація. Останній шар обчислює кінцевий чіткий вихід мережі – інтегрований експертний висновок. У моделі Сугено дефазифікація здійснюється шляхом зваженого середнього всіх локальних висновків. Формула виходу:

$$y(x) = \frac{\sum_{i=1}^M \omega_i y_i}{\sum_{i=1}^M \omega_i}, y_i(x) = p_{i0} + \sum_{n=1}^N p_{in} x_n \quad (2.1)$$

Цей розрахунок дає одразу числове значення $y(x)$. В контексті оцінки технічного стану $y(x)$ інтерпретується як показник, що відповідає певній категорії стану. Зокрема, задається множина можливих вихідних значень $y \in Y = \{y_j\}, j = \{1, 4\}$, які співвідносяться з чотирма категоріями технічного стану елемента. Таким чином, вихід мережі може набувати значень, що відповідають цим категоріям. Можливий спеціальний випадок, коли висновки правил беруться константами $y_i(x) = y_{i0}$ без залежності від x – такий підхід використовувався для адаптації мережі до класифікації станів елементів. У цьому разі формула спрощується до (2.2),

$$y = \sum_{i=1}^m \omega_i y_{i0}, \quad (2.2)$$

що фактично теж є зваженим середнім констант – еквівалент процедури дефазифікації центру ваги.

Навчання нейро-нечіткої мережі – критичний етап, що дозволяє підлаштувати систему під реальні дані. У роботі [91] обґрунтовано алгоритм навчання TSK та здійснено адаптацію цієї моделі до задачі оцінки технічного стану. Зокрема, вибрано алгоритм з учителем, який мінімізує різницю між обчисленим виходом $y(x^{(i)})$ і

заданим еталонним значенням $d^{(i)}$ на навчальній вибірці прикладів. Цільовою функцією є середньоквадратична помилка:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k (y(x^{(i)}) - d^{(i)})^2 \quad (2.3)$$

де k – кількість навчальних прикладів. Навчання проводиться ітеративно і складається з двох основних етапів, тобто, гібридний алгоритм, аналогічний відомому підходу ANFIS [92]:

Модель Такагі–Сугено–Канга обрана не випадково – в роботі [90] обґрунтовано її переваги для оцінки технічного стану будівельних конструкцій. Основні плюси:

- Здатність апроксимувати нелінійні залежності – вплив експлуатаційних факторів на параметри стану конструкцій є істотно нелінійним. Нейро-нечітка мережа TSK може навчитися цим залежностям, фактично побудувавши багатовимірну апроксимацію функції стану;

- Гнучкість задання правил – на відміну від чисто експертної системи, де правила фіксуються експертом, в TSK-мережі наслідки правил задані функціями – тобто правило може реалізувати складнішу залежність виходу від входів, ніж проста лінгвістична градація. Архітектура TSK дозволяє задати структуру правил через їх умови, але потім знайти найкращі кількісні коефіцієнти цих правил автоматично;

- Неперервність та плавність виходу – модель Сугено оперує чіткими виходами правил і комбінує їх усередненням. Це означає, що вихідний показник стану $y(x)$ змінюється гладко при зміні входів, без стрибків, що відповідає фізичній інтуїції;

- Можливість автоматизованого навчання – на відміну від суто експертних правил, параметри TSK-моделі можуть бути оптимізовані на реальних даних;

- Зменшення ролі людського фактору – застосування інтегрованої нейро-нечіткої мережі TSK для оцінки технічного стану дозволяє мінімізувати суб'єктивність експертизи. Така автоматизація знизить вплив людського фактору на проведення БТЕ, що особливо актуально, коли експерти працюють в умовах неповної або нечіткої інформації про навантаження і пошкодження.

Проте використання TSK має і недоліки та обмеження такі як:

- Складність правил – при збільшенні кількості входів експоненціально зростає кількість правил, це означає, що при збільшенні кількості змінних модель стає обчислювально громіздкою;
- Лінійність вихідних функцій – вихід моделі є лінійною комбінацією вхідних ознак, що викликає обмеження в здатності моделі до відображення складних нелінійних залежностей, навіть якщо вхідні змінні мають взаємозалежності;
- Якість кластеризації – модель залежить від якості кластеризації і якщо початкова кластеризація є неточною це призводить до перекриття кластерів, що ускладнює коректну класифікацію;
- Обмеження продуктивності – нечіткі правила можуть бути неефективними, якщо навчальні дані містять шум або аномальні значення, хоч кластери і адаптуються до шумів, це призводить до розмивання правил. Також з ростом вхідних ознак система швидко ускладнюється, що призводить до обчислювальних витрат.
- Практичні обмеження – налаштування параметрів потребує ретельного вибору функцій належності та параметрів лінійної моделі, а численні параметри створюють складнощі для оптимізації. За великої кількості правил модель стає складною для розуміння навіть експертами, а залежності між змінними стають неочевидними.

Незважаючи на детально опрацьовану концепцію та навіть програмну реалізацію моделей у MATLAB, на даний момент повноцінна система ІСП ПОТС ОБ ще не впроваджена у практику. Можна виділити кілька причин та викликів, через які ця система та розглянута у підрозділі 2.2 залишаються на стадії підготовки до впровадження.

Запропоновані моделі інтелектуальних систем є інноваційними для галузі будівельно-технічних експертиз, проте розробка цих систем передбачає поєднання знань з будівельної інженерії, комп'ютерних наук, математичного моделювання. На практиці експерти БТЕ здебільшого не користуються такими інструментами, тому потрібен час і зусилля, щоб концепція була зрозуміла та прийнята спільнотою експертів, це в свою чергу, потребує проведення додаткових експериментів, пілотних

проектів, аби довести ефективність системи і переконати кінцевих користувачів експертів чи замовників експертиз у їх надійності.

Мережа TSK з великою кількістю параметрів потребує багато якісних даних для надійного навчання. Потрібне розширення бази знань і навчальних вибірок для інших сценаріїв, що потребує додаткових досліджень. Порівняння висновків системи з висновками незалежних експертів по великій вибірці об'єктів, навчання експертів, проведення валідації в різних умовах для роботи з запропонованими системами є ресурсозатратним і займе великий проміжок часу. Системи також не враховують людських факторів, таких як якість виконання будівельних робіт, непередбачувані аварійні впливи, тож прогнози мають залишатися під наглядом експерта. Поки не накопичена статистика надійності, системи не ризикують впроваджувати як автономний інструмент.

До досягнення універсальності розглянуті системи важко впровадити як готовий продукт – наразі вони більше схожі на прототипи, валідовані на окремі випадки, саме тому доцільним є впровадження в процес виконання БТЕ моделей і методів штучного інтелекту, які будуть задовольняти вимоги: підтримка багатокласової класифікації, інтерпретованість і пояснюваність, можливість роботи з числовими шкалами, сумісність навчання під контролем експерта, стійкість до шумів та слабких впливів, адаптивність і масштабованість.

2.4. Машинне навчання в процесі виконання БТЕ

Штучні нейронні мережі складні для інтерпретації, механізми прийняття рішень у таких мережах базуються на чисельній оптимізації великої кількості вагових коефіцієнтів і не мають очевидної логічної структури, що значно ускладнює пояснення результатів. Крім того, побудова нейронної мережі потребує великих вибірок навчальних даних, які будуть мати однакову структуру вхідних ознак, однаковий масштаб і тип представлення даних. В умовах війни це є суттєвим обмеженням, що пов'язане з неповнотою інформації і складністю представлення її в придатній для навчання формі. До того ж нейронні мережі мають складну

архітектуру, а також чутливі до зміни вхідних даних. Це робить їх менш стабільними і важчими у підтримці. Окрім того потрібно врахувати економічний аспект, навчання і розгортання нейронних мереж є ресурсоемними і за часом і за обчислювальними витратами, що суперечить вимогам оперативності та ефективності в умовах післявоєнного відновлення [93].

Моделі машинного навчання, демонструють низку суттєвих переваг над штучними нейронними мережами. Вони легко реалізуються навіть при обмежених вибірках даних, можуть ефективно працювати з недосконалими або частково відсутніми ознаками, потребують менше ресурсів для навчання, зберігають стабільність результатів при повторному запуску і мають високу узагальнюючу здатність. Важливо, що результати цих моделей можуть бути пояснені у вигляді логічно зрозумілих правил, які узгоджується з нормативними підходами до оцінки, що дає змогу не лише підтримувати обґрунтованість експертних рішень, а й забезпечити прозорість результатів для контролюючих і правових органів. Крім того, завдяки широкому програмному забезпеченню та наявності відкритих бібліотек реалізацій, впровадження таких моделей є економічно доцільним, бо потребує мінімальних витрат на навчання фахівців та не потребує високопродуктивної обчислювальної техніки. Такі переваги роблять моделі машинного навчання найбільш продуктивним вибором у критичних умовах війни, коли ключове значення мають і час, і стабільність, і прозорість [93].

На відміну від онтологічного підходу, який базується на дедуктивному механізмі із заздалегідь заданих правил, моделі машинного навчання реалізують індуктивну логіку – вони дозволяють автоматично вивчати структуру даних, будувати класифікатори, прогнозувати ТС об'єктів і виявляти нетипові конфігурації пошкоджень. У поєднанні з онтологією це дає змогу заповнювати прогалини в знаннях, формувати попередні рекомендації для експертів, а також оперативно обробляти дані в умовах невизначеності, неповноти даних, обмеження часу і людських ресурсів.

У задачах класифікації стану будівельних об'єктів застосовуються різні алгоритми машинного навчання. Кожен з них має свої переваги та недоліки в

контексті точності, складності та інтерпретованості. Нижче розглянуто найпоширеніші методи класифікації.

2.4.1. Логістична регресія

Логістична регресія – це базовий лінійний метод класифікації, який моделює імовірність належності об'єкта до певного класу за допомогою сигмоїдної функції (рис. 2.9.) [94].

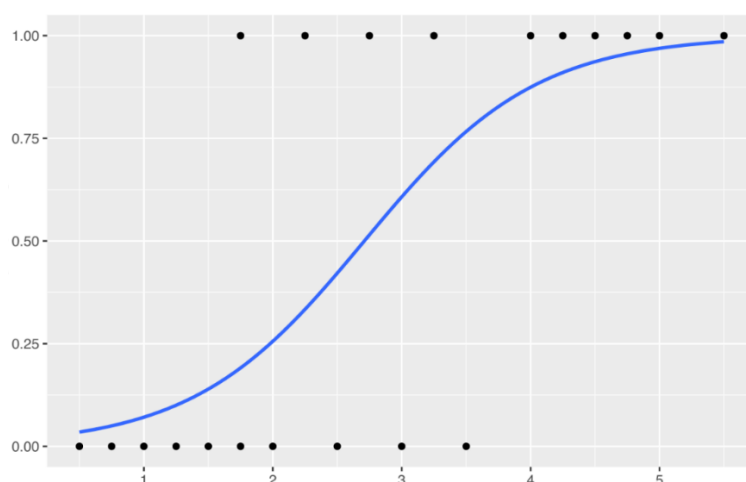


Рисунок 2.9. Графік логістичної регресії [95]

Логістична регресія особливо поширена для бінарної класифікації, але може бути узагальнена і на мультикатегорійні випадки через мультиноміальну або порядкову логістичні моделі. Логістична регресія оцінює логарифмічні шанси належності до класу як лінійну комбінацію ознак, а потім перетворює цю суму на імовірність за допомогою сигмоїдної функції [94, 95].

Для двох класів моделюється імовірність [95]:

$$P(y = 1|x) = \sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}, z = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n, \quad (2.4)$$

де $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ – вектор ознак; w_i – вагові коефіцієнти моделі; $\sigma(z)$ – сигмоїдна функція активації.

Логістична регресія навчається шляхом максимізації правдоподібності або мінімізації логістичної функції втрат (крос-ентропії) для правильного прогнозування класів.

У випадку декількох категорій технічного стану можна використати підхід «один-проти-всіх» або багатомінальну логістичну регресію з софтмакс-функцією (2.6) на виході для отримання розподілу імовірностей по класах.

$$P(y = i|x) = \frac{e^{x^{Tw_j}}}{\sum_{k=1}^K e^{x^{Tw_k}}}, \quad (2.5)$$

де K – результати лінійних функцій,

Логістична регресія може використовуватися для грубої оцінки стану будівлі на основі декількох показників. Побудувавши модель, яка прогнозує ймовірність аварійного стану за такими ознаками, як величина просадки фундаменту, ширина найбільшої тріщини та вік будівлі, тоді модель буде видавати ймовірність приналежності до певного класу, якщо вона перевищує певний поріг, об'єкт класифікується як аварійний. Завдяки лінійності моделі, вагові коефіцієнти при кожній ознаці вказують, наскільки сильно та чи інша ознака впливає на схильність до того чи іншого класу – це полегшує інтерпретацію рішення експертом. Проте логістична регресія не забезпечує необхідної гнучкості при моделюванні складних нелінійних залежностей і погано масштабується для багатокласових задач, що обмежує її ефективність у будівельно-технічній експертизи.

2.4.2. Дерево рішень

Дерево рішень – ієрархічна модель, яка послідовно розбиває простір ознак на підмножини (x) шляхом перевірки логічних умов (i) на ознаках (2.6).

$$f(x) = \begin{cases} f_{left}(x) & \text{якщо } x_i \leq 0 \\ f_{right}(x) & \text{якщо } x_i > 0 \end{cases}, \quad i_{умова} \begin{cases} 1, & \text{якщо умова виконується} \\ 0, & \text{якщо умова не виконується} \end{cases} \quad (2.6)$$

Кожен вузол дерева відповідає перевірці певної ознаки, гілки – результатам цієї перевірки, а листові вузли відповідають кінцевому рішення про клас [96, 97]:

Формально дерево рішень реалізує рекурсивне поділення множини даних. Критерій поділу обирається такий, що максимізує “чистоту” розподілу класів у дочірніх вузлах. Критеріями найчастіше є інформаційна ентропія або індекс Джині, що характеризують неоднорідність класів у вибірці. На кожному кроці алгоритм вибирає ознаку і поріг, які дають найбільший виграш інформації найбільше зменшення ентропії або імпульсності при розбитті вузла на дві гілки.

Процес поділу триває, поки в листі не залишаться об’єкти одного класу або виконується інша умова зупину, досягнуто максимальну глибину. Отримана модель – набір вкладених умов виду “IF ... THEN ...”, які визначають класифікацію. У БТЕ дерево рішень може відображати послідовність рішень, що приймає експерт при визначенні категорії ТС за апіорними правилами, а саме:

- перша розвилка перевіряє: “Чи є тріщини в несучих стінах шириною понад 10 мм?”.
- якщо так – перейти до гілки, де, ймовірно, стан буде “Непридатний” або “Аварійний”;
- якщо ні – перейти до іншого питання, “Чи перевищує фактичне навантаження на перекриття розрахункове?”.

Кожне таке правило наближає висновок до одного з класів. Одинарне дерево рішень є інтерпретованим методом, однак має низьку стійкість до змін у даних і схильне до перенавчання, що унеможлиблює його використання як основного класифікатора в умовах варіативності пошкоджень.

2.4.3. Метод опорних векторів

Метод опорних векторів (Support Vector Machine, SVM) – це алгоритм класифікації, який шукає гіперплощину, що найбільше віддалена від точок різних класів у багатовимірному просторі ознак. SVM належить до максимально маржинних моделей, що не просто розділяє класи, а робить це з максимальним запасом до

найближчих точок навчальної вибірки [98]. Опорні вектори – це ті з навчальних точок, що лежать безпосередньо на межі маржі, вони визначають положення розділяючої гіперплощини. Для лінійно відокремлюваних даних SVM знаходить розділяючу гіперплощину $w^T x + b = 0$, яка максимізує маржу між двома класами (рис. 2.10.) [99].

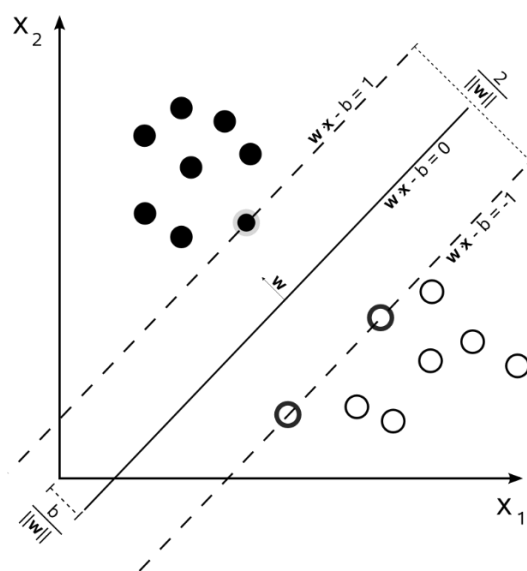


Рисунок 2.10. Розподіл на класи методом SVM

Формально розв'язується оптимізаційна задача:

$$\min_{w,b,\xi} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i \quad (2.7)$$

при обмеженнях:

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0, \quad \forall i = 1, \dots, m \quad (2.8)$$

де: $x_i \in \mathbb{R}^n$ – вектори ознак; $y_i \in \{+1, -1\}$ – мітки класів; ξ_i – slack-змінні, що дозволяють помилки (при $\xi_i > 0$); C – гіперпараметр, який балансує між шириною маржі та штрафом за помилки.

Поширені ядра – радіально-базисна функція, поліноміальне, сигмоїдне – дозволяють будувати нелінійні межі класифікації [99]. Метод опорних векторів корисний, коли потрібно розмежувати класи ТС будівель за множиною показників, і

коли межі між класами не чітко визначені. SVM доволі стійкий до викидів і перенавчання завдяки максимізації маржі, однак інтерпретувати вплив кожної ознаки на рішення SVM важче – модель визначається кількома опорними зразками, а не явними правилами, як дерево. Метод опорних векторів (SVM) забезпечує високу точність на добре відокремлюваних даних і підтримує багатокласову класифікацію, проте є слабо інтерпретованим, не дозволяє гнучкого донавчання моделі, а також вимагає ретельного налаштування ядра, що обмежує його застосування в умовах потреби експертного втручання та прозорості прийняття рішень.

2.4.4. К-найближчих сусідів

Алгоритм k-найближчих сусідів – один з найпростіших методів класифікації, який не будує явної моделі, а користується усією навчальною вибіркою для прийняття рішення. Суть методу полягає в тому щоб класифікувати новий об'єкт, серед навчальних даних k найближчих, за обраною метрикою відстані, сусідів цього об'єкта і віддати йому той клас, який є найбільш поширеним серед цих сусідів. Метод k-NN є непараметричним, він не проводить явного тренування параметрів, а просто зберігає всю базу даних і здійснює обчислення під час класифікації нового зразка [100].

Для навчальної вибірки $\{(x^{(i)}, y^{(i)})\}_{i=1}^N$, де $x^{(i)} \in R^n$ – вектори ознак, $y^{(i)} \in Y$ – мітки класів, для нового об'єкта x алгоритм обчислює відстань $d(x, x^{(i)})$ до кожного навчального зразка. Далі визначається підмножина $S \subset \{1, \dots, N\}$ з k найближчих сусідів – тих, для яких відстань найменша.

Результуючий клас $\hat{y}$ обирається як клас більшості серед сусідів $\hat{y} = \text{mode}\{y^{(i)} | i \in S\}$, тобто береться більшість голосів сусідів. Якщо $k=1$, об'єкту присвоюється клас найближчого сусіда. Для $k>1$ бажано брати непарне k для уникнення рівності голосів, а також може використовуватися вагове голосування – ближчим сусідам давати більшу вагу [101].

Метод інтуїтивно зрозумілий користувачу, але погано працює, при розріджених даних і наявності нерелевантних ознак. В таких випадках відстань між класами може

бути неінформативною, а також він повільний на великих масивах даних, бо потребує обчислення відстані до всіх точок зразка. K-NN не дозволяє пояснити прийняті рішення, має високу обчислювальну складність і чутливість до структури простору ознак, що робить його непридатним для задач із багатьма параметрами і необхідністю експертного контролю.

2.4.5. Ансамблеві методи

Ансамблеві методи об'єднують прогноз кількох базових моделей-класифікаторів для підвищення точності та стабільності результату. Існує дві основні парадигми ансамблювання: бегінг (bagging, Bootstrap aggregating) та бустинг (boosting). У контексті оцінки технічного стану найбільш застосовуються ансамблі на основі дерев рішень, зокрема випадковий ліс (Random Forest) та дерева рішень з градієнтним бустингом (Gradient Boosted Decision Trees).

Random Forest – ансамбль, що складається з багатьох дерев рішень, кожне з яких будується на випадковій вибірці даних з випадковими підмножинними ознак [102]. Ідея – усереднити або провести “голосування” між прогнозами великої кількості дерев, щоб зменшити варіативність моделі. Random Forest використовує метод бегінгу: генерує M варіацій навчальної вибірки (через вибірку з поверненням, bootstrap) і навчає на кожній своє дерево. Крім того, при розгалуженні кожного вузла дерево розглядає не всі ознаки, а випадкове підмножинне, що додатково декорелює окремі дерева між собою [103]. Для класифікації вихід Random Forest – це клас, за який проголосувала більшість дерев. Цей підхід добре працює на табличних даних: випадковий ліс зазвичай дає високу точність і стійкий до шумів. Він може оцінювати важливість ознак за частотою використання ознаки для поділів або через зниження точності при її пермутуванні. Проте модель з сотнями дерев втрачає прозорість, її важче інтерпретувати, ніж окреме дерево, і вона може бути повільною в застосуванні на великих наборах тому що, потрібно прогнати об'єкт через всі дерева.

Gradient Boosted Decision Trees (GBDT) – ансамбль, який послідовно будує серію невеликих дерев, кожне з яких має скоригувати помилки попередніх. На

відміну від випадкового лісу, де всі дерева незалежні, бустинг (boosting) – ітеративний процес, в якому перше дерево моделює вихідні дані, друге – помилки першого, третє – помилки суми перших двох і т.д. Градієнтний бустинг формулює цю ідею як задачу градієнтного спуску в просторі функцій. На кожному кроці будується дерево, що апроксимує антиградієнт функції втрат і таким чином ансамбль покроково зменшує похибку [104].

Результат – сильний класифікатор у вигляді суми багатьох “слабких” дерев. Ключові параметри – кількість дерев N , глибина кожного дерева – 3-5 рівнів, та швидкість навчання (learning rate), що масштабує внесок кожного наступного дерева. Менші значення learning rate вимагають більшого N , але покращують узагальнення.

Градієнтний бустинг розв’язує задачу мінімізації довільної диференційованої функції втрат $L(y, F(x))$ шляхом побудови ансамблю [105]:

$$F_N(x) = \sum_{n=1}^N f_n(x), \quad (2.9)$$

де: $F_N(x)$ – остаточна модель; $f_n(x)$ – слабкі учні (дерева-регресори); N – кількість ітерацій (кількість дерев у ансамблі).

Початкова модель має вигляд [105]:

$$F_0(x) = \arg \min_c \sum_{i=1}^N L(y_i, c), \quad (2.10)$$

На кожній n -ій ітерації обчислюються псевдо-резидуали [105]:

$$r_i^{(n)} = - \left[\frac{\partial L(y_i, F_{n-1}(x_i))}{\partial F_{n-1}(x_i)} \right], \quad (2.11)$$

де: $r_i^{(n)}$ – псевдо-резидуал на n -ій ітерації для i -го об’єкта – це «градієнт похибки», який потрібно виправити; y_i – справжнє значення цільової змінної для i -го прикладу; $F_{n-1}(x_i)$ – поточне передбачення ансамблю; $L(y_i, F_{n-1}(x_i))$ – функція втрат,

яка оцінює наскільки погане є поточне передбачення; $\frac{\partial L}{\partial F}$ – похідна функції втрат за поточним прогнозом.

Далі навчається нове дерево $f_n(x)$ для апроксимації $r_i^{(n)}$. Отриманий прогноз масштабується коефіцієнтом v (темп навчання) і додається до поточної моделі:

$$F_n(x) = F_{n-1}(x) + v f_n(x). \quad (2.12)$$

Для класифікації з K класами зазвичай навчають K окремих серій дерев (одна – на кожен клас проти інших, або використовується софтмакс на виході), але принцип залишається тим самим – кожне наступне дерево виправляє помилки попередніх. Завдяки градієнтному підходу, GBDT оптимізує довільну функцію втрат і досягає високої точності.

Ансамблеві методи ефективні для задач класифікації технічного стану. Random Forest може бути використаний для оцінки технічного стану на основі великої кількості інспекційних показників, а саме: 100 різних дерев можуть голосувати, враховуючи різні комбінації ознак. Це дасть більш надійний результат, ніж одне дерево, згладивши випадкові флуктуації в даних. З іншого боку, якщо потрібна максимальна точність прогнозу, краще застосувати градієнтний бустинг. Якщо є велика вибірка даних обстеження тисяч будівель, і потрібно чітко класифікувати їх стан, то навчені градієнтним бустингом моделі XGBoost або LightGBM показали себе надзвичайно ефективними: дослідження [105] свідчать, що ансамблі бустингових дерев часто перевершують випадковий ліс за точністю на табличних даних.

