

Босенко Ігор Валерійович

Аспірант кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики,

<https://orcid.org/0000-0002-9046-4380>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

**МОДЕЛІ І МЕТОДИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ПРОЦЕСІ ВИКОНАННЯ
БУДІВЕЛЬНО-ТЕХНІЧНОЇ ЕКСПЕРТИЗИ**

***Анотація.** Об'єктом дослідження є процес формування висновку будівельно-технічної експертизи системою підтримки процесу відновлення об'єктів нерухомості. Предметом дослідження є моделі і методи штучного інтелекту, що здатні розв'язувати задачу формування експертного висновку щодо категорії технічного стану будівельних конструкцій і об'єктів в цілому. Метою роботи є обґрунтування вибору моделі для розв'язання задачі оцінювання технічного стану об'єктів будівельно-технічної експертизи на основі дослідження моделей і методів штучного інтелекту, що здатні розв'язувати задачу нечіткої класифікації. Для оцінки технічного стану будівельних конструкцій і об'єктів в цілому запропоновано застосовувати дерева рішень з градієнтним прискоренням. Цей метод виправляє помилки попередніх ітерацій і враховує величину різних типів помилок. Показано, що механізм ітеративного навчання дає змогу експертам будівельно-технічної експертизи уточнювати чи доповнювати дані, на основі яких роблять висновки. Коригування висновків ансамблів дерева рішень з градієнтним прискоренням експерти можуть робити відповідно до нормативної бази. Формалізовано вхідні і вихідні дані моделі з урахуванням такого антропогенного фактора, як вплив зброї. Визначено п'ять основних конструктивних елементів, для кожного з яких доцільно навчати ансамблі дерев. Показано функцію витрат, що допомагає приділяти особливу увагу граничним станам будівель і споруд, коли ризик помилки може призвести до повної непридатності або порушення функціонування конструкцій або їхніх елементів. На основі аналізу низки досліджень як предмет подальших досліджень обґрунтовано вибір мультиагентної теорії для забезпечення масштабування і гнучкості системи підтримки процесу відновлення об'єктів нерухомості.*

Ключові слова: будівельно-технічна експертиза; дерева рішень; градієнтне прискорення; ітеративне навчання; машинне навчання

Вступ

Наразі в Україні кількість зруйнованих об'єктів нерухомості становить близько 330 тис., а на початку 2024 р. фіксувалося 280 тис., що показує жакливу динаміку в 50 тис. за рік [1]. Вчасне відновлення такої кількості пошкоджених і зруйнованих об'єктів потребує виконання будівельно-технічної експертизи (БТЕ).

Об'єктом БТЕ є будівлі і споруди (БіС), окремі елементи нерухомого майна, конструкції, квартири, приміщення, оздоблення, інженерні мережі.

Перелік питань, які вирішуються експертами в процесі виконання БТЕ, не обмежуються висновком щодо ТС, але майже всі вони передбачають оцінювання технічного стану (ТС) об'єкта БТЕ і впливу на нього навколишнього середовища (НС). Залежно від висновку БТЕ визначаються методи відновлення.

Наразі опрацювання даних і формування експертного висновку покладається на експертів, що

потребує значних витрат їхнього часу на виконання ручної роботи. Тому автоматичне формування висновку експерта БТЕ лишається актуальним.

**Аналіз останніх досліджень
і публікацій**

Схему формування БТЕ показано на рис. 1. З рис. 1 видно, що висновок БТЕ залежить від переліку питань, які ставляться перед експертом, що виконує експертизу.

Вирішенню проблеми комп'ютеризації процесу формування висновків БТЕ присвячено низку робіт.

У [2] запропоновано модель спеціалізованої інтелектуальної системи підтримки судових БТЕ. У [3] показано можливість застосування нейро-нечіткої моделі Cascade ARTMAP в цій системі. Також у [3] формалізовано висновок, показано як використання цієї нейромережі може полегшити роботу експертів. Проте ця система досі не реалізована.