Random Forest може відтворювати консультацію кількох експертів, а саме: кожен експерт (дерево) дає свій висновок, і остаточне рішення приймається більшістю голосів. Random Forest як ансамблевий метод на основі дерев рішень забезпечує високу точність класифікації, є відносно стійким до шумів і працює з різними типами ознак, однак поступається GBDT у здатності до тонкого налаштування та покрокового вдосконалення, а також менш ефективний при необхідності адаптивного донавчання за участю експерта.

Гradientний бустинг відтворює послідовну нараду: спочатку виступає перший експерт, потім другий аналізує, в чому перший міг помилитися, і додає свої корективи, третій – виправляє помилки двох перших, і т.д. Так, якщо перше дерево недооцінило вплив якогось рідкісного дефекту, наступні дерева поступово це виправлять, “підсилюючи” модель в проблемних місцях. В результаті виходить дуже точний ансамбль, хоча і менш інтерпретований, ніж одиничне дерево.

Серед розглянутих підходів найкращим для задачі оцінки технічного стану є метод на основі дерев рішень з gradientним бустингом. GBDT доцільно вибрати як основний інструмент класифікації у цій предметній області через низку переваг. Сучасні реалізації gradientного бустингу такі як XGBoost, LightGBM, CatBoost добре оптимізовані та відносно прості у використанні, оскільки не потребують глибокої підготовки даних – стійкі до різних масштабів ознак і можуть автоматично обробляти пропущені значення [106].

На відміну від нейронних мереж або SVM, немає потреби нормалізувати ознаки чи створювати фіктивні змінні для категорій – алгоритм сам вибере оптимальні розбиття. Крім того, GBDT має порівняно небагато гіперпараметрів, які піддаються інтуїтивному налаштуванню. Практика показує, що навіть з налаштуваннями за замовчанням бустингові моделі часто дають високі результати, тобто добре працюють “з коробки”.

Бустинг є послідовним процесом, реалізації на кшталт XGBoost використовують паралелізацію та оптимальні структури даних, тому навчання проходить швидко навіть на великих вибірках. XGBoost побудований з урахуванням ефективної роботи з пам’яттю і підтримкою багатопотоковості, що дозволяє обробляти мільйони рядків даних. У задачі експертизи, де обсяг даних не надто великий, сотні чи тисячі обстежених будівель, GBDT навчиться дуже швидко. В застосуванні модель теж досить швидка – пройтись по кількох сотнях неглибоких дерев для одного об’єкта займає мікросекунди, що дозволяє швидко оцінювати стан цілих будинків або навіть міст. Отже, з точки зору практичної реалізації GBDT не викликає складнощів: є готові бібліотеки, час навчання і предикту невеликий, що важливо для інтеграції в програмні комплекси підтримки експертизи.

Класифікація стану базується на структурованих ознаках, числових та категоріальних. Для такого типу даних ансамблеві методи дерев визнані одними з найефективніших алгоритмів. Дослідження показують, що навіть глибокі нейронні мережі не завжди перевершують бустинг на структурованих наборах, якщо обсяги даних середні. Натомість градієнтний бустинг регулярно перемагає в змаганнях з аналізу табличних даних завдяки вдалому поєднанню здатності моделювати складні нелінійні залежності та вбудованим механізмам боротьби з перенавчанням. Конкретно для нашої задачі GBDT зможе врахувати взаємодію різних показників стану, що може бути складно виявити лінійній моделі. При цьому бустинг досягає високої точності класифікації. За даними літератури, ансамбль градієнтного бустингу “з коробки” часто дає кращу точність, ніж окреме оптимально підрізане дерево або випадковий ліс.

У роботі [107] відзначалось, що градієнтний бустинг дерев формує дуже точні та стійкі процедури як для регресії, так і для класифікації. Хоча ансамбль багатьох дерев не так наочно інтерпретується, як одне дерево, GBDT все ж зберігає помірну інтерпретованість, достатню для експертних потреб.

По-перше, модель може оцінити важливість ознак – наскільки кожна ознака впливає на рішення на основі зниження функції втрат чи частоти використання в розгалуженнях. Це допоможе експерту побачити, які фактори найбільше впливають на класифікацію – бустинг може показати, що “коефіцієнт зносу фундаменту” і “ширина тріщин у стінах” є найвагомішими ознаками, і експерт зможе приділити їм особливу увагу.

По-друге, існують підходи для локальної інтерпретації рішень бустингових моделей: методи SHAP, LIME надають можливість пояснити, чому конкретна будівля отримала даний клас, розкладаючи внесок кожної ознаки в це рішення. Таким чином, хоча GBDT – складний ансамбль, його результати не є цілком “чорною скринькою”: модель на основі дерев все ж ближча до пояснюваної, ніж нейромережева. На відміну від нейронних мереж, моделі бустингових дерев дозволяють контролювати напрям впливу окремих ознак на результат класифікації. Зокрема, при зростанні значення ознаки, що відображає погіршення стану, модель не буде прогнозувати кращу

категорію технічного стану — вона або залишиться незмінною, або погіршиться. Така властивість, відома як монотонність, може бути спеціально введена як обмеження під час навчання, що забезпечує відповідність поведінки моделі очікуванням експертів і підвищує її надійність у практичному застосуванні.

GBDT, хоч і схильний до перенавчання при неправильних параметрах, має вбудовані механізми регуляризації – мала глибина дерев, малий темп навчання, регіональна регуляризація XGBoost має параметр регулювання складності дерева. Завдяки цьому модель не просто запам'ятовує дані, а виявляє справжні закономірності. У предметній області, де дані можуть бути шумними, бустинг виявляється доречним, якщо в навчальній вибірці буде кілька аномальних випадків, пов'язаних з помилками класифікації, GBDT не зруйнує загальну логіку, а «придушить» вплив за рахунок оптимізації середньої похибки.

Методи випадкового лісу теж мають високу стійкість до шуму шляхом усереднення, але бустинг при належній регуляризації може досягти і кращої стійкості і точності одночасно.

З огляду на всі ці чинники, градієнтний бустинг дерев рішень виступає збалансованим вибором для задачі. Він поєднує практичну зручність таку як автоматизація, швидкість і модельну потужність, тобто висока точність, здатність вловити нелінійні залежності, а також забезпечує прийнятний рівень пояснюваності для довіри з боку експертів. Відомо, що на табличних даних середнього розміру дерева в ансамблі є своєрідним “золотим стандартом” машинного навчання, і наш випадок не є винятком.

2.5. Парадигми навчання

2.5.1. Навчання з учителем

Навчання з учителем передбачає використання мічених даних – кожен вхідний приклад має відомий правильний результат «мітку». Алгоритм поступово налаштовує свої параметри, щоб відтворювати правильні виходи на основі входів. Фактично

модель вчиться на прикладах, порівнюючи свої передбачення з правильними відповідями та мінімізуючи помилку.

Навчання з учителем за достатньої кількості даних дає високу точність прогнозів, оскільки модель явно знає, до чого прагнути, має “наставника” у вигляді правильних відповідей.

У навчанні з учителем є тренувальний набір з прикладами x_i і y_i , де y_i – очікуваний результат і мета знайти функцію $f(x)$ з параметрами θ , яка мінімізує середню похибку (функцію втрат) між передбаченням моделі і правильним значеннями [108, 109]. Формально це виглядає як:

$$\theta = \arg \min_{\theta} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(f_{\theta}(x_i), y_i) \quad (2.13)$$

де L – функція втрат середньоквадратична похибка або крос-ентропія, а сума береться по всіх N прикладах. Ця процедура також відома як – мінімізація емпіричного ризику – алгоритм шукає таку функцію, що найкраще узгоджується з навчальними даними.

Модель поступово коригує параметри θ так, щоб для кожного вхідного x_i її прогноз $f_{\theta}(x_i)$ був якомога ближче до відомого правильного значення і y_i . Різниця вимірюється функцією втрат L , і задача – звести цю різницю до мінімуму в середньому по всіх прикладах. Інтуїтивно, навчання з учителем – це як коли вчитель показує моделі правильні відповіді, і модель “вчиться” відхилятися від помилкових прогнозів, налаштовуюсь на правильні. При достатньо добрій оптимізації модель набуває здатності узагальнювати – правильно прогнозувати нові, раніше не бачені дані якщо вони подібні до навчальних.

У навчанні з учителем кожен вхід – набір ознак пошкоджень об’єкту БТЕ, а вихід рівень руйнації, який відомий заздалегідь і розмічений кольором або числом, при навчанні без учителя немає заздалегідь розмічених даних (рис. 2.11.).

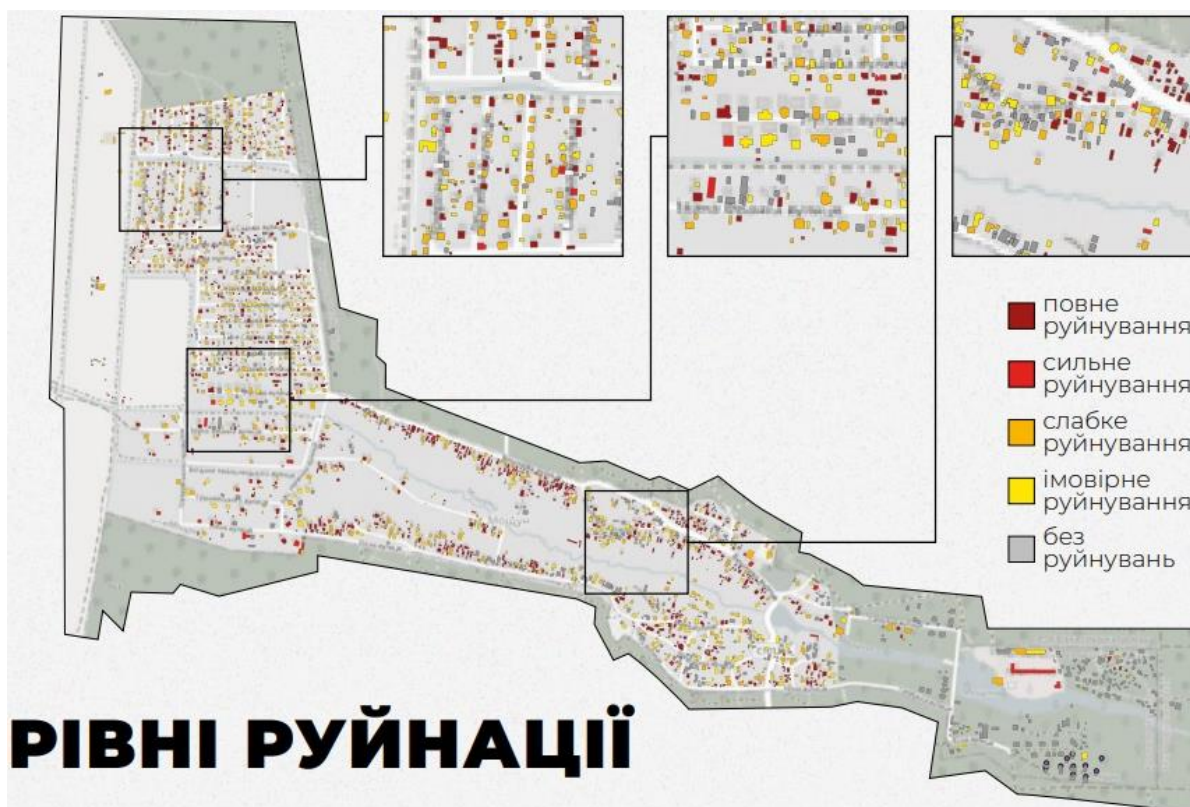


Рисунок. 2.11. Приклад розмічених даних [72]

2.5.2. Навчання без учителя

При навчанні без учителя алгоритм працює з неміченими даними, намагаючись самостійно знайти в них структури та закономірності. Модель не отримує явних правильних відповідей; замість цього вона повинна виявити схеми вхідних даних – згрупувати схожі об’єкти, визначити аномалії або зменшити вимірність. Алгоритм без учителя шукає будь-які структури, що статистично вирізняються, без підказок ззовні. Основні завдання тут – кластеризація, асоціативний аналіз та зменшення розмірності. Головна перевага – відсутність потреби в розмічених даних.

Алгоритми без учителя можуть використати величезні масиви сирих даних, які було б нереально або дорого промаркувати. Вони допомагають відкрити приховані структури: виявити нові сегменти або знайти аномальні поведінкові патерни без попередніх прикладів. Також підходи навчання без учителя часто застосовують на етапі попередньої обробки даних – для скорочення їх розмірності тобто виділення найбільш інформативних ознак чи очищення від шуму. На відміну від

контрольованого навчання, тут немає явного критерію “правильності” результату, тому інтерпретація виходів лягає на експерта. Результати можуть бути неоднозначними: алгоритм може згрупувати дані у кластери, але ці кластери потрібно ще змістовно інтерпретувати чи правильно вони були віднесені до відповідних кластерів [110].

Алгоритм намагається самостійно знайти приховані структури, шаблони або залежності в наборі даних. Формально можна описати ціль як максимізацію правдоподібності даних під побудованою моделлю [111]:

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log p(x_i; \theta) \quad (2.14)$$

де $p(x_i; \theta)$ – ймовірність (густина) генерації спостережень x_i моделлю з параметрами θ . Іншими словами, модель підлаштовується під розподіл даних так, щоб «пояснити» їх якомога краще.

2.5.3. Навчання з підкріпленням

Концепція навчання з підкріпленням, агент взаємодіє із середовищем, отримуючи сигнали нагороди або штрафу за свої дії. Мета – навчитися політики дій, що максимізує сумарну нагороду. На відміну від пасивного навчання на готових даних, у навчанні з підкріпленням модель виступає як агент, що діє в певному середовищі. Після кожної дії середовище повертає агенту спостереження та нагороду – числовий показник успішності дії. Агент прагне отримувати більше нагороди і менш штрафів, тому з часом вчиться через проби та помилки діяти оптимально.

Ключовий цикл: стан $\rightarrow$ дія $\rightarrow$ нагорода $\rightarrow$ оновлення знань $\rightarrow$ наступний стан. Накопичуючи досвід, алгоритм Q-таблиця або нейромережа оцінює, які дії найкращі у тих чи інших станах і виробляє оптимальну політику поведінки. У підкріпленні багато алгоритмів поділяються на моделі з оцінкою цінності та політико-орієнтовані, а також методи модельні чи безмодельні. Класичний базовий алгоритм – Q-навчання (Q-learning): агент зберігає таблицю Q-значень для кожної пари стан-дія і оновлює її

за правилом Беллмана, поступово наближаючись до оптимуму. Похідний алгоритм SARSA схожий, але враховує обрану дію в наступному стані при оновленні. З появою глибокого навчання набули популярності Deep Q-Network (DQN) – нейромережева версія Q-навчання, що може працювати з великими просторами станів [112].

У навчанні з підкріпленням модель навчається шляхом взаємодії з середовищем. На кожному кроці агент перебуває в деякому стані s , виконує дію a , після чого переходить в новий стан і отримує відгук – нагороду r . Мета агента – розробити стратегію вибору дій, яка максимізує сумарну очікувану нагороду з часом. Формально це виглядає як [113]:

$$\pi^* = \arg \max_{\pi} E [\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r_{t+1} | \pi] \quad (2.15)$$

де π – стратегія (правила вибору дій), r_{t+1} – нагорода, отримана після дії в момент t , а γ^t – коефіцієнт дисконтування (який зменшує вагу далеких у майбутньому нагород). Оптимальна стратегія π – це така, що максимізує математичне сподівання дисконтованої суми винагород.

Навчання з підкріпленням надзвичайно потужне, але має свої складнощі. По-перше, воно вимагає багато спроб: агент може потребувати тисячі й мільйони епізодів, щоб наблизитися до оптимальної поведінки. Це не завжди практично, особливо якщо кожна спроба – дорога, у реальному світі випробування можуть псувати обладнання або наражати на ризик. По-друге, необхідно правильно визначити функцію нагороди: якщо винагороду задати неправильно, агент може знайти обхідний шлях, що формально максимізує її, але не відповідає справжній цілі. Стабільність навчання теж виклик: безмодельні методи RL часто страждають від нестабільності та розбіжності – невеликі зміни політики можуть призвести до різкого падіння нагород. Крім того, RL-підхід не дає гарантії оптимальності – особливо в середовищах з дуже великим простором станів агент може так і не дослідити усі можливості. Нарешті, відсутність великого датасету не означає, що RL простіший: іноді легше зібрати дані та застосувати навчання з учителем, ніж будувати симулятор для RL. Отже, навчання з підкріпленням – інструмент для специфічних задач, де

прийнятна модель “нагород і покарань”. Але саме в таких задачах як ігри, керування, рішення в реальному часі альтернатив йому мало, і воно демонструє значні результати.

2.5.4. Напівконтрольоване навчання

Напівконтрольоване навчання – це проміжний підхід, що об’єднує ідеї навчання з учителем та без учителя. Модель тренується на невеликій кількості мічених прикладів разом з великою кількістю немічених. Ідея в тому, що немічені дані допоможуть моделі краще зрозуміти структуру ознак, а небагато мічених – спрямувати цю структуру у потрібне русло. Існує кілька схем напівконтрольованого навчання.

Один із простих підходів – самонавчання: спочатку навчаємо будь-який supervised-алгоритм на невеликому міченому наборі, отримуємо модель, не ідеальну, але дещо навчена. Потім запускаємо цю модель на немічених даних, щоб вона сама спрогнозувала мітки для них так звані pseudo-labels [114]. Найбільш упевнені прогнози додаємо до навчальної вибірки як “ніби мічені” і продовжуємо донавчання моделі. Так крок за кроком модель сама себе вдосконалює, поступово залучаючи весь датасет.

Інший підхід – спільне навчання: тренуються дві різні моделі на двох різних наборах ознак одного й того ж малого міченого набору; потім кожна модель мітить невідому вибірку для іншої. Тобто моделі обмінюються найупевненішими “псевдомітками”, навчаючи одна одну. Є й алгоритми, що використовують графові методи: будують граф зв’язків між усіма зразками, вузли – приклади, ребра – міра схожості і розповсюджують мітки від кількох підписаних вузлів по графу.

Напівконтрольовані алгоритми часто додають до функції помилки спеціальні члени регуляризації, що враховують немічені дані, щоб точки з одного кластера отримували одну мітку.

Формально напівконтрольоване навчання реалізують через комбіновану цільову функцію [115]:

$$J(\theta) = \frac{1}{N_l} \sum_{i=1}^{N_l} L_{sup}(f_{\theta}(x_i), y_i) + \lambda \frac{1}{N_u} \sum_{j=1}^{N_u} L_{unsup}(f_{\theta}(x_j)) \quad (2.16)$$

де перша частина – стандартна контрольована похибка на підмножині розмічених даних розмір N_l , а друга – деякий штраф/критерій на підмножині нерозмічених даних розмір N_u . λ – визначає важливість цього додаткового критерію. В ролі L_{unsup} часто виступає регуляризація на структуру моделі: наприклад, вимога, щоб модель давала схожі прогнози для подібних за ознаками точок, навіть якщо вони не мічені, так зване припущення кластерності, або покарання за високу ентропію виходів на немічених точках, щоб модель впевнено розрізняла групи. Іншими словами, модель вчиться на мітках коли вони є, а коли їх немає – спирається на власні прогнозовані структури в даних.

Практично це дуже ефективно, для задач комп'ютерного зору чи обробки мовлення, де невідомих даних море, а мічених обмаль – це дозволяє підняти точність моделі, не ануюючи все вручну.

Напівконтрольоване навчання значно складніше у налаштуванні, ніж звичайне.

По-перше, існує ризик, що модель зробить помилки на немічених даних і сама себе навчить неправильно. Якщо псевдомітки неточні, вони можуть “збити з пантелику” алгоритм. Тому часто застосовують перевірку впевненості: модель додає лише ті псевдомітки, в яких дуже впевнена. І все одно можливе підсилення шуму: хибні припущення посилюються регуляризацією. Варто відмітити, що додавання невідповідних або занадто «чужих» немічених даних може погіршити результат порівняно з тим, щоб взагалі їх не використовувати.

По-друге, немає універсального підходу: доводиться комбінувати різні методи, підбирати ваги між помилкою на мічених та немічених даних тощо. Загалом реалізація складніша, ніж у чисто контрольованих методів.

2.5.5. Самоконтрольоване навчання

Самоконтрольоване навчання – підвид навчання без учителя, який полягає в тому, що модель сама генерує собі мітки з даних, вирішуючи допоміжне завдання

(pretext task) на основі внутрішньої структури даних. Тобто для навчання не потрібні зовнішні мітки людей – модель витягає їх із сирого контенту. Аналогічно в комп’ютерному зорі: можна закрити частину зображення і попросити модель відновити її так навчається Masked Autoencoder – вхід і “правильний вихід” беруться з одного і того ж зображення без людського маркування [116].

Самоконтрольоване навчання стало можливим завдяки глибоким нейронним мережам, які здатні вчитися з таких непрямих задач і витягувати глибинні представлення даних.

Принцип pretext → downstream: Зазвичай таке навчання поділяється на дві стадії. Спочатку вирішується pretext-завдання – штучна задача, створена з даних.

Мета – навчити модель корисних ознак, неважливо, що саме вона прогнозує під час pretext, головне – щоб вона навчилася хорошим уявленням даних.

Після цього модель або її частина використовується для основного завдання – класифікації або сегментації, але з невеликою кількістю мічених даних.

По суті, самоконтрольоване навчання навчає мережу представлень схожих до тих, що вивчили б при наявності великого міченого датасету, але без розмічених даних взагалі. Цей підхід наблизився до поняття штучного інтелекту, який навчається як дитина: дитина бачить світ (нелічені дані) і робить висновки (причинність, цілісність об’єктів) до того, як їй скажуть .

Так і модель навчають інтуїтивно розуміти структуру даних, а вже потім кількома мітками навчають її виконувати конкретну задачу [117].

$$\min_{\theta} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(h_{\theta}(x_i), T(x_i)) \quad (2.17)$$

де x_i – вихідний приклад, $T(x_i)$ функція перетворення яка витягає з x якусь приховану інформацію. Модель налаштовується мінімізувати втрату між своїм прогнозом $h_{\theta}(x_i)$ і цією прихованою інформацією $T(x_i)$

Результат порівняння методів навчання показано на таблиці 2.1.

Таблиця 2.1.

Порівняння методів навчання

Метод	Переваги	Недоліки	Складність
З учителем	Висока точність прогнозів при достатніх даних; Контрольованість; Перевірюваність; Зрозумілий критерій оптимізації; Широкий інструментарій.	Залежність від розмічених даних; Ризик перенавчання; Необхідність оновлення якщо змінюється природа даних	Помірна. Головна складність – зібрати і правильно розмітити дані.
Без учителя	Відсутність необхідності в розмічених даних. Виявляє приховані структури, сегменти, аномалії, які не були відомі заздалегідь. Можливість зменшення розмірності та очищення даних	Невизначеність результатів; Необхідність в інтерпретації результатів; Менша точність у практичних задачах. Висока чутливість до гіперпараметрів	Від середньої до високої. Потрібно експериментувати з вибором кількості кластерів, метрик схожості тощо.
З підкріпленням	Дозволяє вирішувати задачі з послідовним прийняттям рішень; Може обійтись мінімумом апріорних знань; Безперервне навчання; Гнучкість.	Складність формулювання нагороди; Необхідність у великій вибірці; Висока обчислювальна вартість; Складність гарантій безпеки; Нестабільність навчання.	Висока. Алгоритми складні у реалізації та налаштуванні. Потребує значних ресурсів для моделювання і тренування.
Напівконтрольоване	Економія на розмітці даних; Універсальність методів; Використання всіх доступних даних.	Високий ризик підтвердження хибних даних; Необхідність в наявності припущень; Висока складність в реалізації;	Вище середньої. Вимагає досвіду для досягнення хорошого результату.
Самоконтрольоване	Відсутня обмеженість в даних для навчання; Універсальність представлень; Низка потреба в розмічених даних.	Складність формування pretext-завдання; Високі вимоги до обчислювальних потужностей; Відсутність прямого контролю;	Висока. Реалізація потребує знання глибоких нейромереж, тренування на кластерах GPU/TPU.

2.6. Модель оцінювання технічного стану на основі дерев рішень з градієнтним бустингом

У напрямку автоматичної оцінки пошкоджень будівель після стихійних лих або воєнних дій часто поєднуються кілька перерахованих методів. Зазвичай використовуються глибокі нейронні мережі, навчені з учителем на розмічених

прикладах “ціла/пошкоджена будівля” чи з більш детальними категоріями руйнування.

Уже існують відкриті набори даних (xView2, DSB) із позначками рівня пошкоджень, і на них тренують нейронні мережі, що автоматично аналізують знімки великих територій. Це прискорює оцінку збитків: замість тижнів обходів і оглядів, алгоритм за години сканує місто з дрона і видає карту руйнувань. Звісно, повністю люди від цього процесу ще не відсторонені – результати потрібно верифікувати, і моделі іноді помиляються, плутаючи будівельне сміття з повним обвалом чи навпаки. Проте в нашій предметній області поєднання різних методів не є доцільним, у зв’язку з високими ризиками.

У сфері будівництва при проведенні БТЕ критично важливо, щоб модель діяла передбачувано і відповідально. Навчання з учителем забезпечує керовану поведінку моделі, яка відтворює рішення, які їй показали експерти під час навчання. Це означає, що кожен прогноз зіставляється з еталонним значенням і перевіряється його коректність. Регуляторні стандарти з безпеки програмного забезпечення побудовані за принципом “спочатку вимоги” – спочатку визначаються вихідні дані для заданих входів, і система проектується під ці вимоги.

Навчання з учителем реалізує такий підхід, коли є чіткий набір пар “вхід–вихід” для навчання моделі за специфікацією вимог. Це надає змогу проводити валідацію і сертифікацію: модель тестується на контрольному наборі випадків, щоб визначити рівень її надійності та прийнятність її застосування. На відміну від навчання з учителем, при навчанні без учителя або при навчанні з підкріпленням немає прямого способу знати, чи “правильно” працює модель, оскільки немає заздалегідь відомих правильних відповідей для перевірки. Крім того, надійність і відтворюваність результатів у навчанні з учителем зазвичай вищі. Якщо навчальні дані якісні та репрезентативні, модель робить стабільні прогнози в межах подібного розподілу даних.

Для задач оцінки пошкоджень будівель це означає, що маючи історію випадків руйнувань: фото будівель, висновки експертів про ступінь пошкодження, прогнозам навченої моделі можна довіряти, оскільки вони статистично обґрунтовані.

Навчання з учителем дозволяє закласти в модель експертний досвід і виміряти точність відтворення цього досвіду. Саме тому в критичних сферах по типу медицини, безпеки конструкцій, розробки автопілотів більшість рішень або повністю базуються на навчанні з учителем, або містять сильний компонент контролю з учителем на етапі розробки і тестування моделі.

Запропоновано застосовувати дерева рішень з градієнтним бустингом для автоматичного визначення категорії ТС об'єктів БТЕ за результатами дослідження.

Набір вхідних даних для навчання GBDT подається окремо для кожного конструктивного елемента, тобто створюються окремі ансамблі дерев.

Основні види конструктивних елементів для визначення ТС: фундамент ($i=1$), конструкції несучі ($i=2$), жорсткосна схема ($i=3$), конструкції огорожувальні ($i=4$), вузли ($i=5$) і інші можливі конструктивні елементи ($i=l$), їх кількість може бути значно більшою та залежати від об'єкту для якого проводиться експертиза і характеру пошкоджень (рис. 2.12.) [8].

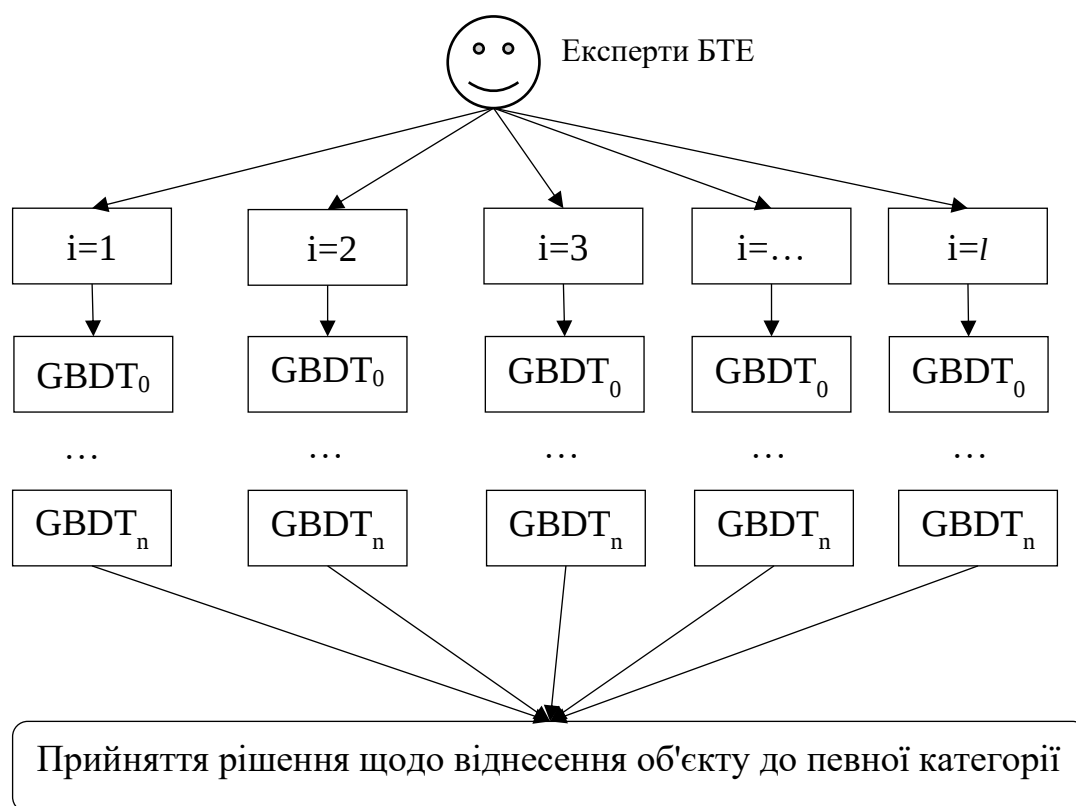


Рисунок 2.12. Структура системи

Запропонована модель являє собою ієрархічну багаторівневу систему, яка реалізує поетапне формування класифікаційного рішення щодо віднесення об'єкта до однієї з категорій технічного стану (рис. 2.13.).

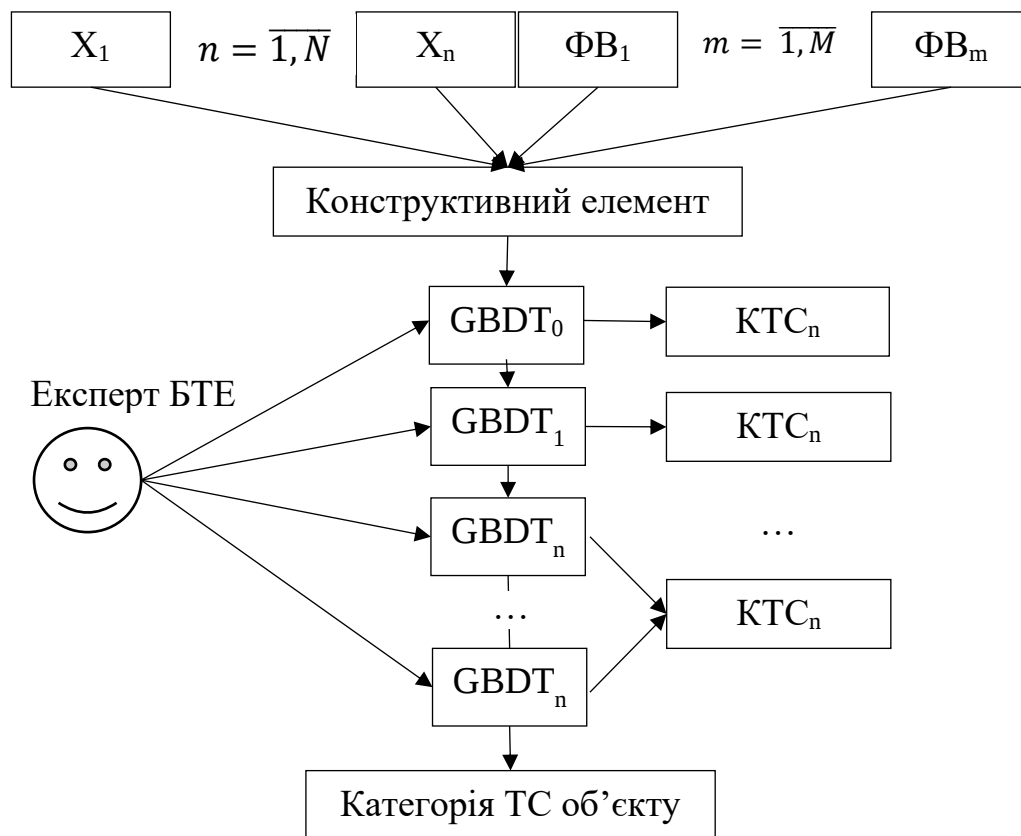


Рисунок 2.13. Модель GBDT

де: ΦB_m – Фактори впливу (від 1 до M), KTC_n – Категорія технічного стану (від I до IV), X_n – характеристика певної конструкції (від 1 до n).

Основу моделі становить GBDT, реалізований для кожного конструктивного елемента об'єкта.

Також для кожного з елементів формується вектор вхідних ознак:

$$\vec{X}_i = (\overline{{}^iX_1}; \dots; \overline{{}^iX_J}) \quad (2.18)$$

де: i – номер елемента; N – кількість дерев; J – кількість термів або показників, які показують стан конкретного елемента згідно до ДСТУ.

Після навчання на окремих елементах ці ансамблі потрібно об'єднати для визначення ТС об'єкта в цілому [18].

На вхід системи надходить множина ознак пошкоджень для кожного i -го конструктивного елемента. Ці ознаки поділяються на:

- Базові пошкодження: тріщини, деформації, корозія, зношення, розхитування;
- Фактори впливу НС: температура, тиск, вибухове навантаження, сліди пожежі, удар зброї, проникнення води та інші зовнішні деструктивні впливи.

Для кожного елемента i формується окремий набір ознак, який подається на вхід $GBDT_i$

- $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ – множина конструктивних елементів об'єкта БТЕ;
- $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}$ – множина характеристик чи ознак пошкоджень елемента e_i ;
- $F = \{f_1, f_2, \dots, f_m\}$ – множина додаткових факторів впливу НС, які можуть бути загальними як для об'єкта так і для елемента;

На вхід моделі подається об'єднаний вектор ознак:

$$Z_i = X_i \cup F_i, \quad i = 1, \dots, l \quad (2.19)$$

де $F_i \subseteq F$ – фактори, що стосуються елемента e_i .

Для кожного e_i будується ансамбль дерев:

$$GBDT_i = \sum_{t=1}^T \lambda_t h_t(Z_i) \quad (2.20)$$

де: h_t – окреме дерево (слабкий учень), T – кількість ітерацій, λ_t – ваговий коефіцієнт ітерації.

Кожна модель $GBDT_i$ генерує прогноз класу технічного стану:

$$y_i = GBDT_i(Z_i) \quad y_i \in Y = \{I, II, III, IV\} \quad (2.21)$$

Висновки до розділу 2

1. Опрацювання інформаційних ресурсів і інтелектуальних систем підтримки будівельно-технічних експертиз різного призначення визначило потенціал таких систем, який доцільно застосувати до подальшого вдосконалення і адаптації до сучасних умов.

2. Обґрунтовано доцільність вдосконалення процесу виконання будівельно-технічних експертизи шляхом впровадження в процес оцінки технічного стану машинного навчання та визначено вимоги до моделі.

3. З'ясовано, що використання ансамблевого методу на основі дерев рішень з градієнтним бустингом при оцінюванні технічного стану об'єктів будівельно-технічних експертизи, на відміну від нейромережевого підходу є легшою в реалізації та впровадженні в діяльність експертів завдяки високому рівню інтерпретованості і контрольованості, оскільки експерт має обґрунтовувати своє рішення в юридично значимому контексті. Важливою складовою запропонованого підходу є застосування навчання з учителем. Цей тип навчання забезпечує можливість створення моделі на основі навчального набору з відомими мітками категорій технічного стану. У контексті задачі будівельно-технічної експертизи, навчання з учителем є найдоцільнішим, оскільки дає змогу використовувати накопичений експертний досвід у формалізованому вигляді та поступово вдосконалювати модель у міру накопичення нових навчальних даних.

4. Запропонована модель GBDT як основний засіб класифікації технічного стану об'єкта дозволяє враховувати множину вхідних ознак і факторів впливу на кожен конструктивний елемент, з наступною агрегацією результатів на рівні об'єкта. Передбачено поетапне формування рішень на основі даних експертизи, з урахуванням ознак пошкоджень та впливів, у тому числі спричинених бойовими діями.

Основні наукові результати по даному розділу опубліковані у працях [2, 8, 93, 123].

РОЗДІЛ 3. ФОРМАЛІЗАЦІЯ ПРОЦЕСУ ОЦІНЮВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ОБ'ЄКТУ БУДІВЕЛЬНО-ТЕХНІЧНОЇ ЕКСПЕРТИЗИ

У розділі обґрунтовано необхідність розвитку онтологічного підходу домену будівельно-технічної експертизи; формалізовано і структуровано основні об'єкти онтології системи; описано основні етапи створення онтології; розроблено таксономічний ряд, у якому визначено класи об'єктів, конструктивні елементи, типи пошкоджень, множини факторів впливу та джерела нормативно-правової бази; спроектовано архітектуру і концептуальну модель інформаційної системи підтримки будівельно-технічної експертизи; описано основні модулі системи і взаємозв'язок між ними; показано результатами роботи цих модулів; формалізовано можливі типи пошкоджень будівельних конструкцій та їх відображення у вигляді нечітких термів лінгвістичних оцінок; показано формалізацію експертного висновку щодо можливого впливу певного виду зброї що відтворюється лінгвістичною оцінкою вихідної змінної;

3.1. Понятійних апарат онтології

Онтологія в інформаційних технологіях – це структуроване, формалізоване представлення знань про певну предметну область [118].

Вона описує, які об'єкти існують, які властивості мають, як пов'язані між собою і які обмеження чи правила діють у цій системі. В загальному онтологія це не просто словник термінів, а структурована карта знань, яка дозволяє системі: розуміти предметну область, обробляти зв'язки між поняттями, здійснювати логічні висновки і автоматизувати аналіз, оцінку чи прогнозування [93, 119].

Такий підхід дозволяє:

- підвищити інтеперабельність даних між різними інституціями;
- здійснювати автоматизований висновок на основі логіки класів і правил;
- підтримувати узгоджену маніпуляцію і аналіз даних експертами.

Онтологія будується з таких компонентів [93, 120]:

- Домен – предметна область, яку описує онтологія;
- Концепт (поняття, клас) – конкретний елемент знань, який формалізується в рамках обраного домену;
- Підклас (спеціалізоване поняття) – поняття, яке деталізує або звужує зміст батьківського поняття;
- Індивід (об’єкт) – конкретний представник певного класу;
- Властивість (атрибут, відношення) – характеристика або зв’язок між поняттями;
- Таксономія (ієрархія) – структуроване упорядкування понять за принципом «загальне → конкретне»;
- Аксиома (логічне правило) – формальне твердження, що описує обмеження або закономірність між об’єктами;
- Описова логіка – формальна логічна база для побудови онтологій;
- Онтологічна модель – сукупність класів, властивостей, зв’язків і правил у рамках одного домену.

Розробка онтології передбачає такі етапи [93]:

1. Визначення мети і призначення онтології;
2. Визначення домену і області застосування;
3. Визначення цільової аудиторії і користувачів;
4. Побудова таксономічного ряду;
5. Визначення типів відношень між поняттями;
6. Визначення джерел знань;
7. Вибір формату подачі і інструменту моделювання.

Відповідно до задач поставлених в дисертаційному дослідженні метою онтології буде автоматизоване формування експертних висновків. Призначення онтології полягає в поясненні результатів роботи моделі. Доменом в дисертаційній роботі є будівельно-технічна експертиза, областю застосування є інформаційна система підтримки БТЕ. Користувачами онтології є експерти, які проводять оцінку ТС, надають висновок і рекомендації щодо подальшої експлуатації, ремонту,

реконструкції чи демонтажу. Експерти також оцінюють рівень пошкодження об'єктів, пріоритизують їх відновлення, уточнюють апріорні правила і таким чином формують аксіоми і описову логіку онтології системи підтримки БТЕ [93].

Таксономічний ряд виглядає наступним чином (рис. 3.1.):

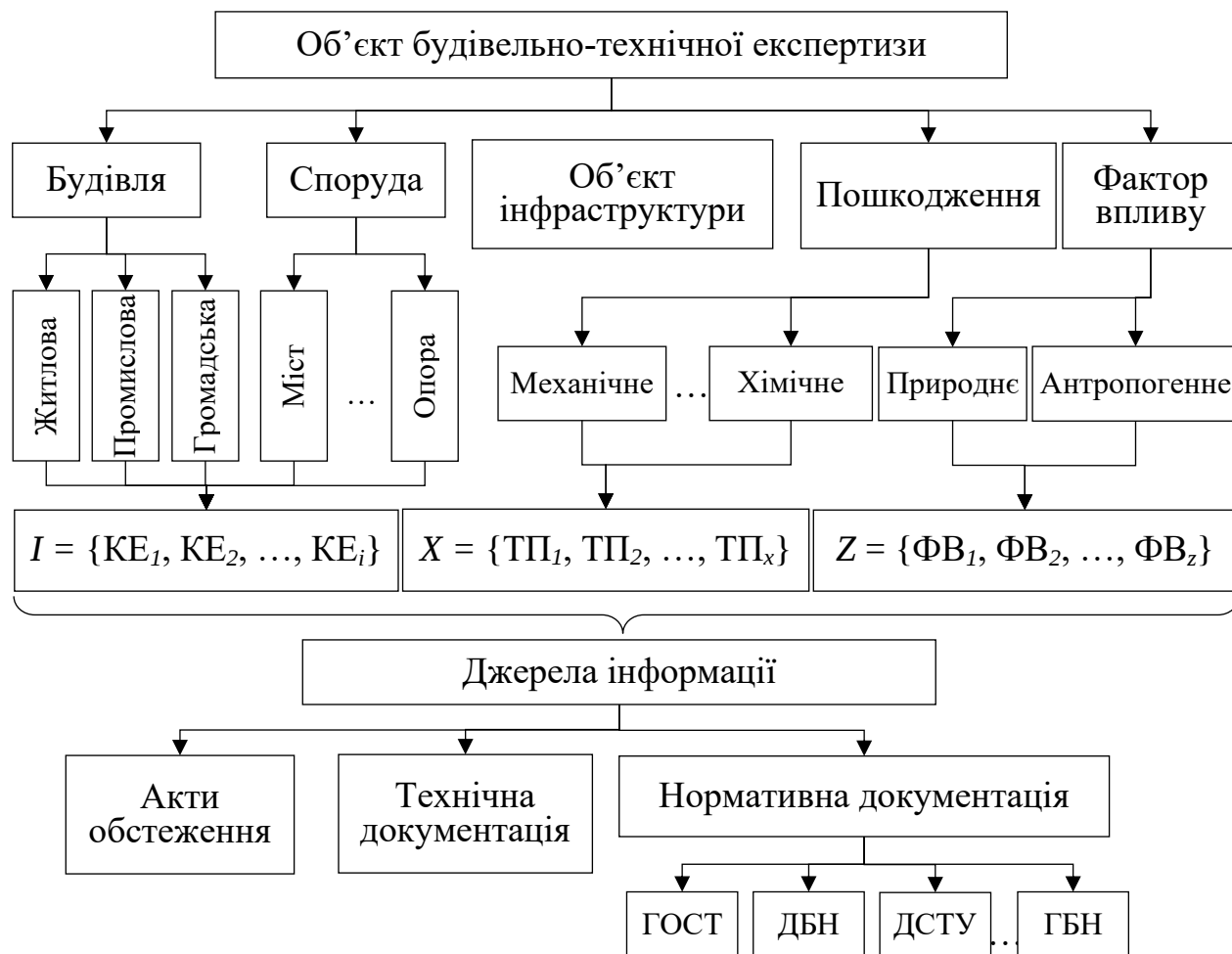


Рисунок 3.1. Фрагмент таксономічного ряду «Об'єкт БТЕ» [93]

На рис. 3.1. і надалі прийняті такі скорочення і позначення: I – множина конструктивних елементів, X – множина типів пошкоджень, Z – множина факторів впливу, TP_x – x -ий тип пошкодження, KE_i – i -ий конструктивний елемент, $ФВ_z$ – z -ий фактор впливу.

Хоча онтологія забезпечує чітке формалізоване представлення знань у предметній області БТЕ, сучасні виклики, пов'язані з великою кількістю об'єктів, різноманітністю пошкоджень і неповнотою інформації, що вимагає додаткових

інструментів адаптивного аналізу. Формування, інтеграція і формалізація об'єктів і концептів онтології на даному етапі дослідження передбачає участь спеціалістів будівельної галузі.

На рис. 3.2. показано деталізований фрагмент концепту онтології і запропоновано такі скорочення та позначення [2]: ФО – фізичний об'єкт; ТО – тип об'єкта; ІМ – інформаційна модель; ЗМ – засоби моделювання; НС – навколишнє середовище; УК – універсальний класифікатор; УМ – умови; ТЗ – технічне завдання; МоМе – моделі і методи; ОМ – обмеження; ЗУ – зовнішні умови; ВЕС – вплив на екосистему; СУ – суспільні умови; ПрУ – природні умови; СЕД – система електронного документообігу.

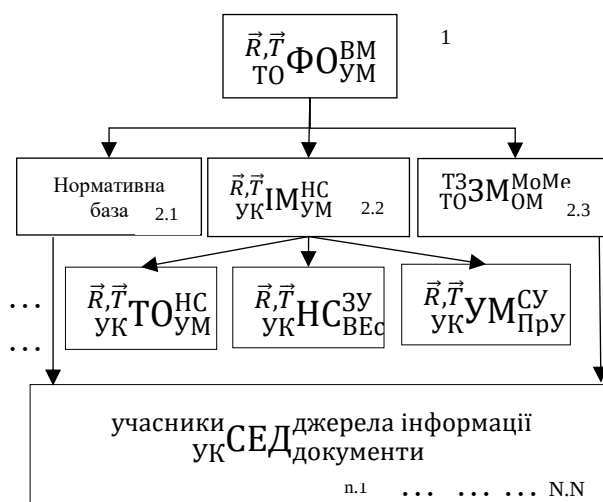


Рисунок 3.2. Фрагмент онтології об'єкту БТЕ [2]

Множина факторів впливу НС які можуть спричинити пошкодження ($\vec{Z}$), запропоновано розподілити на 3 типи внутрішніх змінних, а саме:

$$\vec{Q} = (Q(P); Q(W); Q(\bar{W})) \quad (3.1)$$

де: Q – природні (P) і антропогенні ($\bar{P}$) фактори впливу НС; W – вплив зброї [8].

Рис. 3.3. показує структурований фрагмент онтології до якого відносяться фактори впливу навколишнього середовища (НС) [8]. На даному рисунку для формалізації об'єктів онтології запропоновано такі скорочення і позначення:

- ID – ідентифікатор об'єкту;
- $\vec{R}(x, y, z)$ і $\vec{T}(t_0; \Delta t)$ – просторова і часова координати;

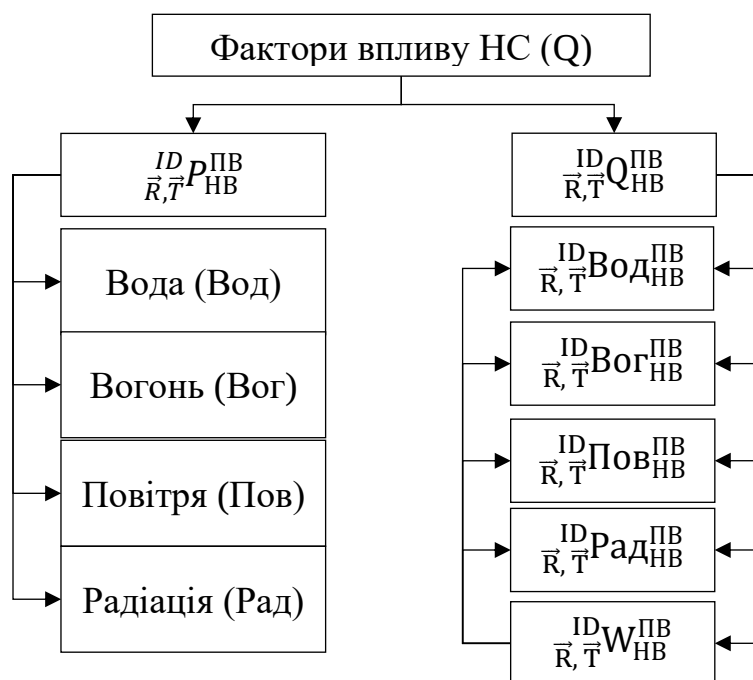


Рисунок 3.3. Фрагмент концепту онтології впливів НС [8]

Фрагмент онтології показує що існує велика кількість факторів які впливають на ТС об'єктів БТЕ, при тому що вони поділяються на природні і антропогенні. Даний фрагмент показує що на сьогоднішній день природні фактори впливу можуть бути викликані наслідками проведення бойових дій та впливу зброї [121].

Удосконалення системи створення онтології передбачає покращення різних етапів її структури (рис. 3.4.) [122].

Спочатку збираються необроблені дані, пов'язані з конкретними об'єктами, що становлять інтерес, і зберігаються в базі даних, яка слугує фундаментальним сховищем. Потім ці дані підлягають здобуттю знань, де вони аналізуються і обробляються для вилучення значущої інформації. Цей процес може включати ручну курацію експертів, автоматизовані алгоритми інтелектуального аналізу даних або їх поєднання.