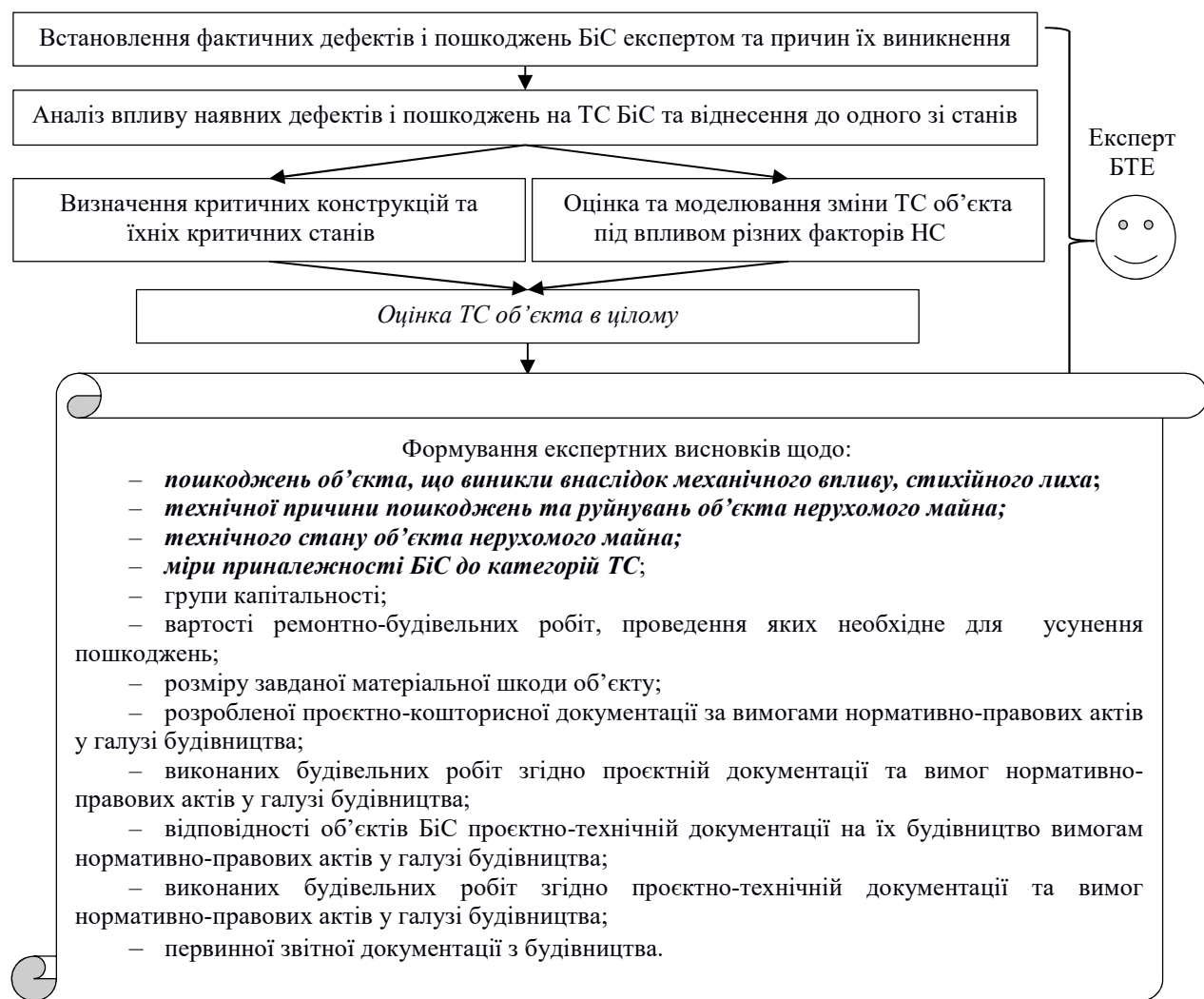


Рисунок 1 – Схема процесу оцінювання стану будівель і споруд

У [4] запропоновано концептуальну модель інтелектуальної системи підтримки процесу оцінювання технічного стану об'єктів будівництва, робота якої ґрунтується на використанні нейронної мережі Такаґі – Сугено – Канка. Ця система також досі не впроваджена в процес обстеження будівель і споруд для визначення й оцінювання їхнього ТС [5]. Практичної реалізації робота не отримала, проте на сьогодні в умовах бойових дій на ТС об'єктів впливають вібрації після влучання зброї чи проїзду важкої техніки, що робить продовження цього дослідження актуальним.

У [6] запропоновано підхід до формування експертного висновку щодо причини появи пошкоджень на основі нечітких імплікацій, проте в цій роботі розглядаються тільки цегляні конструкції будівель і споруд. Правила для визначення ТС викладені в дослідженні, досі залишаються актуальними, проте реалізація є застарілою і не відповідає сучасним вимогам до обробки великих і складних обсягів даних.