Після цього отримані дані часто організовують у таблиці або інші структуровані формати на етапі "Таблиця/вид".

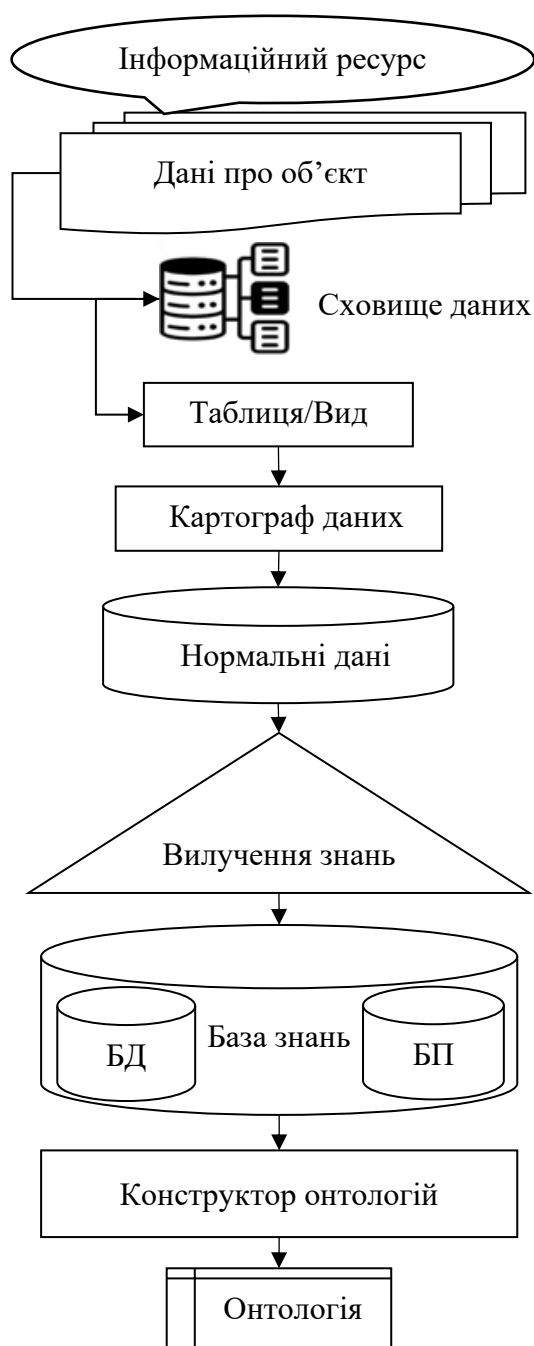


Рисунок 3.4 Структура системи створення онтології [122, 123]

Цк полегшує їх візуалізацію, редагування, виявлення закономірностей та невідповідностей.

Потім дані опрацьовуються картографом, який переводить структуровані дані в нормалізований формат, забезпечуючи дотримання певних стандартів і роблячи їх однорідними для більш складної обробки.

Після нормалізації дані проходять етап вилучення знань, на якому визначаються правила і взаємозв'язки за допомогою методів машинного навчання, обробки природної мови або статистичного аналізу. На основі цих знань формуються чіткі правила на етапі формування правил, які допомагають структурувати знання в цілісну систему.

Новостворені правила і збагачені дані потім зберігаються у спеціалізованій базі знань разом з базою правил, пристосованою для підтримки складних запитів і аналітики. Нарешті, конструктор онтологій використовує ці ресурси для створення онтології, яка описує категорії та взаємозв'язки в даних. Кінцевим продуктом є структурована онтологія, що

покращує інтероперабельність даних, обмін ними та їх повторне використання у таких додатках, як семантичні веб-сервіси, ШІ і інформаційно-пошукові системи.

Кожен з цих компонентів і процесів відіграє життєво важливу роль у перетворенні необроблених даних у структуровану онтологію, яка може бути використана для покращення розуміння та прийняття рішень у різних сферах застосування.

Відповідно до цього на даному етапі можемо виділити такі цілі які має реалізувати наша система:

- Автоматизувати виведення правил для оцінювання технічного стану пошкоджених об'єктів інфраструктури шляхом знаходження та використання ефективних рішень, зокрема тих, що застосовують методи штучного інтелекту;
- Оцифрувати руйнування та пошкодження об'єктів, щоб побудувати покроковий план відновлення.
- Забезпечити відповідні державні установи, будівельні організації та інвесторів інформацією про стан пошкоджених населених пунктів або окремих об'єктів з метою формування концепції їх відновлення [122 – 123].

3.2. Архітектура системи підтримки БТЕ

На рис. 3.5. показано загальну архітектуру системи підтримки будівельно-технічної експертизи – це багатокомпонентна система, що забезпечує автоматизацію процесів оцінки технічного стану будівель та споруд, підтримку прийняття рішень та управління знаннями.

Система побудована за модульним принципом і включає кілька ключових компонентів, кожен з яких виконує специфічні функції та взаємодіє з іншими частинами системи.

Фронтенд або ж інтерфейс користувача є основною точкою взаємодії користувачів із системою. Він дозволяє користувачам отримувати доступ до функцій системи, переглядати результати аналізу, формувати звіти та працювати з інструментами управління правилами. Бекенд або ж серверна частина є основним обчислювальним центром системи. Вона приймає запити від користувачів через інтерфейс користувача, обробляє їх та забезпечує взаємодію з іншими модулями системи. API (Application Programming Interface) є інтерфейсом для зв'язку між компонентами системи та іншими зовнішніми програмами.

Онтологія – це формалізована модель знань, що містить визначення типів об'єктів, типів пошкоджень, впливів, методів обстеження та нормативів.

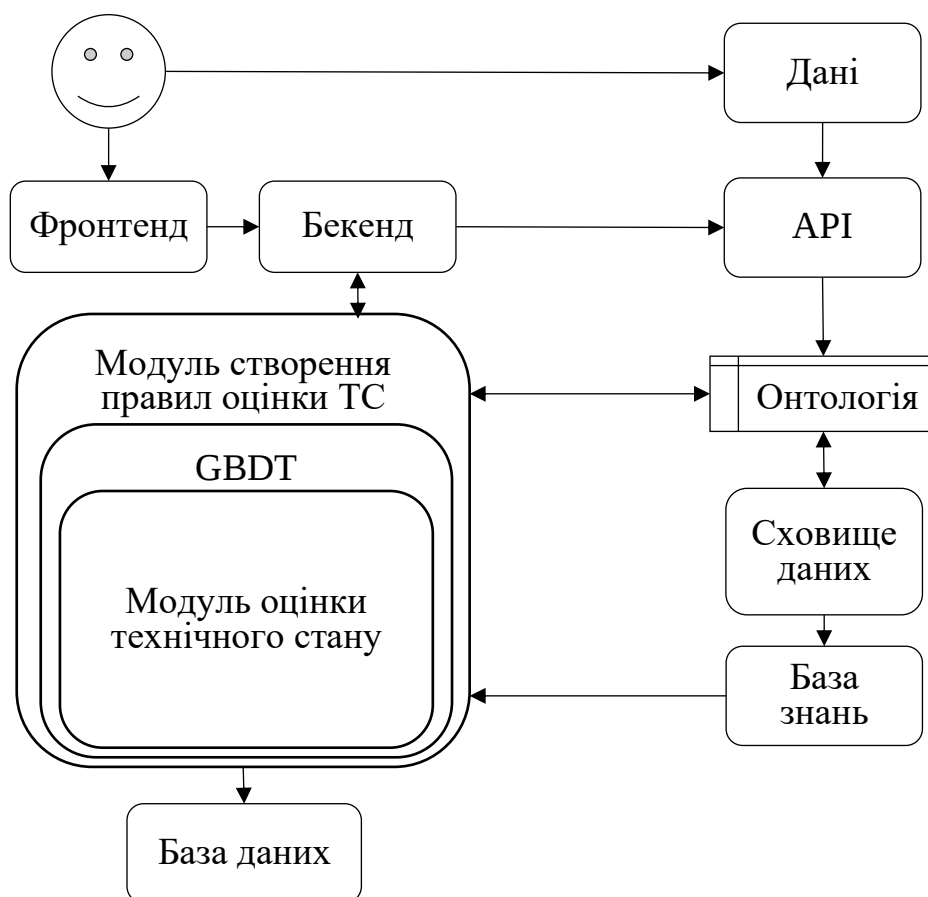


Рисунок 3.5. Загальна архітектура інформаційної системи підтримки БТЕ

Онтологія забезпечує семантичну узгодженість термінів у системі та підтримує логічний аналіз даних. Онтологія використовується при формуванні правил оцінки, інтерпретації результатів та автоматизації процесів обробки даних.

Сховище даних – це централізоване сховище, яке зберігає всі дані системи, включаючи історію обстежень, звіти, документи та мультимедійні файли. База даних є основним сховищем інформації про об’єкти експертизи, їхній стан, результати обстежень та інші дані.

База знань містить всі створені правила оцінки стану, визначені експертами, це може бути набір умов, логічних виразів та шаблонів, що застосовуються під час оцінки технічного стану об’єктів. База знань інтегрується з онтологією та модулем створення і керування правилами, що дозволяє системі автоматично застосовувати знання при аналізі даних.

Узгоджена робота всіх цих модулів дозволяє системі автоматизувати процеси будівельно-технічної експертизи, стандартизувати висновки, підтримувати пояснюваність результатів та зберігати історію змін.

На рис. 3.6. показано концептуальну модель системи підтримки БТЕ після впровадження в систему підтримки процесу відновлення об'єктів нерухомості.

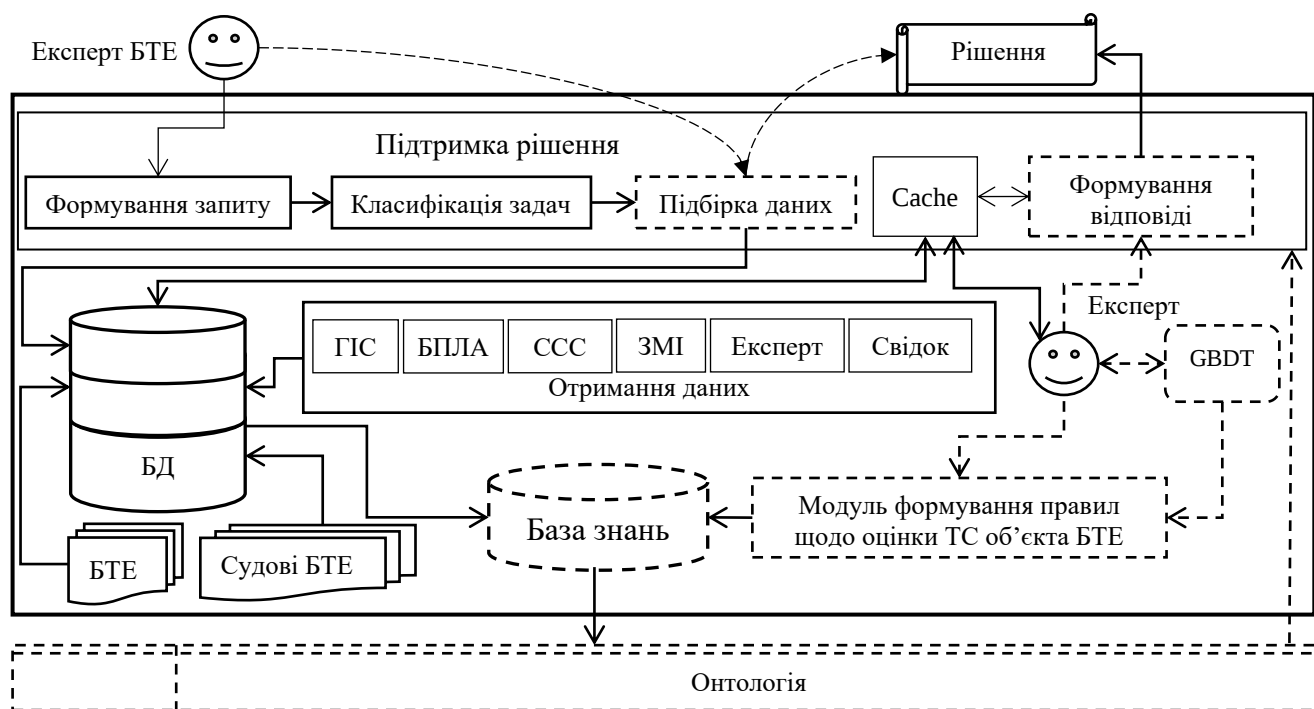


Рисунок 3.6. Концептуальна модель системи підтримки БТЕ [124]

Основними користувачами системи є експерти, які виконують БТЕ. Штриховими лініями на рисунку відображено їх операційну діяльність, що включає збір і обробку даних та формування висновку. В даний момент всією роботою займаються експерти, починаючи від підбору даних з бази даних, в якій зберігають висновки, нормативно-правова база і вся наявна інформація необхідна для експерта закінчуючи формуванням відповідного рішення. Дані отримуються з множини різних ресурсів, показаних на рисунку, і тих, що є у базі даних. До таких ресурсів належать портали Дія, Єдина державна електронна система у сфері будівництва, RebuildUA.

Після чого за раніше сформованими правилами через базу знань формуватиметься рішення про оцінку технічного стану об'єкта БТЕ в цілому навченими деревами рішень з градієнтним бустингом. Основна задача спростити

діяльність експерта до того щоб при користуванні даною системою експерт міг просто підібрати дані і отримати рішення відносно ТС і сформулювати рішення.

Для того, щоб система підтримки працювала, її база даних повинна бути заповнена даними про об'єкт, відтворюючи інформацію, отриману з різних джерел і зафіксовану експертами щодо [121]:

- Ідентифікатор: обов'язковий унікальний ідентифікатор для кожного об'єкта.
- Місцезнаходження: координати, місто, вулиця.
- Тип і призначення об'єкта: : адміністративні будівлі, лікарня, школа, споруди, житловий будинок тощо.
- Властивості забудованої території.
- Опис пошкоджень: детальний опис пошкоджень, яких зазнала споруда.
- Тяжкість пошкоджень: класифікація тяжкості пошкоджень (незначні, помірні, значні, аварійні).
- Причини пошкодження: причина(и) пошкодження (бомбардування, обстріл, пожежа тощо).
- Джерело інформації: джерело інформації про пошкодження (безпілотні літальні апарати, супутникові системи спостереження, повідомлення ЗМІ, свідок).
- Ім'я контакту: ім'я контакту, пов'язане зі структурою або інформацією про пошкодження.
- Роль контакту: роль контакту (експерт, свідок).
- Організація контакту: організація, з якою пов'язаний контакт, якщо це можливо.
- Тип і характер пошкодження об'єкта.
- Причини появи пошкодження/знищення об'єкта.

Рис. 3.7. наглядно відображає процес отримання та обробки даних.

При застосуванні моделей класифікації в будівельно-технічній експертизі важливо враховувати специфіку даних і предметної області.

Задача полягає в розподілі об'єктів на 4 категорії технічного стану (табл. 3.1) .

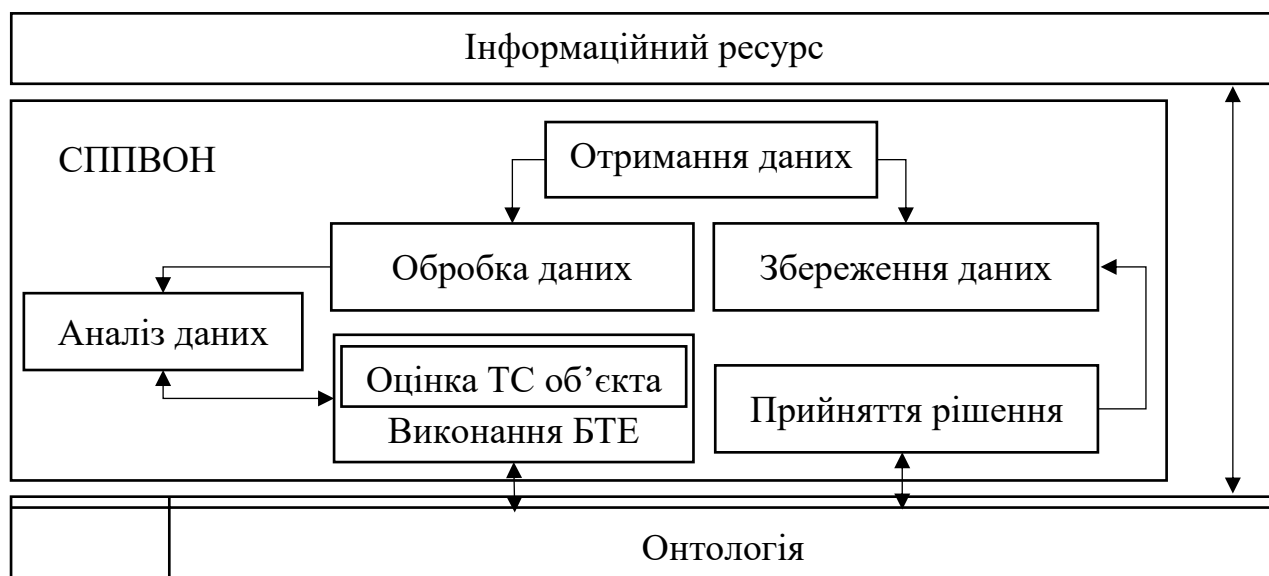


Рисунок 3.7. Схема отримання даних

Таблиця 3.1

Категорії технічного стану будівельних конструкцій та об'єктів [5]

Технічний стан	Оцінка	Необхідні дії
«1» Нормальний (справний)	Фактичні зусилля в елементах та перерізах конструкцій не перевищують допустимих за розрахунком	
«2» Задовільний (працездатний)	За експлуатаційними якість конструкція відповідає категорії технічного стану «1», але є часткові відхилення від вимог проєкту	Заходи захисту конструкції та дотримання вимог щодо його використання.
«3» Не придатний до нормальної експлуатації (обмежено працездатний)	Не відповідає категоріям «1» та «2» щодо несучої здатності або нормальної реалізації захисних функцій	Виконати ремонт, підсилення або заміну конструкцій
«4» Аварійний	Порушені вимоги першої групи граничних станів (або неможливо запобігти цим порушенням), і аналіз дефектів та пошкоджень з перевіреними розрахунками показує неможливість гарантувати цілісність конструкції до проведення її ремонту, підсилення чи заміни.	Негайно унеможливити перебування людей у зоні можливого обвалення та/або вжити заходів до проведення ремонту, підсилення, заміни конструкції або до ліквідації об'єкта

Оснoву вхiдної iнформації складають результати технiчного обстеження об'єктiв нерухомостi, зазвичай це данi двох видiв: кiлькiснi показники та якiснi оцiнки стану. До кiлькiсних належать: геометричнi параметри, розмiри дефектiв, результати випробувань матерiалiв, фiзико-хiмiчнi показники. Якiснi данi – це описовi ознаки: наявнiсть чи вiдсутнiсть певних видiв дефектiв, категорiї ґрунтiв основи, конструктивна схема будiвлi, тип матерiалiв, iсторична iнформацiя. В сучасних умовах також можуть використовуватися данi з систем монiторингу – датчики вiбрацiї, нахилу, осiдань, що дають часовi ряди вимiрiв.

Для побудови моделi класифiкацiї експерти вибирають суттєвi ознаки, якi найкраще характеризують ТС до яких вiдносяться:

– Фiзичний знос – iнтегральний показник, що оцiнює ступiнь втрати початкових властивостей конструктивних елементiв (табл. 3.2), розраховується експертно на основi сукупностi дефектiв i пошкоджень. Для кожного конструктивного елементу може бути свiй вiдсоток зносу, а потiм виводиться загальний стан будiвлi.

Таблиця 3.2

Оцiнка ТС об'єкта будiвництва за ступенем фiзичного зносу [25, 27]

Фiзичний знос, %	Стан об'єкта	Загальна характеристика стану об'єкта будiвництва
До 20	Добрий	Пошкоджень i деформацiй немає. Окремi несправностi, що не впливають на експлуатацiю елемента i усуваються пiд час ремонту
21-40	Задовiльний	Елементи будiвлi в цiлому придатнi для експлуатацiї, але потребують ремонту, що найдоцiльнiший на цiй стадiї
41-60	Незадовiльний	Експлуатацiя елементiв будiвлi можлива лише при умовi проведення їх ремонту
61-80	Ветхий	Стан несучих конструктивних елементiв аварiйний, а не несучих – дуже ветхий. Обмежене виконання об'єктом своїх функцiй можливе при проведеннi охоронних заходiв або повнiй заміні цих елементiв.
Понад 80	Непридатний	Елементи будiвлi знаходяться у зруйнованому виглядi

- Наявність наскрізних тріщин у стінах, осідання фундаменту понад граничні значення, корозія арматури в балках понад певний відсоток площі перерізу, відшарування бетону захисного шару, деформація колон (вигин, нахил). Такі дефекти відразу сигналізують про серйозні проблеми та схиляють класифікацію до класів 3 або 4.

- Експлуатаційні показники – перевищення фактичних напружень в елементах над допустимими у відсотках, перевантаження перекриттів (коефіцієнт використання несучої здатності > 1), величина прогинів або осідань порівняно з нормою. Якщо ці показники виходять за межі норм, стан не може бути нормальним чи навіть задовільним.

- Ознаки деградації матеріалів – ступінь руйнування цегляної кладки, глибина карбонізації бетону, наявність грибка, гнилі у дерев'яних елементах. Ці фактори впливають на довговічність і також враховуються.

- Інженерно-геологічні умови – тип ґрунту і рівень ґрунтових вод. Якщо будівля на просадному ґрунті, що був перезволожений – це міг бути чинник деформацій, тож стан може бути гіршим. Відомий індекс інженерно-геологічних елементів може входити як ознака.

- Вік та збереженість будівлі – число років експлуатації, наявність капремонтів. Старі будівлі схильні мати більше зносу, але ця ознака допоміжна – визначальним є саме ТС за дефектами, а не вік сам по собі.

Збір даних про стан конструкцій – трудомісткий процес, що має ряд особливостей: по-перше, неповнота та неточність даних, не всі дефекти можуть бути виявлені при огляді, деякі приховані в конструкціях, інші проявляються лише під навантаженням.

Часто експертні оцінки мають суперечливий характер – один експерт може класифікувати тріщину як незначну, а інший як помірну, це призводить до невизначеності в даних. Можливі такі випадки, коли окрема ознака не однозначно вказує на категорію: ряд дефектів можуть відповідати одразу двом технічним станам. У випадку якщо тріщина шириною 5 мм в несучій стіні за одними нормами ще

допустима, то це стан 2, а за іншими критеріями вже відносить елемент до стану, близького до непридатного і це вже стан 3.

Одна з вимог до моделі це стійкість до таких неоднозначностей – тут застосовується нечітка логіка для врахування “розмитих” кордонів між станами. По-друге, різнорідність і розподіленість даних. Інформація про об’єкт міститься в технічних звітах, кресленнях, фото, таблицях вимірів, для використання в алгоритмах машинного навчання усе це потрібно оцифрувати і звести до єдиної структури даних. На практиці відсутність єдиної системи такої як BIM-моделі для старих будівель значно ускладнює автоматизацію. Частина даних доводиться вводити вручну, що часто може викликати помилку через людський фактор.

Третя проблема – малий обсяг доступних даних та дисбаланс класів. Аварійних будівель які відносяться до стану 4 у реальності менше, більшість об’єктів задовільні, нормальні або повністю зруйновані. Це означає, що навчальна вибірка може бути незбалансованою: багато прикладів класу “Нормальний” і дуже мало – “Аварійний”. Стандартні алгоритми можуть навчитися добре розпізнавати поширені класи і пропускати рідкісні. Для вирішення цього застосовуються спеціальні методи – генерація синтетичних прикладів аварійних випадків, або ж використання метрик і втрат, стійких до дисбалансу до таких можна віднести, збільшення ваги помилки на аварійному класі. Останнє, шумність і стохастичність впливів.

Будівля – складна інженерна система, на яку впливає навколишнє середовище: температура, вологість, осідання ґрунтів, вібрації від транспорту та інші (рис. 3.3.). Деякі виміряні параметри можуть коливатися у часі. Одноразовий огляд фіксує стан на певний момент, що може не повністю відображати гірші сценарії. Тому дані містять шум, а модель повинна бути робастною: небажано, щоб незначні варіації різко змінювали класифікацію.

Ансамблеві методи, усереднюють вплив окремих ознак і зменшують ризик перенавчання на шумних даних. Отже, побудова надійної системи класифікації стану будівель вимагає ретельної роботи з даними: експертного відбору ознак, очищення та заповнення пропусків, врахування нечіткості критеріїв і балансу вибірки.

В ідеалі поєднуються знання людини-експерта, який підказує релевантні фактори і межі норм та здатність алгоритмів виявляти складні взаємозв'язки в масиві даних.

3.3. Нечітко-множинний підхід до формування бази знань системи оцінювання технічного стану об'єктів БТЕ

Задачами які покладені на систему є створення нових та модифікація існуючих правил, використовуючи зворотній зв'язок із експертом, що використовує систему підтримки БТЕ. Такий підхід з часом дозволить досягти достатньо високого рівня точності оцінки шляхом коригування існуючих нечітких правил, створення нових і генерації додаткових лінгвістичних змінних, параметрів будівлі, що впливають на оцінку її стану. Фактично – у системі підтримки БТЕ представлено навчання із учителем, при чому одночасне використання нечітких правил дозволить досягти високої точності в специфічних задачах, таких як оцінка технічного стану об'єктів (рис. 3.8.).

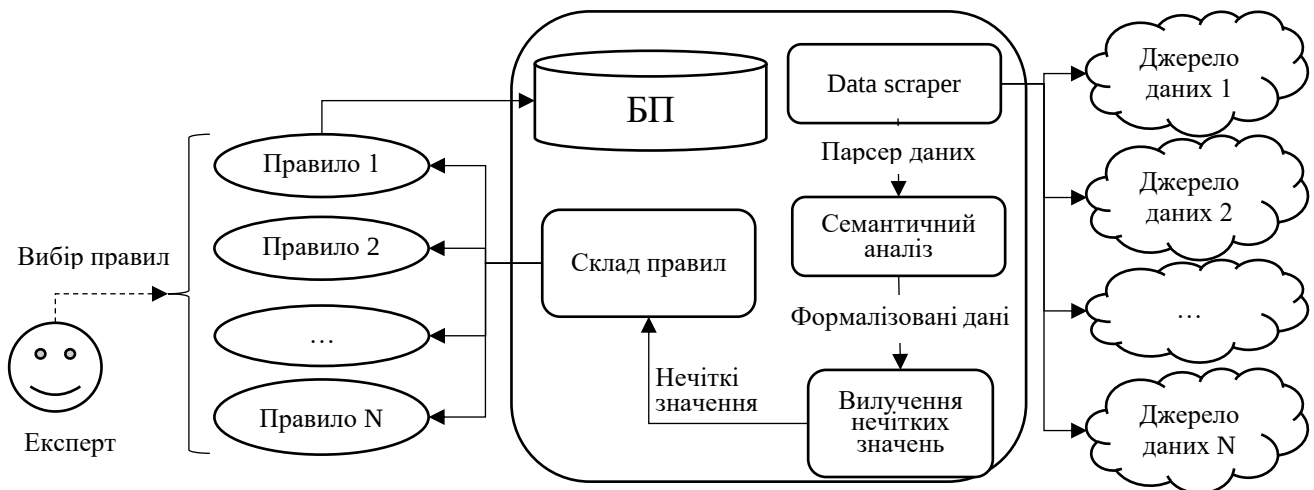


Рисунок 3.8. Модуль створення правил оцінки технічного стану об'єктів

Основною задачею цього модуля є формування правил, згідно з якими буде функціонувати система оцінювання технічного стану об'єкта експертизи. Ключова ідея, яка дозволить автоматично вирішувати цю задачу, полягає в порівнянні вже

існуючих формалізованих експертних оцінок технічного стану відповідного об'єкта з нечіткими значеннями, отриманими в результаті роботи модуля підбору нечітких значень.

Основна ідея полягає в тому, щоб забезпечити процес навчання із використанням вже існуючої бази знань, до якої входять їх технічна документація, вже здійснені оцінки технічного стану, співставлення цих даних із медіа файлами.

Наразі база знань системи формується на основі технічної документації, проведених оцінок, порівняння цих оцінок з даними медіафайлів щодо факторів, які впливають на об'єкт експертизи.

Модуль вилучення нечітких значень – це компонент системи, призначений для інтерпретації та кількісної оцінки інформації, згенерованої модулем семантичного аналізу. Застосовуючи принципи нечіткої логіки, цей модуль перетворює якісні описи та комплексні дані будівлі у нечіткі значення, які представляють різні аспекти стану будівлі [124]. Ці нечіткі значення дозволяють створювати нові нечіткі правила для системи оцінки технічного стану будівель шляхом аналізу вже існуючих експертних оцінок.

Модуль вилучення нечітких значень безпосередньо взаємодіє з модулем семантичного аналізу, використовуючи його структуровані вихідні дані, такі як текстові анотації, анотації ЗМІ та графи знань, як вхідні дані для генерації нечітких значень. Модуль збирає ключові атрибути та інформацію, визначені модулем семантичного аналізу, включаючи як якісні описи, так і кількісні метрики.

Модуль використовує нечітку логіку для інтерпретації вхідних даних, що дозволяє впоратися з невизначеностями різної природи, притаманними задачі оцінки технічного стану будівель, споруд і об'єктів інфраструктури. Для кожного релевантного атрибуту об'єкта обстеження такого як структурна цілісність, відповідність вимогам безпеки, естетична привабливість нечіткі множини пов'язані з відповідними функціями приналежності. Ці функції відображають якісні оцінки або числові значення в нечіткі значення такі як «низький», «середній», «високий». Модуль вилучення нечітких значень може використовувати набір попередньо визначених нечітких правил, які, в свою чергу, можуть комбінувати інші вхідні дані:

результати експертного оцінювання чи візуальні докази, щоб генерувати нові нечіткі значення.

Модуль будує загальну оцінку на основі декількох критеріїв, беручи до уваги кілька атрибутів одночасно, щоб отримати композитне нечітке значення для об'єкта в цілому. Це дозволить отримати цілісну оцінку, яка відображає взаємодію між різними факторами. У цьому контексті важливо, що різні атрибути можуть бути зважені відповідно до їхньої важливості в загальній оцінці. Структурна цілісність може мати більшу вагу, ніж естетична привабливість, при визначенні загального стану будівлі (рис. 3.9.).

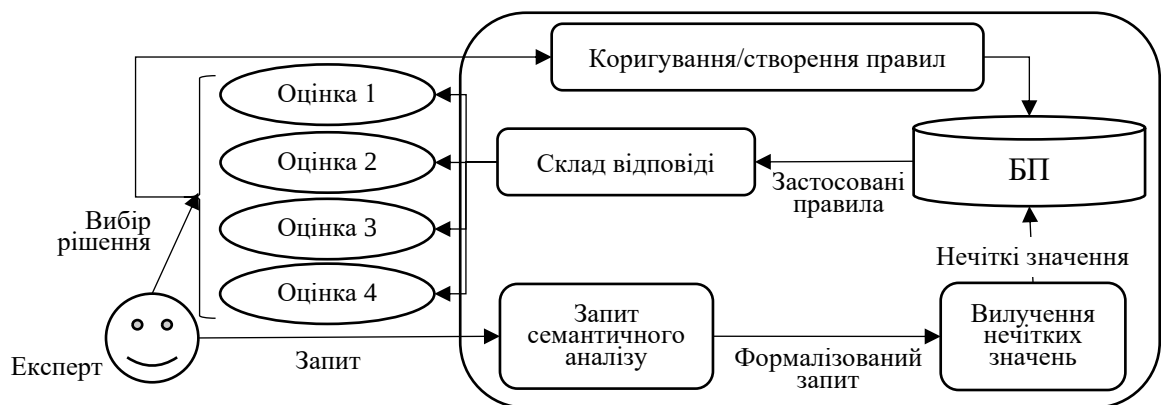


Рисунок 3.9. Схема оцінки технічного стану об'єктів БТЕ

Результатом роботи цього модуля є набір витягнутих нечітких значень, отриманих з даних, що є результатом роботи модуля семантичного аналізу, а також набір додаткових складних нечітких значень і лінгвістичних змінних, отриманих шляхом застосування додаткових нечітких правил.

Для забезпечення керованості процесу навчання система підтримки БТЕ повинна передбачати можливість взаємодії з експертом таким чином, щоб він мав можливість переглядати згенеровані нечіткі правила та всі необхідні додаткові матеріали, які були проаналізовані в процесі створення конкретного правила.

Пошкодження спричинені саме внаслідок бойових дій можуть бути різними, за даними проведених обстежень у [125] було систематизовано пошкодження будівель і споруд внаслідок позапроектних впливів на них. Виявлені пошкодження

конструкцій так чи інакше вплинули на механічний опір і стійкість елементів конструкцій або споруд в цілому. При цьому до основних причин таких пошкоджень було віднесено вибухи [126], а точніше їх вплив на конструкції, а саме: ударні хвилі, осколкові пошкодження та пожежі [127]. Слід зазначити, що кількість і ступінь руйнувань будівель залежать від типу вибухового снаряда/бомби та місця його падіння.

Суттєвою ознакою вибуху є різке підвищення тиску, що викликає в навколишньому середовищі ударну хвилю. Ударна (вибухова) хвиля - це зона стисненого повітря, яка поширюється на всі боки від центру вибуху зі швидкістю, що перевищує швидкість звуку. Ударна хвиля від влучення авіаційної бомби в будівлю також може спричинити масштабні руйнування прилеглих будівельних об'єктів.

У разі прямого попадання снаряду в будівлю, пошкодження/руйнування, завдані їй, будуть найбільшими, незалежно від типу будівельних конструкцій і конструктивних рішень. Снаряди класифікуються за типом дії та механізмом ураження і у контексті будівельно-технічної експертизи важливо розуміти вплив кожного типу снаряда на конструктивні елементи будівель, щоб оцінити можливі наслідки та розробити необхідні заходи з відновлення.

Термічні снаряди, або запалювальні, основною метою мають спричинити займання матеріалів. Заряди такого типу містять спеціальні компоненти, що викликають горіння при контакті з повітрям або при вибуху. Їх вплив на будівлі виявляється у виникненні пожеж, які можуть охоплювати великі площі, особливо якщо конструкції виготовлені з легкозаймистих матеріалів.

Значний температурний вплив призводить до руйнування покрівлі, вигорання внутрішніх конструкцій, оплавлення металевих елементів та деформації несучих конструкцій. У випадку металевих балок або колон висока температура може викликати втрату несучої здатності через перегрів та втрату міцності.

Фугасні снаряди характеризуються потужним вибуховим зарядом, який детонує при ударі або на заданій висоті. Основна небезпека полягає у створенні потужної вибухової хвилі, що здатна руйнувати несучі стіни, перекриття та фундамент будівлі. Особливо небезпечним є потрапляння таких снарядів у зону

фундаменту, що може викликати порушення стійкості всієї конструкції. Вибухова хвиля часто спричиняє викидання уламків стін та покриттів на значну відстань, що створює вторинні пошкодження сусідніх будівель, фугасні снаряди також можуть утворювати глибокі кратери у місцях потрапляння, що ускладнює подальше використання території.

Осколкові снаряди мають основним завданням створення максимальної кількості уламків під час вибуху. Уламки розлітаються з великою швидкістю і завдають точкових пошкоджень конструктивним елементам. Найбільше страждають легкі конструкції, фасади, вікна та двері, які зазнають наскрізних пошкоджень. Осколкові отвори можуть призвести до втрати герметичності приміщень, що ускладнює експлуатацію об'єкта. Металеві уламки можуть пробивати навіть міцні стіни, якщо мають високу кінетичну енергію.

Бронебійні снаряди призначені для пробиття товстих металевих або залізобетонних конструкцій. Вони оснащені твердосплавним сердечником або кумулятивним зарядом, що сприяє утворенню вузького, але глибокого отвору. При контакті з будівлею такі снаряди можуть пробивати перекриття, колони або стіни. Важливо розуміти, що при пробитті може виникати місцеве руйнування з утворенням тріщин навколо отвору. Крім того, якщо заряд спричиняє детонацію всередині приміщення, що може призвести до внутрішніх руйнувань.

Об'ємно-детонуючі або термобаричні снаряди використовують ефект аерозольного вибуху, що призводить до створення вибухової хвилі великої потужності та високої температури. Такий снаряд викликає обвалення несучих конструкцій через різке зростання тиску всередині приміщення, особливо страждають перегородки, покрівлі та віконні системи. Тепловий ефект призводить до загоряння оздоблювальних матеріалів, а високий тиск може зруйнувати інженерні комунікації.

Хімічні снаряди призначені для ураження живої сили, але в разі потрапляння в будівлі можуть викликати контамінацію поверхонь токсичними речовинами. Це робить приміщення небезпечним для використання, також може призвести до

погіршення фізико-хімічних властивостей матеріалів, таких як корозія металів або руйнування пластиків.

Таким чином, кожен тип зброї певним чином впливає на конструктивні елементи і об'єкт в цілому, що визначає причину руйнувань і складність ремонтно-відновлювальних робіт. Розуміння характеру руйнувань дозволяє адекватно планувати заходи з ліквідації наслідків та розробляти стратегії відновлення будівель після обстрілів або бойових дій.

Пошкодження будівельних конструкцій залежать від типу зброї, яка їх вразила, що узагальнено в таблиці 3.3 [124].

Таблиця 3.3

Фрагмент таблиці з даними про пошкоджені/зруйновані об'єкти [124]

Об'єкт	Пошкодження																Тип зброї				Категорія ТС
ID	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	...	x_{12}	x_{13}	x_{14}	x_{15}	x_{16}	x_{17}	z_1	z_2	z_3	z_4	y_i	
	✓	✓	✓	✓	✓	✓	0	✓		✓	0	✓	✓	✓	✓	✓	0	0	0	✓	
	✓	✓	✓	✓	✓	✓	0	✓		✓	0	✓	✓	0	✓	0	✓	0	0	✓	
	0	✓	✓	0	✓	✓	✓	0		✓	✓	✓	✓	✓	0	0	0	✓	0	✓	
	0	0	0	0	0	0	0	0		0	0	✓	✓	✓	✓	0	0	0	0	✓	✓

- x_1 – повне/часткове знищення;
- x_2 – руйнування окремих елементів;
- x_3 – зміщення/відхилення від проектного положення;
- x_4 – викривлення/прогин;
- x_5 – розтріскування/тріщини;
- x_6 – висипання на стиках між конструкціями;
- x_7 – тріщини в кладці;
- x_8 – пожежа/термічні пошкодження;
- x_9 – температурне розширення арматури;
- x_{10} – втрата стійкості металевих елементів;

- x_{11} – дірки;
- x_{12} – вибивання окремих елементів кладки;
- x_{13} – руйнування/пошкодження віконних і дверних рам та їх наповнення;
- x_{14} – Сколи / пошкодження захисного шару бетону;
- x_{15} – Пошкодження опоряджувального шару;
- x_{16} – Пошкодження покрівельного шару;
- x_{17} – Замокання у наслідок пошкодження комунікацій / покрівельного шару;
- z_1 – Авіабомби;
- z_2 – Танки/артилерія;
- z_3 – БТР, БМП;
- z_4 – Стрілецька зброя.
- y_i – категорія технічного стану

Викладені вище типи пошкоджень можуть підходити до визначених нами типів конструкційних елементів і при формуванні навчальної вибірки ми можемо звертати увагу саме на них.

Після заповнення таблиці 3.3 нечіткими термами лінгвістичних оцінок позначка «✓» змінюється на число з інтервалу $[0; 1]$, що, на думку експерта, відображає ступінь впливу пошкодження на ТС об'єкту БТЕ [124]. Важливо що це число має відповідати ступеню фізичного зносу з таблиці 3.2 [25, 27].

На концептуальному рівні системи управління базою даних ці оцінки будуть використані для отримання знань про функцію приналежності (табл. 3.4).

Формалізований експертний висновок щодо можливого впливу певного виду зброї на виникнення певного руйнування/пошкодження об'єкта БТЕ (табл. 3.4) відтворюється лінгвістичною оцінкою вихідної змінної у вигляді списку з явним списком кортежів [128]:

$$y = \{(d_1, \mu^k_B(d_1)), \dots, (d_j, \mu^k_B(d_j)), \dots, (d_J, \mu^k_B(d_J))\}, \quad (3.2)$$

де:

- d_j ($j=1, \dots, J$) – нечіткий терм лінгвістичної оцінки вихідної змінної;

- $J=4$ – кількість термів, що використовуються для лінгвістичної оцінки у;
- $\mu^k_B(d_j)$ – міра приналежності k -го пошкодження ($k=1, \dots, K$) j -му висновку експерта щодо впливу даного виду зброї на появу даного пошкодження.

Таблиця 3.4

Формалізація лінгвістичної оцінки вихідної змінної [125]

N	Експертний висновок	Нечітка семантика	Нечіткий терм	Міра приналежності
1	Певний вид зброї не вплинув на появу певного пошкодження	Не вплинув	d_1	$\mu^k_B(d_1)$
2	Певний вид зброї можливо вплинув на появу певного пошкодження	Можливо вплинула	d_2	$\mu^k_B(d_2)$
3	Певний вид зброї вплинув на появу певного пошкодження	Вплинула	d_3	$\mu^k_B(d_3)$
4	Неможливо встановити чи певний вид зброї не вплинув на появу певного пошкодження	Неможливо встановити	d_4	$\mu^k_B(d_4)$

При такому виборі повного простору висновків (Y) доцільним буде розділення повного простору передумов (X) на множину характеристик:

- пошкоджень ($Q = \{x_1; \dots; x_n\}$);
- факторів впливу зброї, що могла спричинити це погіршення ($W = \{x_{n+1}; \dots; x_I\} = \{z_1; \dots; z_I\}$).

В такому випадку $X = Q \cup Z$, а нечітке відношення між X та Y $R: (X \times Y)$, що відображає процес продуктивного мислення експертів, визначається виразом [129]:

$$R = R_1 \bullet R_2, \quad (3.3)$$

де $R_1: (Q \times W) \rightarrow [0,1]$; $R_2: (W \times Y) \rightarrow [0,1]$; « $\bullet$ » – операція логічного множення.

Множина вхідних параметрів, які відображають ТС об'єктів, формалізується у вигляді вектору $\vec{X} = \{x_1, \dots, x_n, \dots, x_N\}$, що формується на основі системного аналізу

матеріалів БТЕ, експертних досліджень і науково-технічних звітів щодо оцінок ТС об'єктів БТЕ та їх конструкцій [130, 131].

Кожному параметру x_n присвоюється лінгвістична змінна, що характеризується відповідним набором термів для лінгвістичної оцінки $L_n = \{T_{n,j}, j = 1, 2, \dots, k\}$ [24, 132].

Кожен терм лінгвістичної змінної характеризує відповідний параметр (табл. 3.5).

Таблиця 3.5

Таблиця відповідності видів пошкодження і термів для лінгвістичної оцінки ознак погіршення ТС об'єкта БТЕ

Види пошкоджень (x)	Терми ($T_{n,j}$) для лінгвістичної оцінки (L_n)
$m \begin{matrix} k_p \\ h \end{matrix} x_{r,v}$	m – тип пошкодження; h – локація пошкодження в конструкції об'єкту БТЕ; r, v – розташування конструкції в об'єкті по горизонталі та вертикалі; k_p ($p=1, \dots, P$) – характеристика пошкодження;
$m=1, \dots, M$	тріщина (1); розриви (2); термічні впливи (3); ... дірки (M);
$m=1; k_p=1$ – вид	суцільна (су); сильно розгалужена (ср); помірно розгалужена (пр); збіжна (з); розбіжна (р); усадочна (у);
$m=1; k_p=2$ – напрям	вертикальний (в); похилий (пох); горизонтальний (г);
$m=1; k_p=3$ – довжина	довга (д); середня (се); коротка (к); не значна (нз);
$m=1; k_p=4$ – глибина	наскрізна (на); не глибока (нг); поверхнева (п);
$m=1; k_p=5$ – ширина розкриття	велика (ве); середня (се); не значна (нз); дрібна (д); розвинута (р); найбільша у верхній частині будинку (нбвчб); збільшена в розтягнутій зоні будинку (збрзб);
$m=2; k_p=1$ – розрив горизонтальний	є (є); супроводжується тріщинами (ст); немає (н);
$m=2; k_p=2$ – розрив вертикальний	є (є); немає (н);
$m=3, \dots, n$	
$\vec{r}=(\vec{r}_1; \vec{r}_2)$	Положення об'єкту { }

При такому підході урахується єдність представлення та спрощується інтерпретація даних в процесах інформаційного обміну між експертами та системою підтримки БТЕ за рахунок формування асоціацій, що обумовлює розробку онтології системи [133].

Взаємозв'язок між ознаками погіршення ТС об'єкта БТЕ (дефектами чи пошкодженнями) і впливом зброї формалізується у вигляді асоціативних образів

$$\tilde{W} = Q_{mN\vec{Z}} \bullet (Z_{mN\vec{Z}} \cup Y_{mN}), \quad (3.4)$$

де m – кількість спостережуваних ознак погіршення ТС об'єкта; N – кількість ознак основи об'єкта, $\vec{Z}$ – кількість факторів впливу середовища, що могли призвести до погіршення ТС об'єкта БТЕ.

Висновки до розділу 3

1. Запропоновано архітектуру і концептуальну модель інформаційної системи підтримки БТЕ як багаторівневої модульної структури, що включає фронтенд, бекенд, базу даних, сховище знань, модулі оцінки технічного стану, систему правил, онтологію та модель GBDT. Структуровано і детально описано процес її інтеграції з реальними цифровими джерелами, що забезпечить можливість збору, обробки та аналізу даних з різних джерел в єдиному середовищі прийняття рішень. Описано процес вилучення знань з даних і генерація нових та модифікація існуючих правил модулем створення правил оцінки технічного стану об'єктів.

2. Сформовано понятійний апарат, наведено структуру та принципи побудови онтології, а також розроблено таксономічний ряд, що включає класи об'єктів, конструктивні елементи, типи пошкоджень, фактори впливу та джерела нормативної інформації. Сформовано набір нечітких термів і лінгвістичних оцінок об'єктів онтології системи, що розробляється. Такий підхід дозволяє підвищити семантичну узгодженість і формалізувати процес експертної оцінки технічного стану.

3. Формалізація понять і відношень об'єктів онтології системи підтримки будівельно-технічної експертизи уможливорює автоматизацію процесів створення онтології і формування векторів вхідних даних для моделі оцінювання технічного стану. На відміну від довоєнного часу це дозволяє враховувати невизначеність і експертну суб'єктивність при класифікації стану конструкцій.

Основні наукові результати по даному розділу опубліковані у працях [2, 8, 93, 121, 122, 123, 124]

РОЗДІЛ 4. ІМПЛЕМЕНТАЦІЯ GBDT В ЕКСПЕРТНУ ДІЯЛЬНІСТЬ

У розділі досліджено сучасні програмні пакети, що надають змогу комп'ютеризувати процес оцінювання технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи; обґрунтовано вибір програмного пакета RStudio для розробки дерев рішень з градієнтним бустингом і описано процес адаптації до вирішення задачі класифікації категорій технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи; покроково описано алгоритм навчання дерев рішень з градієнтним бустингом та показано результати роботи моделі на попередньо згенерованій вибірці навчальних даних; показано основні параметри навчання і можливості їх регулювання експертом у вигляді навчання з учителем, яке покладено в основу розробки моделі; зазначено метрики оцінки класифікації що відображають якість навчання моделі; надано інструкцію щодо впровадження та використання системи в роботу експертів будівельно-технічної експертизи.

4.1. Обґрунтування вибору середовища і мови програмування для реалізації GBDT

У межах реалізації моделі класифікації ТС об'єктів БТЕ з використанням моделей машинного навчання, зокрема GBDT, було розглянуто кілька мов програмування та середовищ. Основна увага приділялась R і RStudio [134], MATLAB [135] і Python у середовищі PyCharm [136]. Кожне з цих рішень має свої переваги і недоліки.

4.1.1. RStudio

R – мова, що орієнтована на статистичний аналіз і обробку табличних даних, а RStudio – відкрите інтегроване середовище розробки (IDE), що створене для зручної

роботи з аналітичними даними, побудови моделей, візуалізації результатів і автоматизованого експорту.

Перевагами R і RStudio є [134]:

- спеціалізація на статистичному аналізі та побудові регресійних і класифікаційних моделей;
- широкий вибір бібліотек для аналізу даних (tidyverse, caret, xgboost та ін.);
- вбудовані інструменти для візуалізації (ggplot, lattice, plotly);
- підтримка великої кількості бібліотек машинного навчання з вбудованими функціями оцінки та валідації;
- зручне представлення даних, графіків, таблиць, інтерактивний перегляд об'єктів;
- можливість створення динамічних звітів за допомогою вбудованих функцій та веб-застосунків (Shiny).

Середовище орієнтоване на аналітиків, дослідників і фахівців із прикладної статистики.

До недоліків середовища при вирішенні задачі реалізації GBDT можна віднести такі обмеження, як вужча підтримка нейронних мереж і глибинного навчання, мала кількість інструментів для роботи з неструктурованими даними, такими як зображення, аудіо чи відео, графічний інтерфейс більше орієнтований саме на аналіз, ніж на повноцінну розробку програмного забезпечення.

4.1.2. MATLAB

MATLAB – комерційне програмне середовище, широко відоме в інженерних, технічних та наукових колах, що орієнтоване на чисельні обчислення, моделювання динамічних систем, симуляції та оптимізації [135].

Серед переваг MATLAB:

- висока точність і стабільність чисельних методів;
- підтримка роботи з матрицями, сигналами, розв'язанням диференціальних рівнянь і спектральним аналізом;

- вбудоване середовище для блокового моделювання систем (Simulink);
- інтеграція графіків та анімацій для демонстрацій технічних процесів.

Однак MATLAB має платну ліцензію, що робить його недоступним для частини користувачів у відкритих/некомерційних проектах, має закриту екосистему і обмеження на розширення через сторонні бібліотеки, а також є обмежену кількість сучасних алгоритмів машинного навчання та інструментів для роботи з великими обсягами даних.

4.1.3. PyCharm

Python – універсальна мова програмування з дуже широким спектром застосування, від веброзробки до машинного навчання та наук про дані [136].

PyCharm – повнофункціональне інтегроване середовище розробки (IDE), яке надає зручні інструменти для професійного програмування, роботи з даними та аналітики.

Основними перевагами PyCharm вважаються:

- велика кількість бібліотек для машинного навчання, глибинного навчання та статистики (scikit-learn, pandas, numpy, tensorflow);
- повноцінна підтримка розгортання моделей, побудови REST API, CI/CD пайплайнів;
- висока продуктивність при роботі з великими обсягами даних і складними обчисленнями;
- чисельні приклади, документація і інтеграція з хмарними сервісами (Google Colab, AWS).

Проте робота з PyCharm потребує значно більшої підготовки у програмуванні, деякі аналітичні задачі, навіть порівняно прості можуть вимагати більше коду, ніж в R. Також значно складніше досягти інтерактивної візуалізації без спеціальних пакетів. Відповідно PyCharm призначений для професіоналів які вже мають певний бекграунд у програмуванні.

В цій роботі пропонується використовувати RStudio який порівняно з іншими є кращим з точки зору інтерпретованості моделі, зручнішим для експертного контролю, є менш ресурсозатратним, має кращу візуалізацію рішень і вищу швидкість налаштування та інтерактивність.

4.2. Застосування RStudio для побудови GBDT

У рамках дисертаційного дослідження було вибрано середовище RStudio, яке підтримує Shiny – інструмент для побудови інтерактивних веб-додатків на мові програмування R. Використання Shiny дозволяє ефективно поєднати аналітичні можливості R з сучасним графічним інтерфейсом користувача, не потребуючи знань у сфері фронтенд-розробки. Однією з ключових переваг Shiny є можливість реалізувати повноцінну взаємодію експерта з процесом навчання моделі машинного навчання.

Зокрема, можливість завантаження навчальної, валідаційної та тестової вибірок безпосередньо з інтерфейсу, ручного налаштування гіперпараметрів моделі таких як [137]:

- темп навчання (eta) – даний параметр визначає наскільки сильно кожне нове дерево впливає на фінальну модель, тобто це коефіцієнт на який множиться внесок кожного дерева в загальний прогноз;
- максимальна глибина дерев (max_depth) – даний параметр відповідає за максимальну кількість розгалужень, які може мати одне дерево;
- кількість ітерацій (nrounds) – параметр який відповідає за кількість дерев, які будуються послідовно.

А також поетапний контроль навчання – з можливістю прийняття рішення про продовження або припинення процесу. Крім цього, Shiny забезпечує динамічну візуалізацію результатів навчання, включаючи графіки зміни точності на тестовій вибірці в залежності від кількості ітерацій, побудову графіків важливості ознак, матриць помилок та обчислення основних метрик якості класифікації, таких як, точність, повноти, F1-міри. Усі результати виводяться у вигляді таблиць, які експерт

має можливість зберегти у форматі .csv для подальшого аналізу або використання у звітній документації.

Окрему увагу було приділено забезпеченню можливості збереження навченої моделі у вигляді файлу у форматі .rds для її подальшого повторного використання. Завдяки цьому експерт має змогу не лише тренувати модель «з нуля», а й відновлювати попередньо збережені конфігурації та використовувати їх для класифікації нових об'єктів. Файл із новими об'єктами, що підлягають аналізу, завантажується у Shiny-додаток через окрему форму. Модель виконує передбачення для кожного з об'єктів і надає результат у вигляді табличної форми, де кожному об'єкту присвоюється відповідна категорія технічного стану. Ці передбачення також можуть бути збережені у форматі .csv.

4.3. Формування вибірки для навчання GBDT

Формування навчальної вибірки для моделі дерев рішень з градієнтним бустингом у задачі оцінки технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи є критично важливим етапом, що визначає точність та ефективність роботи моделі та системи в цілому. Якість та структура вибірки безпосередньо впливають на результати класифікації та узагальнення моделі, що зумовлює необхідність дотримання чіткого алгоритму дій під час її формування.

Перший крок у формуванні вибірки полягає у чіткому визначенні цілей моделі, що буде навчатися, це включає розуміння того, які класи або значення будуть передбачатися. У задачі класифікації необхідно визначити кількість класів та їх опис. Наступним етапом є визначення тих ознак, які будуть використовуватися для навчання моделі, вони повинні мати чіткий зміст і бути релевантними до задачі. Ознаки можуть включати як числові параметри до яких відносяться фізичні вимірювання і кількісні показники, так і категоріальні. Кількість ознак має бути достатньою для коректного опису об'єкта, але не надмірною, щоб уникнути перенавчання моделі. У разі потреби ознаки можуть бути перетворені або нормалізовані, тобто числові значення мають бути масштабовані до діапазону $[0, 1]$.

Формування вибірки може здійснюватися на основі різних джерел даних, що можуть включати як реальні вимірювання, так і синтетичні дані, згенеровані відповідно до теоретичних моделей. У випадку реальних даних важливо забезпечити їх точність та надійність, а також виключити аномальні значення. Якщо ж даних недостатньо, можливе використання методів синтетичного створення вибірки, що дозволяє збільшити її обсяг. У цьому випадку зберігається коректний діапазон значень ознак, що відображає їх фізичний зміст.

Зібрані дані потребують попередньої обробки для забезпечення їхньої коректності та сумісності з моделлю.

Етап збору даних включає:

- Заповнення пропусків, що дозволяє уникнути втрати інформації.
- Масштабування числових ознак до єдиного діапазону
- Перетворення категоріальних ознак у числовий формат.
- Видалення дубльованих записів, що можуть вплинути на якість навчання моделі.
- Виявлення та усунення аномальних значень, що виходять за межі допустимого діапазону.

Для забезпечення якісного навчання моделі вибірку потрібно поділити на три основні частини:

- Навчальна вибірка, що призначена для безпосереднього навчання моделі, становить 60-80% загального обсягу даних.
- Валідаційна вибірка, що використовується для налаштування гіперпараметрів і оптимізації моделі, складає 10-20% вибірки.
- Тестова вибірка, що застосовується для остаточної оцінки якості моделі на невідомих даних, зазвичай становить 10-20% вибірки.

Навчальна вибірка має бути збережена у форматі, що дозволяє її легкий імпорт у модель машинного навчання, у нашому випадку .txt, також можливий формат .csv.

Кожен запис у файлі має містити повний набір ознак і цільову змінну, що дозволяє використовувати дані для навчання або тестування моделі.

Такий розподіл дозволяє уникнути перенавчання та забезпечити об'єктивну оцінку моделі, також важливо забезпечити, щоб кожен із класів або типів даних був рівномірно представлений у кожній з підмножин.

Основна мета створення вибірки у задачі дисертаційного дослідження полягає в забезпеченні моделі даними, що дозволять класифікувати ТС об'єкта за заздалегідь визначеними категоріями ТС (табл. 3.1).

Для побудови навчальної вибірки використовувався набір ознак, що відображають ступінь пошкодження конструктивних елементів будівлі. Зокрема, до основних ознак відносяться (табл. 3.5): `crack_damage` (ступінь пошкодження у вигляді тріщин), `corrosion_damage` (ступінь корозії металевих елементів), `deform_damage` (ступінь деформації конструкцій), `joint_looseness` (ослаблення з'єднань), `material_wear` (загальний рівень фізичного зносу матеріалів), `water_penetration` (водопроникність або наявність протікань), `weapon_impact` (вплив зброї) та ТС (технічний стан). Ці ознаки було вибрано з урахуванням того, що вони відображають найбільш критичні фактори, що впливають на ТС будівлі. Кожен запис у файлі представляє окремий об'єкт із зазначеними ознаками та класом технічного стану.

Фрагмент навчальної вибірки GBDT представлений на рис. 4.1.

crack_damage	corrosion_damage	deform_damage	joint_looseness	material_wear	water_penetration	weapon_impact	ТС
0.06	0.13	0.47	0.08	0.12	0.21	0.17	I
0.59	0.06	0.13	0.05	0.01	0.08	0.25	I
0.08	0.16	0.12	0.71	0.03	0.2	0.52	II
0.09	0.52	0.12	0.95	0.5	0.06	0.59	II
0.5	0.14	0.18	0.41	0.18	0.12	0.22	II
0.79	0.9	0.21	0.77	0.12	0.81	0.52	III
0.18	0.9	0.2	0.58	0.27	0.34	0.48	III
0.74	0.13	0.0	0.72	0.03	0.95	0.55	III
0.13	0.62	0.94	0.72	0.64	0.9	0.66	IV
0.14	0.78	0.93	0.72	0.58	0.76	0.8	IV
0.95	0.07	0.57	0.63	0.96	0.49	0.82	IV
0.79	0.91	0.2	0.97	0.21	0.78	0.71	IV

Рисунок 4.1. Фрагмент навчальної вибірки GBDT

Проте перелік ознак може бути змінений відповідно до специфіки об'єктів або типів пошкоджень. До вибірки можуть бути додані додаткові показники, що характеризують матеріал конструкцій, тип фундаменту, рівень навантаження або умови експлуатації. Такий підхід забезпечує адаптивність GBDT до різних типів об'єктів, що є важливим для забезпечення високої точності класифікації.

У кожному записі значення ознак представлені у числовому форматі, що дозволяє моделі коректно інтерпретувати їх під час навчання. Значення знаходяться у діапазоні від 0 до 1, де 0 означає відсутність пошкодження, а 1 – максимальний ступінь пошкодження. Такий підхід дозволяє нормалізувати дані та уникнути впливу різних масштабів величин. Клас ТС представлений у вигляді категоріальної змінної, що має чотири можливі значення: 1, 2, 3, 4 (табл. 3.1).

Для забезпечення збалансованості навчання моделі вибірка має включати об'єкти різних класів у приблизно рівних пропорціях. Це дозволяє GBDT однаково добре розпізнавати як об'єкти у доброму стані, так і аварійні об'єкти. Якщо кількість об'єктів у деяких класах є недостатньою, можна використовувати методи синтетичного створення даних, зберігаючи при цьому коректний діапазон значень для кожного з класів. Зокрема, значення ознак для 1 класу мають знаходитися у діапазоні 0.0–0.2, для 2 класу – 0.21–0.4, для 3 класу – 0.41–0.6, а для 4 класу – 0.61–1.0.

Важливим аспектом є збереження візуалізацій вибірок для подальшого аналізу, це дозволяє не лише перевірити коректність генерації даних, але і наочно продемонструвати їх структуру. За потреби можуть бути створені графіки розподілу значень ознак, які відображають різницю між класами. Це особливо важливо для пояснення роботи моделі та демонстрації, як різні типи пошкоджень впливають на класифікацію технічного стану.

Таким чином, процес створення вибірки для навчання моделі GBDT базується на поетапному визначенні ознак, їх наповненні, попередній обробці та забезпеченні збалансованості даних. Завдяки цьому підходу забезпечується висока якість класифікації, що є ключовим фактором для автоматизації процесів будівельно-технічної експертизи.

4.4. Навчання моделі GBDT

Для навчання та подальшого отримання результатів експерту БТЕ необхідно дотримуватись певної послідовності дій яка описана нижче.

Етап 1: Завантаження даних.

На початку роботи з GBDT необхідно послідовно завантажити три файли з навчальними даними (рис. 4.2.):

1. Навчальна вибірка, що містить приклади з відомими ознаками пошкоджень і класами технічного стану.
2. Валідаційна вибірка, яка використовуватиметься для проміжної оцінки якості навчання.
3. Тестова вибірка, що застосовується для фінальної перевірки результатів навчання.

Навчальна вибірка

Browse... No file selected

Валідаційна вибірка

Browse... No file selected

Тестова вибірка

Browse... No file selected

а

Навчальна вибірка

Browse... Тренувальна вибірка.txt

Upload complete

Валідаційна вибірка

Browse... Валідаційна вибірка.txt

Upload complete

Тестова вибірка

Browse... Тестова вибірка.txt

Upload complete

б

Рисунок 4.2. Форма до (а) і після (б) завантаження вибірок

Формат файлів може бути .txt або .csv. Ознаки мають відповідати порядку у всіх трьох файлах та роздільником між ними має виступати табуляція.

Етап 2: Ініціалізація моделі.

Після завантаження файлів необхідно натиснути кнопку «Ініціалізувати модель». Це створить порожню модель, яка готова до навчання і експерт отримає повідомлення, що модель ініціалізовано і зможе перейти до наступного етапу.

Етап 3: Встановлення параметрів навчання.

Перед кожним запуском навчання експерт має змогу встановити значення основних параметрів (рис. 4.3).

The image displays two screenshots of a web interface for setting training parameters. Each screenshot contains three input fields with labels in Ukrainian.

а (Initial settings):

- Темп навчання: 0,1
- Глибина дерева: 4
- Ітерацій за крок: 10

б (Modified settings):

- Темп навчання: 0,05
- Глибина дерева: 8
- Ітерацій за крок: 15

Рисунок 4.3. Параметри навчання: початкові (а) і змінені (б)

Важливо враховувати що зміна кожного з параметрів буде впливати на навчання моделі.

Параметр «Темп навчання» (η) має стандартне значення 0.1 з кроком в 0.05, зменшення цього значення означає що навчання буде повільніше, але якісніше і тоді потрібна більша кількість ітерацій. Збільшення параметру призведе до швидшого навчання, але збільшить ризик «перенавчання». Оптимальний діапазон 0.05 – 0.2.

Параметр «Глибина дерева» ($\max_depth$) має стандартне значення 4 з кроком в 1, цей параметр керує складністю кожного окремого дерева. Глибші дерева можуть моделювати більше взаємозв'язків, але водночас можуть легше «запам'ятати» дані. Зменшення цього параметру знижує ризик перенавчання, але можлива втрата точності. Збільшення дає більше можливостей для вивчення складних шаблонів, але модель може перелаштуватися під шум. Оптимальний діапазон 3 – 8.

Параметр «Ітерацій за крок» (n_rounds) має стандартне значення 10 з кроком в 1, відповідає за додавання нових дерев в кожному навчанні, чим більше ітерацій відповідно модель має більше часу на навчання та краще узагальнює, проте в такому випадку η має бути нижчим. Якщо ітерацій буде занадто багато модель буде перенавчатися. Оптимальний діапазон 10 – 30.

Етап 4: Навчання моделі.

Після ініціалізації моделі і встановлення параметрів експерт може проводити навчання, після кожного кроку виводять такі результати:

1. Загальна точність на тестовій вибірці з базовими параметрами та міненними (рис. 4.4).



Рисунок 4.4. Точність на тестовій вибірці: а – з базовими параметрами, б – із зміненими параметрами.

2. Графік динаміки точності (рис 4.5.)

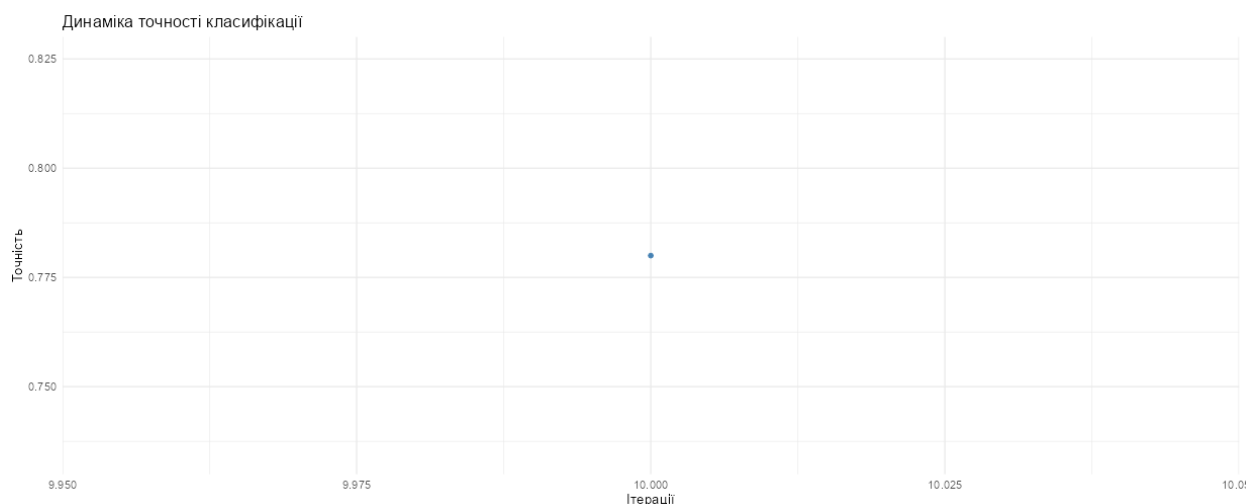


Рисунок 4.5. Динаміка точності класифікації з базовими параметрами

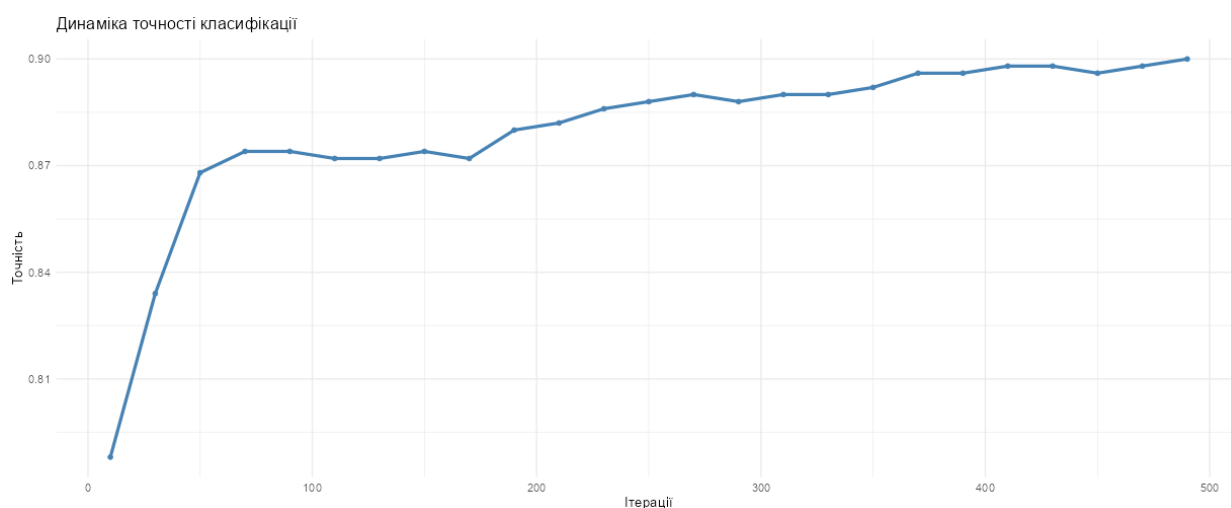


Рисунок 4.6. Динаміка точності класифікації із зміненими параметрами

Графіки на рис. 4.5. і 4.6. показують як зі зміною параметрів змінюється точність прийняття рішень щодо віднесення об'єкту до певної категорії технічного стану. На основі цього графіку експерт може візуально побачити кількість ітерацій і точність на кожній із них.

3. Матриця помилок показана на рис. 4.7.

Матриця помилок реалізована у вигляді інтерактивної таблиці, та виводиться у зрозумілому табличному вигляді де кожен рядок описує комбінацію: який клас було передбачено, який був справжній клас і скільки разів це сталося.

Для зручності можна відсортувати кожен стовпців. Така таблиця легко читається і обробляється, також є можливість зберегти таблицю.

4. Метрики класифікації (рис. 4.8.).

	Прогноз	Реальний	Кількість
1	I	I	120
2	II	I	5
3	III	I	0
4	IV	I	0
5	I	II	5
6	II	II	106
7	III	II	14
8	IV	II	0
9	I	III	0
10	II	III	12
11	III	III	104
12	IV	III	9
13	I	IV	0
14	II	IV	0
15	III	IV	5
16	IV	IV	120

Рисунок 4.7 Матриця помилок

5. Метрики класифікації (рис. 4.8.).

Для оцінки використовуються такі метрики як точність (precision), повнота (recall), F1-міра.

Тип тасо показує що береться середнє значення метрики по всіх класах, обчислюється окремо для кожного класу і потім береться арифметичне середнє. Це необхідно для того щоб оцінити загальну точність моделі по всім класам, навіть якщо вони мають різну кількість прикладів.

Точність показує що серед усіх об'єктів, які модель віднесла до певного класу, скільки з них насправді належать до цього класу.

Відповідно до типу тасо формула має вигляд:

$$Precision = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \frac{TP_i}{TP_i + FP_i} \quad (4.1)$$

де: K – кількість класів; TP_i – істинно позитивні для класу i ; FP_i – хибно позитивні для класу i .

Повнота показує кількість правильно передбачених об'єктів серед усіх об'єктів, які насправді належать до певного класу.

$$Recall = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \frac{TP_i}{TP_i + FN_i} \quad (4.2)$$

де: FN_i – хибно негативні для класу i .

F1-міра – збалансований показник, який враховує і точність і повноту.

$$F1 = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \frac{2 * precision_i * recall_i}{precision_i + recall_i} \quad (4.3)$$

Метрика	Тип	Значення
F1-міра	macro	0.90
Точність (Precision)	macro	0.90
Повнота (Recall)	macro	0.90

Рисунок 4.8 Метрики класифікації

6. Важливість ознак.

Рис. 4.9. показує важливість ознак, які найбільше вплинули на прийняття рішення, що дає експерту розуміння логіки GBDT і при необхідності коригувати набір ознак, які надто мало або надто сильно впливають на прийняття рішення.

Етап 5: Збереження результатів.

Після навчання, якщо GBDT задовольняє всі вимоги, експерт може зберегти матрицю помилок, класифікаційні метрики і модель для подальшого використання (рис. 4.10.) в процесі виконання БТЕ.

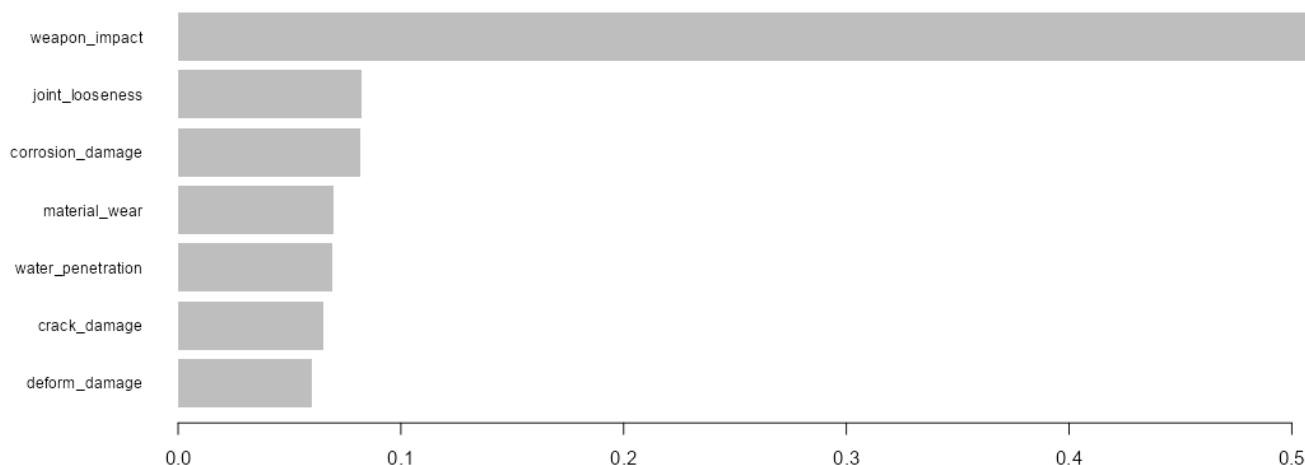


Рисунок 4.9. Важливість ознак впливу на прийняте рішення

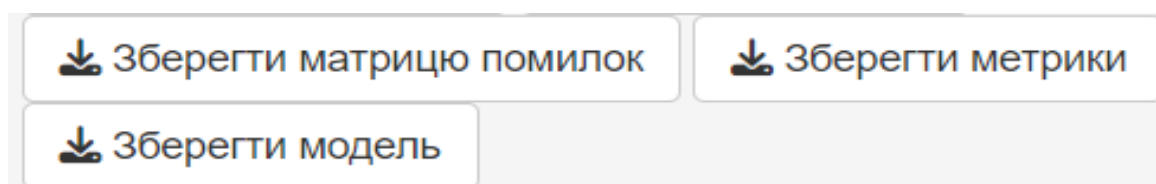


Рисунок 4.10 Блок збереження результатів

Етап 6: Завантаження моделі.

Попередньо навчена та збережена модель може завантажуватися через клавішу «Завантажити модель». Завантаження даних реальних об'єктів які необхідно класифікувати, завантажуються в блок «Нові об'єкти» (рис. 4.11).

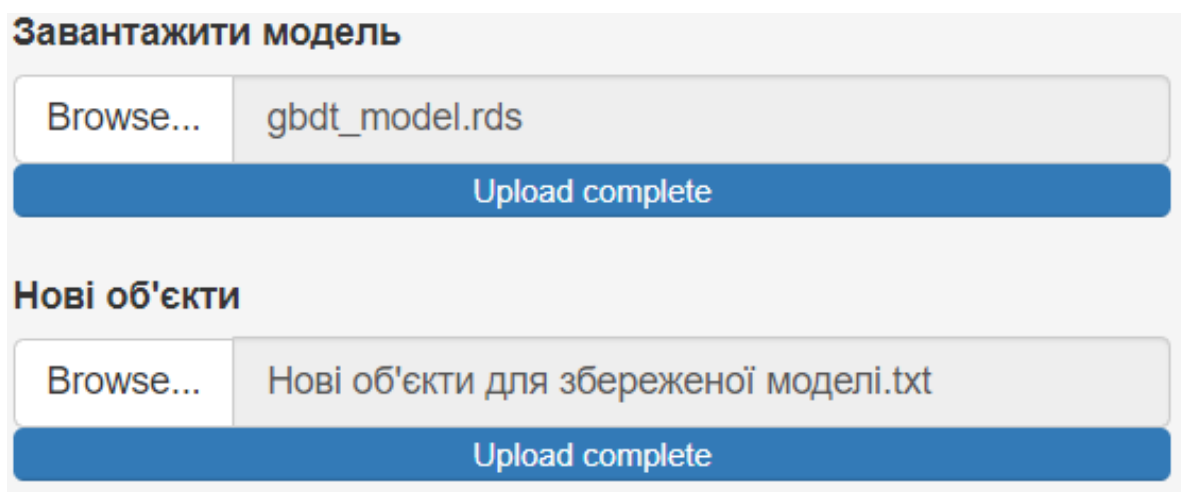


Рисунок 4.11. Блок завантаження моделі

Етап 7: Класифікація нових об'єктів.

Після виконання всіх попередніх етапів експерт може використовувати модель для оцінювання ТС нових об'єктів. Необхідно лише завантажити нову вибірку з ознаками пошкоджень (рис. 4.11.) та натиснути «Класифікувати нові об'єкти», після чого буде виведено таблицю з результатами номером об'єкту та присвоєною категорією ТС (рис. 4.12.).

Категорія ТС для нових об'єктів:

Об'єкт	Клас
1	I
2	I
3	II
4	III
5	II
6	III
7	IV
8	III
9	II
10	I
11	III
12	I

Рисунок 4.12. Результат перевірки нових об'єктів

Висновки до розділу 4

1. Аналіз переваг і недоліків існуючих програмних пакетів для задачі класифікації технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи показав, що для вирішення поставленої в дослідженні задачі найкраще підходить RStudio та мова програмування R, завдяки спеціалізації на статистичному аналізі та побудові класифікаційних моделей, широкому вибір бібліотек для аналізу даних, кількості вбудованих інструментів для візуалізації, підтримки великої кількості бібліотек машинного навчання з вбудованими функціями оцінки та валідації, зручному представлення даних, графіків.

2. Запропоновано та реалізовано модель дерев рішень з градієнтним бустингом, адаптованої до вирішення задачі оцінки технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи з урахуванням впливу зброї як однією із критично важливих ознак та алгоритм формування навчальної вибірки даних.

3. Практичний результат роботи представлено у надані експертам зручної у використанні і простої у розумінні логіки моделі машинного навчання, яка надає можливість комп'ютеризувати процес обробки даних, що потрібні при діагностуванні та формуванні висновків будівельно-технічної експертизи.

ВИСНОВОК

1. На основі комплексного аналізу порядку виконання будівельно-технічної експертизи і формування висновку експерта визначено, що:

- в умовах зростання пошкоджених і зруйнованих будівель, споруд і об'єктів інфраструктури різного призначення, спричинених бойовими діями, доцільним є розробка інформаційної онтологокерованої системи, яка дасть змогу спростити і прискорити роботу експертів з проведення будівельно-технічної експертизи шляхом залученням штучного інтелекту до задачі оцінювання технічного стану об'єктів;

- розробку онтології дозволить інтегрувати знання, які надходять з різних джерел (експертних висновків, нормативних документів, даних обстежень) у єдину формальну структуру.

2. На основі дослідження сучасних моделей, методів і систем підтримки процесу будівельно-технічної експертизи з'ясовано доцільність використання ансамблевого методу на основі дерев рішень з градієнтним бустингом в якості основного засобу класифікації технічного стану, оскільки ця модель задовольняє вимоги інтерпретованості і контрольованості, стійкість до шумів і слабких впливів, адаптивність і масштабованості, які висуваються до інструменту оцінювання технічного стану об'єктів підтримки.

3. Запропонована модель дерев рішень з градієнтним бустингом адаптована до вирішення задачі оцінки технічного стану об'єкта будівельно-технічної експертизи з урахуванням ознак пошкоджень та впливів, у тому числі спричинених бойовими діями.

4. Запропоновано архітектуру і концептуальну модель інформаційної системи підтримки будівельно-технічної експертизи як багаторівневої модульної структури. Структуровано і детально описано процес інтеграції системи з наявними джерелами інформації, що забезпечить роботу з даними з різних джерел в єдиному середовищі. Описано процес вилучення знань з даних і генерація нових та модифікація існуючих правил модулем створення правил оцінки технічного стану об'єктів.

5. Сформовано понятійний апарат, наведено структуру та принципи побудови онтології, що надає змогу автоматизувати процес створення онтології і формування векторів вхідних даних. Розроблено таксономічний ряд «Об'єкт будівельно-технічної експертизи», що включає класи об'єктів, конструктивні елементи, типи пошкоджень, фактори впливу та джерела нормативної інформації. Формалізовано концепти онтології «Фактори впливу НС» і «Фізичний об'єкт». Запропонований підхід дозволяє підвищити семантичну узгодженість і формалізувати процес експертної оцінки технічного стану.

6. Реалізовано модель дерев рішень з градієнтним бустингом, адаптованої до вирішення задачі оцінки технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи за допомогою програмного пакету RStudio і детально описано процес формування вибірки навчальних даних. Створено зручний і зрозумілий інтерфейс моделі дерев рішень з градієнтним бустингом і надано інструкцію щодо поетапного налаштування моделі до питань будівельно-технічної експертизи.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Ukrinform. В Україні цьогоріч зруйновані майже 50 тисяч об'єктів нерухомості та інфраструктури. Укрінформ - актуальні новини України та світу. URL: <https://www.ukrinform.ua/rubric-vidbudova/3934324-v-ukraini-cogoric-zrujnovani-majze-50-tisac-obektiv-neruhomosti-ta-infrastrukturi-kuleba.html>
2. Бугров А. А., Волох Б. Ю., Босенко І. В., Теренчук С. А. Система підтримки процесу відновлення об'єктів нерухомості: обробка і збереження даних. *Управління розвитком складних систем*. Київ, 2024. № 60. С. 136 – 145, DOI: <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2024.60.136-145>
3. KSE Institute. Звіт про прямі збитки інфраструктури від руйнувань внаслідок військової агресії Росії проти України станом на початок 2024 року. URL: https://kse.ua/wp-content/uploads/2024/04/01.01.24_Damages_Report.pdf
4. Проблеми Будівельної Галузі України в 2022 році. ДБНУ - Державні будівельні норми України - норми: ДБН, ДСТУ, СНиП, ГОСТ, СН, ВБН. URL: https://dbn.co.ua/publ/problemu_budivelnoji_galuzi_ukrajini/2-1-0-975.
5. Будівельно-технічна експертиза. Київський науково-дослідний інститут судових експертиз Міністерства юстиції України. Київський науково-дослідний інститут судових експертиз Міністерства юстиції України. URL: <https://kndise.gov.ua/budivelno-tehnichna/>
6. Інструкція про призначення та проведення судових експертиз та експертних досліджень, затверджена наказом Міністерства юстиції України 08.10.1998 №53/5 (із змінами) [Електронний ресурс]. - Режим доступу: zakon.rada.gov.ua/go/z0705-98
7. Пасько Р.М., Азнаурян І.О., Теренчук С.А. Адаптація системи нечіткого виведення до задачі оцінки впливу ремонтно-будівельних робіт на стан об'єкта будівництва, *Управління розвитком складних систем*. 2020. № 42. С. 113–118. DOI: <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2020.42.113-118>
8. Босенко І. В. Моделі і методи штучного інтелекту в процесі виконання будівельно-технічної експертизи. *Управління розвитком складних систем*. Київ, 2025. № 61. С. 180 – 186, DOI: <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.61.180-186>

9. Цивільний процесуальний кодекс України : Кодекс України від 18.03.2004 № 1618-IV : станом на 09.04.2025 р. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1618-15#Text>

10. Кримінальний процесуальний кодекс України: Кодекс України від 13.04.2012 № 4651-VI: станом на 26.12.2024 р. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/4651-17#Text>

11. Господарський процесуальний кодекс України : Кодекс України від 06.11.1991 № 1798-XII : станом на 09.04.2025 р. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1798-12#Text>

12. Про судову експертизу : Закон України від 25.02.1994 № 4038-XII : станом на 01.01.2025 р. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/4038-12#Text>

13. Кодекс України про адміністративні правопорушення (статті 1 - 212-24) : Кодекс України від 07.12.1984 № 8073-X : станом на 01.02.2025 р. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/80731-10#Text>

14. Про виконавче провадження : Закон України від 02.06.2016 № 1404-VIII : станом на 09.02.2025 р. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1404-19#Text>

15. Про затвердження Порядку проведення рецензування висновків судових експертів : Наказ М-ва юстиції України від 03.02.2020 № 335/5 : станом на 23.06.2023 р. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0131-20#Text>

16. Експертиза судової практики / за ред. В. Г. Поттера. – Київ: Юрінком Інтер, 2010. – 400 с.

17. ДБН В.1.2-14:2018. Система забезпечення надійності та безпеки будівельних об'єктів. Загальні принципи забезпечення надійності та конструктивної безпеки будівель і споруд: із Зміною № 1. Київ: Міністерство регіонального розвитку, будівництва та житлово-комунального господарства України, 2018. 36 с. (Чинний з 01.09.2022).

18. ДСТУ-Н Б В.1.2-18:2016. Настанова щодо обстеження будівель і споруд для визначення та оцінки їх технічного стану. Київ: ДП «УкрНДНЦ», 2017. 43 с. (Недійсний).

19. ДСТУ 9273:2024. Настанова щодо обстеження будівель і споруд для визначення та оцінювання їхнього технічного стану. Механічний опір та стійкість. Київ: ДП «УкрНДНЦ», 2024. 78 с. (Чинний з 01.09.2024).

20. ДСТУ Б В.2.6-210:2016. Оцінка технічного стану сталевих будівельних конструкцій, що експлуатуються. Київ: ДП «УкрНДНЦ», 2017. 57 с. (Чинний з 01.01.2017).

21. ДБН В.1.2-4:2019. Система надійності та безпеки в будівництві. Інженерно-технічні заходи цивільного захисту. Київ: Мінрегіон України, 2019. 49 с.

22. ДБН В.1.2-7:2021. Основні вимоги до будівель і споруд. Пожежна безпека. Київ: Мінрегіон України, 2021. 27 с.

23. ДБН В.1.2-8:2021. Основні вимоги до будівель і споруд. Гігієна, здоров'я та захист довкілля. Київ: Мінрегіон України, 2021. 32 с.

24. Теренчук С. А., Єременко Б. М., Пашко А. О. Оцінювання технічного стану будівельних конструкцій на основі нечіткого виведення. *Будівельне виробництво*. 2016. № 61. С. 23–31.

25. СОУ ЖКГ 75.11-35077234.0015:2009. Правила визначення фізичного зносу житлових будинків. Київ: Мінжитлокомунгосп України, 2009. 35 с.

26. Пасько Р.М. Взаємозв'язок функціонального зносу та найбільш ефективного використання нерухомого майна. Криміналістика і судова експертиза. 2020. №65. Київ. С.467-476. DOI: <https://doi.org/10.33994/kndise.2020.65.46>

27. Методичні рекомендації з визначення фізичного зносу нежитлових будівель: звіт про НДР / КНДІСЕ ; виконавці: О. Буратевич, Н. Сеник, В. Харченко, О. Чайка, Р. Пасько, Д. Псярнецький, О. Сверида, В. Буднік, Н. Арабулі, О. Лисак, І. Чалюк. – Київ, 2015. – 177 с.

28. Денис Малюська: Мінюст збирає докази для припинення воєнних злочинів РФ до відповідальності: Міністерство юстиції. URL: <https://minjust.gov.ua/news/ministry/denis-malyuska-minyust-zbrae-dokazi-dlya-prityagnennya-voennihzlochintsiv-rf-do-vidpovidalnosti>

29. Методика обстеження будівель та споруд, пошкоджених внаслідок надзвичайних ситуацій, бойових дій та терористичних актів: Затверджено наказом

Міністерства розвитку громад та територій України від 28 квітня 2022 року № 65 (скасовано). – Київ: Міністерство розвитку громад та територій України, 2022

30. Molodid, O., Kovalchuk, O., Skochko, V., Plokhuta, R., Molodid, O., & Musiiaka, I., Inspection of war-damaged buildings and structures by the example of urban settlement Borodianka. *Strength of Materials and Theory of Structures*, 2023, (110), 328–343. DOI: <https://doi.org/10.32347/2410-2547.2023.110.328-343>

31. ДБН В.1.2-2:2006. Навантаження і впливи. Норми проектування: із Змінами № 1, № 2 (ред. від 25.09.2023). – Київ: Мінрегіон України, 2006. – 96 с.

32. Douglas J., Noy E. A. Building Surveys and Reports. Oxford, UK : Wiley-Blackwell, 2010. DOI: <https://doi.org/10.1002/9781444391091>

33. Xu Q. Analysis of ASTM Standards Developing Mode and Its Enlightenment. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. Singapore, 2020. P. 22—27. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-15-2568-1_4

34. French N. Professional standards: RICS Valuer Registration Scheme. *Journal of Property Investment & Finance*. 2011. Vol. 29, no. 4/5. P. 582—587. DOI: <https://doi.org/10.1108/14635781111150420>

35. Hasibuan S. A. R. S., Qolby A. A. Solution of Beam Structure Analysis Using SAP2000. *International Journal of Innovative Research in Computer Science & Technology*. 2023. Vol. 11, no. 1. DOI: <https://doi.org/10.55524/ijircst.2023.11.1.13>

36. Stolarski T., Nakasone Y., Yoshimoto S. Engineering Analysis with ANSYS Software, Second Edition. *Elsevier Science & Technology Books*, 2018, p. 87.

37. AI-Assisted Damage Detection - STRUCINSPECT. STRUCINSPECT. URL: <https://strucinspect.com/en/technologies/damage-detection/>.

38. Ghadimzadeh Alamdari A., Ebrahimkhanlou A. A multi-scale robotic approach for precise crack measurement in concrete structures. *Automation in Construction*. 2024. Vol. 158. P. 105215. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2023.105215>

39. A. Rao et al., Earthquake building damage detection based on synthetic-aperture-radar imagery and machine learning, *Natural Hazards and Earth System Sciences*. 2023. Vol. 23, no. 2. P. 789—807. DOI: <https://doi.org/10.5194/nhess-23-789-2023>

40. Kumari, V., Harirchian, E., Lahmer, T., & Rasolzade, S., Evaluation of Machine Learning and Web-Based Process for Damage Score Estimation of Existing Buildings. *Buildings*, 2022, 12(5), 578. DOI: <https://doi.org/10.3390/buildings12050578>
41. Kashtan V. Y., Hnatushenko V. V. Automated building damage detection on digital imagery using machine learning. *Naukovyi Visnyk Natsionalnoho Hirnychoho Universytetu*. 2023. No. 6. P. 134—140. URL: <https://doi.org/10.33271/nvngu/2023-6/134>
42. Hake, F., Lippmann, P., Alkhatib, H., Oettel, V., & Neumann, I. Automated damage detection for port structures using machine learning algorithms in heightfields. *Applied Geomatics*. 2023, Vol. 15, p. 349–357, DOI: <https://doi.org/10.1007/s12518-023-00493-z>
43. Jia J., Ye W. Deep Learning for Earthquake Disaster Assessment: Objects, Data, Models, Stages, Challenges, and Opportunities. *Remote Sensing*. 2023. Vol. 15, no. 16. P. 4098. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs15164098>
44. Jain, R., Nayyar, A., Arora, S., & Gupta, A. A comprehensive analysis and prediction of earthquake magnitude based on position and depth parameters using machine and deep learning models. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, Vol. 80(18), p. 28419–28438. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11042-021-11001-z>
45. Shakeel, M., Nishida, K., Itoyama, K., & Nakadai, K. 3D convolution recurrent neural networks for multi-label earthquake magnitude classification. *Applied Sciences*, 2022, Vol. 12(4), 2195. DOI: <https://doi.org/10.3390/app12042195>
46. Wang, L., Chen, W., Yang, W., Bi, F., & Yu, F. R. A State-of-the-Art Review on Image Synthesis With Generative Adversarial Networks. *IEEE Access*, 2020, Vol. 8, p. 63514–63537. DOI: <https://doi.org/10.1109/access.2020.2982224>
47. Deep Learning for Damage Detection Using Satellite Images | ELEKS: Enterprise Software Development, Technology Consulting. ELEKS: Enterprise Software Development, Technology Consulting. URL: <https://eleks.com/research/deep-learning-for-damage-detection-using-satellite-images/>
48. H. Mueller et al., Monitoring war destruction from space using machine learning, *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2021. Vol. 118, no. 23. P. e2025400118. DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.2025400118>

49. Su, J., Bai, Y., Wang, X., Lu, D., Zhao, B., Yang, H., Mas, E., & Koshimura, S., Technical Solution Discussion for Key Challenges of Operational Convolutional Neural Network-Based Building-Damage Assessment from Satellite Imagery: Perspective from Benchmark xBD Dataset. *Remote Sensing*, 2020, Vol. 12(22), 3808. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12223808>
50. Z. Xue, X. Zhang, D. O. Prevatt, J. Bridge, S. Xu, X. Zhao, Post-hurricane building damage assessment using street-view imagery and structured data: A multi-modal deep learning approach, *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2024, DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.07399>
51. Berezina P., Liu D. Hurricane damage assessment using coupled convolutional neural networks: a case study of hurricane Michael. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*. 2022. Vol. 13, no. 1. P. 414—431. DOI: <https://doi.org/10.1080/19475705.2022.2030414>
52. H. Su et al., HQ-ISNet: High-Quality Instance Segmentation for Remote Sensing Imagery, *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12, no. 6. P. 989. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12060989>
53. S. Gholami et al., On the Deployment of Post-Disaster Building Damage Assessment Tools using Satellite Imagery: A Deep Learning Approach, *2022 IEEE International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW)*, Orlando, FL, USA, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1109/icdmw58026.2022.00134>
54. Kaur, S., Gupta, S., Singh, S., Koundal, D., & Zaguia, A. Convolutional neural network based hurricane damage detection using satellite images. *Soft Computing*. 2022, Vol. 26, p. 7831–7845, DOI: <https://doi.org/10.1007/s00500-022-06805-6>
55. Hong Z., et al. Classification of Building Damage Using a Novel Convolutional Neural Network Based on Post-Disaster Aerial Images. *Sensors*. 2022. Vol. 22, no. 15. P. 5920. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22155920>
56. Mangalathu S., et al., Classifying earthquake damage to buildings using machine learning. *Earthquake Spectra*. 2020. Vol. 36, no. 1. P. 183-208. DOI: <https://doi.org/10.1177/8755293019878137>
57. Takhtkeshha N., Mohammadzadeh A., Salehi B. A Rapid Self-Supervised Deep-Learning-Based Method for Post-Earthquake Damage Detection Using UAV Data (Case

Study: Sarpol-e Zahab, Iran). *Remote Sensing*. 2022. Vol. 15, № 1. P. 123. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs15010123>

58. Xiang L., et al., Applications of multi-agent systems from the perspective of construction management: A literature review. *Engineering, Construction and Architectural Management*. 2021. Vol. 29 No. 9, pp. 3288-3310, DOI: <https://doi.org/10.1108/ecam-01-2021-0038>

59. Hu, Y., Wu, L., Li, N., & Zhao, T. Multi-Agent Decision-Making in Construction Engineering and Management: A Systematic Review. *Sustainability*, Vol. 16. №16, P. 7132. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16167132>

60. Risso, M., Goffi, A., Motetti, B. A., Burrello, A., Bove, J. B., Macii, E., ... & Maffei, G., Building damage assessment in conflict zones: A deep learning approach using geospatial sub-meter resolution data, *2025 IEEE 6th International Conference on Image Processing, Applications and Systems (IPAS) 2025*, January, p. 1-6, DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.04802>

61. GitHub - A toolkit that enables building damage assessments from remotely sensed imagery. GitHub. URL: <https://github.com/microsoft/building-damage-assessment>

62. Cole R. Building Damage Assessment. satellite-image-deep-learning | Robin Cole | Substack. URL: <https://www.satellite-image-deep-learning.com/p/building-damage-assessment>

63. Moyroud N., Portet F. Introduction to QGIS. QGIS and Generic Tools. *Hoboken, NJ, USA*, 2018. P. 1—17. DOI: <https://doi.org/10.1002/9781119457091.ch1>

64. Wang F., Liu L. Getting Started with ArcGIS. Computational Methods and GIS Applications in Social Science. 3rd ed. Boca Raton, 2023. P. 3—25. DOI: <https://doi.org/10.1201/9781003292302-2>

65. Perez H., Tah J. H. M. Deep learning smartphone application for real-time detection of defects in buildings. *Structural Control and Health Monitoring*. 2021. Vol. 28, no. 7. DOI: <https://doi.org/10.1002/stc.2751>

66. Компенсація за пошкоджене або знищене майно, Державні послуги онлайн | Дія. URL: <https://diia.gov.ua/services/kompensaciya-za-poshkodzhene-majno>

67. E-construction, Портал Єдиної державної електронної системи у сфері будівництва. URL: <https://e-construction.gov.ua/>

68. RebuildUA, Допомога у відбудові України. RebuildUA. URL: <https://rebuildua.net/>

69. Пасько Р. М. Інтелектуальна система підтримки судових будівельно-технічних експертиз : автореф. дис. канд. техн. наук : 05.13.06. Київ, 2021. 24 с.

70. Командиров О. В. Інтелектуальні засоби підтримки процесу оцінки технічного стану об'єктів будівництва : автореф. дис. канд. техн. наук : 05.13.06. Київ, 2021. 22 с.

71. S. Terenchuk, R. Pasko, A. Buhrov, V. Ploskyi, O. Panko and V. Zapryvoda, Computerization of the process of reconstruction of damaged or destroyed real estate, 2022 *IEEE 3rd KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek)*, Kharkiv, Ukraine, 2022, pp. 1-6, DOI: <https://doi.org/10.1109/KhPIWeek57572.2022.9916470>

72. Куліков П.М., Пасько Р.М., Плоский В.О., Теренчук С.А., Застосування штучних нейронних мереж в експертних системах підтримки судових будівельно-технічних експертиз, *Управління розвитком складних систем*, 2019, №40, С. 118 – 124; DOI: <https://doi.org/10.6084/m9.figshare.11969058>

73. Carpenter, G.A., Grossberg, S. and Reynolds, J.H. ARTMAP: Supervised Real-Time Learning and Classification of Nonstationary Data by a Self-Organizing Neural Network, *Neural Networks*, no. 4, 1991.

74. Tan, A.H. Cascade ARTMAP: Integrating Neural Computation and Symbolic Knowledge Processing, *IEEE Trans, Neural Networks*, 1997. Vol. 8, no.2.

75. Yeremenko, B., Riabchun Yu., Ploska, A. The introduction of intellectual system for evaluating professional abilities of applicants into the activities of educational institutions. *Technology audit and production reserves*, no.6/2(44), pp. 22-26, 2018.

76. Khaddad A., Riabchun Y., Terenchuk S., Yeremenko B. Modeling of the Intelligent System of Searching Associative Images. *Міжнародна науково-практична конференція "Проблеми інформаційних комунікацій, науки та технологій" (PIC S&T-2019)*. 8-11 жовтня 2019 р. м. Київ. С. 439-442.

77. Kartavykh S. Application of methods of fuzzy mathematics in problems of evaluation of construction projects. *ScienceRise*. 2019. Vol. 1, no. 8. P. 31–34. DOI: <https://doi.org/10.15587/2313-8416.2019.177945>
78. Ah-Hwee Tan. Cascade ARTMAP: integrating neural computation and symbolic knowledge processing. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 1997. Vol. 8, no. 2. P. 237–250. DOI: <https://doi.org/10.1109/72.557661>
79. Terenchuk S., Yeremenko B., Sorotuyk T. Implementation of intelligent information technology for the assessment of technical condition of building structures in the process of diagnosis. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2016. Vol. 5, no. 3 (83). P. 30–39. DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2016.80782>
80. Mamdani, E. H., Gaines, B. R. (1981). *Fuzzy Reasoning and Its Applications*. Academic Press, Inc, 381.
81. V. Lomas-Barrie et al., Fuzzy ARTMAP-Based Fast Object Recognition for Robots Using FPGA, *Electronics*. 2021. Vol. 10, no. 3. P. 361. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics10030361>
82. C. Liu et al., Sensor fault diagnosis of GPS/INS tightly coupled navigation system based on state chi-square test and improved simplified fuzzy ARTMAP neural network, *2017 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, Macau, 5–8 December 2017. 2017. DOI: <https://doi.org/10.1109/robio.2017.8324800>
83. Azhar S., Khalfan M., Maqsood T. Building information modelling (BIM): now and beyond. *Construction Economics and Building*. 2015. Vol. 12, no. 4. P. 15–28. DOI: <https://doi.org/10.5130/ajceb.v12i4.3032>
84. Bashynskyi Y., Barabash M., Bieliatynskyi A. Study of the influence of metro loads on the destruction of nearby buildings and construction structures using bim technologies. *Journal of Civil Engineering and Management*. 2023. Vol. 29, no. 8. P. 714–728. URL: <https://doi.org/10.3846/jcem.2023.20147>
85. Digital Twins. IT-Enterprise – your one-stop platform for digital transformation URL: <https://www.it.ua/knowledge-base/technology-innovation/cifrovoj-dvojnuk-digital-twin>

86. Chernyshev D., Dolhopolov S., Honcharenko T., Haman H., Ivanova T., Zinchenko M. Integration of Building Information Modeling and Artificial Intelligence Systems to Create a Digital Twin of the Construction Site. 2022 *IEEE 17th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*. 2022. P. 36–39. DOI: <https://doi.org/10.1109/CSIT56902.2022.10000717>
87. K. Tanaka et al., A Sum-of-Squares Approach to Modeling and Control of Nonlinear Dynamical Systems With Polynomial Fuzzy Systems, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2009. Vol. 17, no. 4. P. 911–922. DOI: <https://doi.org/10.1109/tfuzz.2008.924341>
88. S. Terenchuk et al, Modeling an intelligent system for the estimation of technical state of construction structures. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2018. Vol. 3, no. 2 (93). P. 47–53. DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2018.132587>
89. Fuzzy Logic - Controls, Concepts, Theories and Applications, ed. by E. Dadios. InTech, 2012. DOI: <https://doi.org/10.5772/2662>
90. Командиров О.В., Куліков П.М., Плоский В.О., Єременко Б.М., Застосування штучної нейро-нечіткої мережі Такаґи – Сугено – Канґа до оцінки технічного стану об'єктів будівництва, *Управління розвитком складних систем*, 2020, № 42, С. 107 – 112, DOI: <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2020.42.107-112>.
91. Командиров, О. В. Дослідження моделей, методів і засобів оцінювання технічного стану об'єктів будівництва в умовах навантажень і впливів транспортних магістралей, *Управління розвитком складних систем*. 2020, № 43, С. 104 – 109, DOI: <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2020.43.104-109>.
92. Karaboga D., Kaya E. Adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS) training approaches: a comprehensive survey. *Artificial Intelligence Review*. 2018. Vol. 52, no. 4. P. 2263–2293. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10462-017-9610-2>
93. Босенко І. В. Шляхи розвитку онтологокерованих систем підтримки будівельно-технічних експертиз. *Шляхи підвищення ефективності будівництва*. 2023. № 52(3). С. 207-216. DOI: [https://doi.org/10.32347/2707-501x.2023.52\(3\).207-216](https://doi.org/10.32347/2707-501x.2023.52(3).207-216)

94. Geng Y., Li Q., Yang G., & Qiu W. Logistic Regression. In *Practical Machine Learning Illustrated with KNIME*, Springer Nature Singapore 2024, pp. 99–132. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-97-3954-7_4
95. Logistic regression - Wikipedia. Wikipedia, the free encyclopedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Logistic_regression
96. Suthaharan S., Decision Tree Learning. In *Machine Learning Models and Algorithms for Big Data Classification*, Springer US. 2016, pp. 237–269, DOI: https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7641-3_10
97. Decision tree learning - Wikipedia. (2004, April 5). Wikipedia, the free encyclopedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Decision_tree_learning
98. What Is Support Vector Machine? IBM - United States. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/support-vector-machine>
99. Shi Y., Support Vector Machine Classification. In *Advances in Big Data Analytics*, Springer Singapore. 2022, pp. 97–246, DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-16-3607-3_3
100. What is the k-nearest neighbors algorithm? IBM - United States. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/knn>
101. K-nearest neighbors algorithm. Wikipedia, the free encyclopedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/K-nearest_neighbors_algorithm
102. Parmar A., Katariya R., & Patel, V., A Review on Random Forest: An Ensemble Classifier. In *International Conference on Intelligent Data Communication Technologies and Internet of Things (ICICI)*, Springer International Publishing, 2018, pp. 758–763, DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-03146-6_86
103. Suthaharan S. Random Forest Learning. In *Machine Learning Models and Algorithms for Big Data Classification*, Springer US, 2016b, pp. 273–288. DOI: https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7641-3_11
104. Ke G., Meng Q., Finley T., Wang T., Chen W., Ma W., Ye Q., Liu T.-Y. LightGBM: a highly efficient gradient boosting decision tree // *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'17)*. Curran Associates Inc., Red Hook, NY, USA, 2017. P. 3149-3157.

105. Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2008). Boosting and Additive Trees. In *The Elements of Statistical Learning* (pp. 337–387). Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-0-387-84858-7_10
106. Ahn, J. M., Kim, J., & Kim, K. (2023). Ensemble Machine Learning of Gradient Boosting (XGBoost, LightGBM, CatBoost) and Attention-Based CNN-LSTM for Harmful Algal Blooms Forecasting. *Toxins*, 15(10), 608. <https://doi.org/10.3390/toxins15100608>
107. Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: A gradient boosting machine.. *The Annals of Statistics*, 29(5), 1189–1232. <https://doi.org/10.1214/aos/1013203451>
108. Farnia F., Tse D., A Minimax Approach to Supervised Learning, *Advances in Neural Information Processing Systems 29 (NIPS 2016)* 5-10.12.2016, Spain. p. 1-7, URL: https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2016/file/7b1ce3d73b70f1a7246e7b76a35fb552-Paper.pdf
109. Supervised learning - Wikipedia. (2002, January 8). URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Supervised_learning
110. Unsupervised learning - Wikipedia. (2003, May 25). URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Unsupervised_learning
111. Tyagi, K., Rane, C., Sriram, R., & Manry, M. Unsupervised learning. In *Artificial Intelligence and Machine Learning for EDGE Computing 2022*, pp. 33–52, DOI: <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-824054-0.00012-5>
112. Long-Ji Lin. Reinforcement learning for robots using neural networks. Technical report, DTIC Document, 1993.
113. Lin, X., Xing, Q., & Liu, F. Choice of discount rate in reinforcement learning with long-delay rewards. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2022, Vol. 33(2), p. 381–392. DOI: <https://doi.org/10.23919/jsee.2022.000040>
114. Bergmann, D. What Is Semi-Supervised Learning? IBM - United States. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/semi-supervised-learning>

115. Zhu, X., & Goldberg, A. B. Introduction to Semi-Supervised Learning. *Synthesis Lectures on Artificial Intelligence and Machine Learning*, 2009, 3(1), 1–130. DOI: <https://doi.org/10.2200/s00196ed1v01y200906aim006>
116. Bergmann, D., What Is Self-Supervised Learning? IBM - United States. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/self-supervised-learning#:~:text=Self,implicit%20labels%20from%20unstructured%20data>
117. Albelwi, S. Survey on Self-Supervised Learning: Auxiliary Pretext Tasks and Contrastive Learning Methods in Imaging. *Entropy*, 2022, Vol. 24(4), p. 551. URL: <https://doi.org/10.3390/e24040551>
118. Піднебесна Г.А., Онтології та їх значення для розвитку сучасних інформаційних технологій, *Індуктивне моделювання складних систем*: 36. наук. пр. — К.: МННЦ ІТС НАН та МОН України, 2017, №9, С. 174-187, URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Imss_2017_9_19
119. Arp R., Smith B., & Spear A. D., Building Ontologies with Basic Formal Ontology, 2015, MIT Press, p. 248.
120. Reyes-Peña C. & Tovar-Vidal M., Ontology: Components and Evaluation, a Review. *Research in Computing Science*, 2019, Vol. 148(3), p. 257–265, DOI: <https://doi.org/10.13053/rcs-148-3-21>
121. Modeling the Process of Assessing the Technical Condition of Damaged Real Estate Objects / B. Volokh et al. 2023 IEEE International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST), Astana, Kazakhstan, 4–6 May 2023. 2023. URL: <https://doi.org/10.1109/sist58284.2023.10223547>.
122. Yehorov O., Volokh B., Bosenko I., Yeremenko B., Terenchuk S., Modeling of highly loaded distributed system supporting the process of assessing the technical condition of objects, 4th International Workshop on Information Technologies: Theoretical and Applied Problems, ITTAP 2024, Ternopil, Ukraine, Opole, Poland, 23-25 October 2024, Vol. 3896, P. 173 – 185. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3896/paper10.pdf>
123. Tsehelnii V., Terenchuk S., Ploskyi V., Tereschuk M., Bosenko I., Chertkov O. Information Technology of the Agro-Industrial Complex's Design Objects Organization. *2024 IEEE 4th International Conference on Smart Information Systems and Technologies*

(SIST), Astana, Kazakhstan, 15-17 May 2024. 2024. p. 652-657. DOI: <https://doi.org/10.1109/sist61555.2024.10629626>

124. Terenchuk, S., Pasko, R., Bosenko, I., Buhrov, A., Yaschenko, A., Volokh, B. Ontology Formation of Support System for Restoration of Buildings, Property and Infrastructure Objects. 2023 IEEE 4th KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek), Kharkiv, Ukraine, 2–6 October 2023. DOI: <https://doi.org/10.1109/khpiweek61412.2023.10313006>

125. Galinsky, O. M., Molodid, O. S., Sharikina, N. V., & Plokhuta, R. O. (2020). Research of technologies for restoration of the concrete protective layer of reinforced concrete constructions during the reconstruction of the buildings and structures. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 907, 012056. <https://doi.org/10.1088/1757-899x/907/1/012056>

126. M. Lendo-Siwicka, R. Trach, K. Pawluk, G. Wrzesiński, A. Pochowska, "Assessment of the technical condition of heritage buildings with the use of fuzzy logic", Arch. Civil Eng., Jun. 2023. DOI: <https://doi.org/10.24425/ace.2023.145257>

127. Ngo, T., Mendis, P., A. Gupta, & J. Ramsay., Blast Loading and Blast Effects on Structures – An Overview. *Electronic Journal of Structural Engineering*, 2007, Vol. 1, p. 76–91. DOI: <https://doi.org/10.56748/ejse.671>

128. Qin, D., Gao, P., Aslam, F., Sufian, M., & Alabduljabbar, H., A comprehensive review on fire damage assessment of reinforced concrete structures. *Case Studies in Construction Materials*, Vol. 16, Article e00843. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cscm.2021.e00843>

129. J. L. Hein, Discrete mathematic, 2nd ed.. Boston: Jones and Bartlett Publishers, 2003

130. Jiawei Han & Yongjian Fu., Mining multiple-level association rules in large databases. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 11(5), p. 798–805. DOI: <https://doi.org/10.1109/69.806937>

131. Terenchuk, S., Yeremenko, B., Kartavykh, S., & Nasikovskiy, O., Application of fuzzy mathematics methods to processing geometric parameters of degradation of

building structures. *EUREKA: Physics and Engineering*, 2018, Vol. 1, p. 56–62. DOI: <https://doi.org/10.21303/2461-4262.2018.00554>

132. Kulikov, P., Pasko, R., Terenchuk, S., Ploskyi, V., Yeremenko, B. Using of Artificial Neural Networks in Support System of Forensic Building-Technical Expertise. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)*. 2019. Vol. 9(4). pp. 3162 – 3168 DOI: <https://doi.org/10.35940/ijitee.d2050.029420>

133. Zadeh, L., Fuzzy logic. *Scholarpedia*, 2008 Vol. 3(3), p. 1766. <https://doi.org/10.4249/scholarpedia.1766>

134. Панкевич О.Д., Штовба С.Д. Діагностування тріщин будівельних конструкцій за допомогою нечітких баз знань. Монографія. Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2005. 108с.

135. RStudio IDE The most trusted IDE for open source data science. Posit. URL: <https://posit.co/products/open-source/rstudio/>

136. MATLAB. MathWorks. URL: <https://www.mathworks.com/products/matlab.html>

137. JetBrains. PyCharm: the Python IDE for data science and web development. JetBrains. URL: <https://www.jetbrains.com/pycharm/>

ДОДАТКИ

Додаток А

**ПРО ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДИСЕРТАЦІЙНОГО
ДОСЛІДЖЕННЯ В НАВЧАЛЬНИЙ ПРОЦЕС**

Програмування та алгоритмічні мови : методичні вказівки до виконання лабораторних робіт / Київ. нац. ун-т буд-ва і архіт. ; укладач О. А. Поплавський., І. В. Босенко — Київ : КНУБА, 2024. — 55 с. : іл. - Бібліогр. : с. 54.

<https://repository.knuba.edu.ua/handle/123456789/13612>

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Київський національний університет будівництва і архітектури

УДК 004.43

П78

Укладачі: О. А. Поплавський, канд. техн. наук, доцент;
І. В. Босенко, аспірант

Рецензент О. О. Терентьев, д-р техн. наук, професор

Відповідальна за випуск Т. А. Гончаренко, канд. техн. наук,
доцент.

*Затверджено на засіданні кафедри інформаційних технологій,
протокол № 9 від 27 березня 2024 року.*

В авторській редакції.

Програмування та алгоритмічні мови : методичні вказівки до
П78 виконання лабораторних робіт / уклад. : Поплавський О. А.,
Босенко І.В. – Київ : КНУБА, 2024. – 56 с.

Містять зміст, порядок оформлення і вказівки до виконання
лабораторних робіт.

Призначено для здобувачів першого (бакалаврського) рівня
вищої освіти спеціальностей 122 «Комп'ютерні науки», 126
«Інформаційні системи та технології».

**ПРОГРАМУВАННЯ ТА
АЛГОРИТМІЧНІ МОВИ**

Методичні вказівки
до виконання лабораторних робіт 1–10
для підготовки здобувачів першого (бакалаврського)
рівня вищої освіти
за спеціальностями 122 «Комп'ютерні науки»,
126 «Інформаційні системи та технології»

ВІМ-менеджмент інформатизації : методичні вказівки до виконання лабораторних робіт 1-7 для здобувачів першого (бакалаврського) рівня вищої освіти за спеціальністю 122 «Комп'ютерні науки» / Київ. нац. ун-т буд-ва і архіт. ; укладач : О. А. Поплавський., І.В. Босенко. – Київ : КНУБА, 2024. – 40 с. : іл. - Бібліогр. : с. 41.

<https://repository.knuba.edu.ua/handle/123456789/13617>

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Київський національний університет будівництва і архітектури

УДК 004.9

В-47

Укладачі : О. А. Поплавський, канд. техн. наук, доцент;
І. В. Босенко, аспірант

Рецензент О. О. Терентьев, д-р техн. наук, професор

Відповідальна за випуск Т.А. Гончаренко, канд. техн. наук,
доцент

*Затверджено на засіданні кафедри інформаційних технологій,
протокол № 9 від 27 березня 2024 року.*

В авторській редакції.

ВІМ-МЕНЕДЖМЕНТ ІНФОРМАТИЗАЦІЇ

Методичні вказівки
до виконання лабораторних робіт 1 – 7
для здобувачів першого (бакалаврського) рівня вищої освіти
за спеціальністю 122 «Комп'ютерні науки»

ВІМ-менеджмент інформатизації : методичні вказівки до
В-47 виконання лабораторних робіт 1 – 7 / уклад. : О. А. Поплавський,
І.В. Босенко. – Київ : КНУБА, 2024. – 40 с.

Містять зміст, порядок оформлення і вказівки до виконання
лабораторних робіт 1 – 7 з дисципліни «ВІМ-менеджмент
інформатизації».

Призначено для здобувачів першого (бакалаврського) рівня
вищої освіти за спеціальністю 122 «Комп'ютерні науки».

Київ 2024

© КНУБА, 2024

Інтернет-технології та мова програмування Java: методичні вказівки до виконання лабораторних робіт 1-6 для підготовки здобувачів освітньо-кваліфікаційного рівня «бакалавр» спеціальностей 122 «Комп'ютерні науки» та 126 «Інформаційні системи та технології» / Київ. нац. ун-т буд-ва і архіт. ; укладач : О. А. Поплавський. І.В. Босенко — Київ: КНУБА, 2024. — 64 с. - Бібліогр. : с. 63.
<https://repository.knuba.edu.ua/handle/123456789/13616>

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
 Київський національний університет будівництва і архітектури

УДК 004.43

I – 57

Укладачі : О. А. Поплавський, канд. техн. наук, доцент;

І. В. Босенко, аспірант

Рецензент О. О. Терентьев, д-р техн. наук, професор

Відповідальна за випуск Т.А. Гончаренко, канд. техн. наук,
 доцент

*Затверджено на засіданні кафедри інформаційних технологій,
 протокол № 9 від 27 березня 2024 року.*

В авторській редакції.

ІНТЕРНЕТ-ТЕХНОЛОГІЇ ТА МОВА ПРОГРАМУВАННЯ JAVA

Методичні вказівки
 до виконання лабораторних робіт № 1–6
 для здобувачів першого (бакалаврського) рівня вищої освіти
 за спеціальностями 122 «Комп'ютерні науки»
 та 126 «Інформаційні системи та технології»

Інтернет-технології та мова програмування Java : методичні
 I – 57 вказівки до виконання лабораторних робіт № 1–6 / уклад. : О.А.
 Поплавський, І.В. Босенко. – Київ : КНУБА, 2024. – 64 с.

Містять зміст, порядок оформлення і вказівки до виконання
 лабораторних робіт з дисципліни «Інтернет-технології та мова
 програмування Java».

Призначено для здобувачів першого (бакалаврського) рівня
 вищої освіти за спеціальностями 122 «Комп'ютерні науки» та 126
 «Інформаційні системи та технології».

**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
БУДІВНИЦТВА І АРХІТЕКТУРИ**

ФАКУЛЬТЕТ АВТОМАТИЗАЦІЇ І ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

«07» квітня 2025 р.

ДОВІДКА

про впровадження результатів дослідження
на здобуття наукового ступеня доктора філософії
зі спеціальності 126 Інформаційні системи та технології

Запропонована в дисертаційній роботі Босенка Ігора Валерійовича модель оцінки технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи є прикладом інноваційного проекту системи підтримки будівельно-технічної експертизи, що здатна швидко обробляти, аналізувати і класифікувати великі обсяги інформації в умовах проведення бойових дій та може бути застосована під час післявоєнної відбудови України.

Використані в роботі алгоритми машинного навчання впроваджені в курс «Інформаційні технології представлення обробки та розпізнавання зображень» освітньої програми спеціальності 126 – «Інформаційні системи і технології», курс «Теорія алгоритмів» освітньої програми спеціальностей 126 – «Інформаційні системи і технології» і 126 – «Інформаційні системи і технології. Штучний Інтелект. Когнітивні технології», курс «Прикладна теорія графів» освітньої програми спеціальності 174 – «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» факультету автоматизації і інформаційних технологій Київського національного університету будівництва і архітектури в 2022-2025 роках.

Це надає можливість впроваджувати необхідні теоретичні знання та практичні навички фахівцям галузі інформаційних технологій при вирішенні задач цифрової трансформації і підтверджує актуальність і вагомості теоретичне і практичне значення у процесі підготовки майбутніх спеціалістів галузі.

декан факультету АІТ,
доктор технічних наук, професор



Олександр ТЕРЕНТЬЄВ

ДОВІДКИ

ПРО АПРОБАЦІЇ РЕЗУЛЬТАТІВ ДИСЕРТАЦІЙНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ



АЛЬТІС
КОНСТРАКШН

ТОВ «Альтіс-Констракшн»

ЄДРПОУ 37394854 • Тел. +380 (44) 492-77-86
Юридична адреса: вул. Кичалова, 5Б • м. Київ • 03146 • Україна
МФО 322940, № рахунку: 26001300180698 у ПАТ «Банк Форум»
Http://www.altis.ua • E-mail: office@altis.ua

№ 741/2
«8» квітня 2015 р.

ДОВІДКА

про апробацію результатів дисертаційного дослідження
«Інформаційна система підтримки будівельно-технічної експертизи».

Босенка Ігора Валерійовича

за спеціальністю 126 «Інформаційні системи та технології»

Цією довідкою підтверджуємо, що товариством з обмеженою відповідальністю «Альтіс-Констракшн» при виборі кращого рішення з множини прийнятних альтернатив в процесі моделювання будівельних робіт апробовано модель оцінювання технічного стану об'єктів будівництва на основі дерев рішень з градієнтним прискоренням, запропоновану Босенком І.В. в роботі «Інформаційна система підтримки будівельно-технічної експертизи».

Наукові результати дисертаційної роботи можуть бути використані при виконанні реконструкцій та нової забудови територій, що постраждали внаслідок позапроектних впливів техногенного характеру.

Директор

М.П.



Максим ЗАБІГАЙЛО

МІНІСТЕРСТВО ЮСТИЦІЇ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАУКОВО-ДОСЛІДНИЙ ІНСТИТУТ
СУДОВИХ ЕКСПЕРТИЗ
МІНІСТЕРСТВА ЮСТИЦІЇ УКРАЇНИ
(КНДІСЕ)

вул. Сім'ї Бродських, 6, м. Київ, 03057, тел. (044) 200-29-11, (044) 200-29-29, код згідно з ЄДРПОУ 02883096
 номер електронного кабінету в підсистемі Електронний суд ЄСІТС **02883096**

ВІДОМОСТІ ПРО АТЕСТАЦІЮ ТА АКРЕДИТАЦІЮ

ENFSI (Європейська мережа судово-експертних установ) – сертифікат від 18.05.2017
НААУ – атестат від 29.10.2024 № 201141 (ISO-17025), атестат від 20.12.2022 №70530 (ISO-17020),
 атестат від 19.08.2024 №10436 (ISO -17065)

ДП «Укрметртестстандарт» – сертифікат від 18.11.2020 № ПТ-428/20

ФДМУ – сертифікат від 15.08.2022 № 414/2022

ДОВІДКА

про апробацію результатів дисертаційної роботи

Босенка Ігоря Валерійовича

«Інформаційна система підтримки будівельно-технічної експертизи»
за спеціальністю 126 «Інформаційні системи та технології»

Лабораторією інженерно-технічних видів досліджень Київського науково-дослідного інституту судових експертиз Міністерства юстиції України засвідчується актуальність і практична значимість впровадження в роботу експертів моделі оцінювання технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи з урахуванням впливу зброї, запропоновану Босенком І.В. в дисертаційному дослідженні «Інформаційна система підтримки будівельно-технічної експертизи».

Впровадження запропонованої моделі на основі дерев рішень з градієнтним бустингом в систему оцінювання технічного стану в процес виконання надасть можливість зменшити навантаження на експертів в умовах дослідження масштабних руйнувань спричинених тривалими бойовими діями на території України.

Завідувач Лабораторії інженерно-технічних
 видів досліджень,
 к.т.н., Заслужений будівельник України



Роман ПАСЬКО

Завідувач Відділу дослідження обсягів,
 якості та вартості будівельних робіт
 Лабораторії інженерно-технічних
 видів досліджень,
 к.т.н., Заслужений будівельник України



Олексій КОМАНДИРОВ

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ
УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ БУДІВНИЦТВА
І АРХІТЕКТУРИ
(КНУБА)

просп. Повітряних Сил, 31, м. Київ, 03037
тел.: +38 (044) 241-55-80,
e-mail: knuba@knuba.edu.ua,
web: knuba.edu.ua
код ЄДРПОУ 02070909



MINISTRY OF EDUCATION
AND SCIENCE OF UKRAINE
KYIV NATIONAL UNIVERSITY
OF CONSTRUCTION
AND ARCHITECTURE
(KNUCA)

Povitrianykh Syl Ave, 31, Kyiv, 03037, Ukraine
tel.: +38 (044) 241-55-80,
e-mail: knuba@knuba.edu.ua
web: knuba.edu.ua
code USREOU 02070909

ДОВІДКА
про апробацію
наукових результатів дисертаційної роботи
Босенка Ігора Валерійовича
за спеціальністю 126 «Інформаційні системи та технології»

Даною довідкою підтверджуємо, що результати наукової роботи Босенка Ігора Валерійовича «Інформаційна система підтримки будівельно-технічної експертизи» успішно апробовано у Центрі інжинірингу та експертизи. Запропонована Босенко І.В. концепція автоматизації процесу технічного обстеження об'єктів нерухомості за допомогою машинного навчання і вибірка даних для навчання є адекватною і відповідає апріорному експертному досвіду.

Директор центру інжинірингу
та експертизи, д.т.н., професор,
професор кафедри
будівельних технологій

Олександр МОЛОДІД

Проректор з наукової роботи
та інноваційного розвитку,
к.т.н., доцент кафедри технології
будівельних конструкцій і виробів

Олександр КОВАЛЬЧУК