У [7 – 9] описано модель інфокомунікаційної системи підтримки процесу відновлення об'єктів

нерухомості (СППВОН), визначено основні вимоги до цієї системи і описано сервіси обробки і збереження даних. У цій системі передбачено, але не реалізовано оцінювання рівня пошкоджень, збитків і вартості відновлювальних робіт.

Ця робота є продовженням [7 – 9] і у фокусі дослідження впровадження передових моделей і методів штучного інтелекту (ШІ) в процес формування експертного висновку щодо оцінки ТС об'єкта в цілому.

Мета публікації

Мета публікації – на основі досліджень моделей і методів штучного інтелекту, що здатні розв'язувати задачу нечіткої класифікації об'єктів, обґрунтувати вибір моделі для розв'язання задачі оцінювання ТС об'єктів БТЕ.

Виклад основного матеріалу

У [10] представлено загорткову нейромережу, що призначена для аналізу пошкоджень БіС після землетрусів за наборами даних зображень аерофотознімків і безпілотних літальних апаратів.

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 розв'язання задачі класифікації пошкоджень будівель після стихійних лих, а саме:

– у [11] розглянуто доцільність використання дискримінантного аналізу, k-nearest neighbors, дерев рішень і випадкових лісів для прогнозування швидкості розвитку руйнувань та оцінки рівня безпеки перебування людей в будівлях після землетрусів;

– у [12] показано низку алгоритмів машинного навчання, що використовуються для отримання карт пошкоджень БіС після землетрусів, дані про які зібрано з використанням БПЛА.

У [13] показано можливість використання мультиагентних систем для вирішення складних проблем управління будівництвом, зокрема в плануванні, координації, оптимізації ресурсів у процесі будівництва. Проте в цій роботі не досліджується можливість використання інтелектуальних агентів для розв'язання задачі оцінювання ТС.

У [14] 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 розв'язанні задач ресурсного менеджменту і планування, не охоплюючи задачу формування висновків щодо категорії ТС об'єкта БТЕ.

У цій статті, на відміну від попередніх, для розв'язання задачі оцінювання ТС об'єкта БТЕ розглядається доцільність використання дерев рішень з градієнтним прискоренням (GBDT).

GBDT – це модель, що використовує ансамблевий метод, в якому декілька дерев рішень послідовно навчаються і на кожній ітерації виправляють помилки попередніх прогнозів [15].

На стартовій ітерації прогноз категорії ТС об'єкта БТЕ ($F_0(x)$) визначається як середня оцінка висновку, що розраховується за нормативними документами (табл. 1):

$$F_0(x) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N y_i, \quad (1)$$

де y_i – справжній клас i -го прикладу; i -ї категорії ($i = 1 \dots 4$); N – кількість прикладів, на якій формується стартовий прогноз.

Формально, на m -й ітерації навчання сукупний прогноз GBDT може бути записано так:

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + v \cdot h_m(x), \quad (2)$$

де $F_{m-1}(x)$ – результат бустингу на попередньому кроці; $h_m(x)$ – нове дерево рішень, яке мінімізує функцію втрат, що отримано на основі похибок попередніх кроків; $v \in (0,1]$ – коефіцієнт швидкості навчання.

У реалізаціях GBDT функція втрат задається за замовчуванням залежно від типу задачі, але у СППВОН може виникнути потреба модифікації цієї функції або застосування зваженого підходу. Це пов'язано з тим, що ризик помилки під час визначення аварійного стану (категорія «4») потенційно вищий, ніж помилки в інших випадках.

Таблиця 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 якостями конструкція відповідає категорії технічного стану «1», але є часткові відхилення від вимог проекту	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

Позначимо: $L(\theta)$ – загальна функція втрат; θ – набір параметрів моделі.

Тоді класичний вигляд перехресної ентропії втрати має вигляд [16]:

$$L(\theta) = -\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K w_k \cdot (y_i = k) \cdot \log(p_{i,k}(\theta)), \quad (3)$$

де N – кількість прикладів, що використовуються для навчання моделі; K – кількість класів ($K=4$); $p_{i,k}(\theta)$ – передбачена ймовірність того, що i -й приклад належить до класу k ; w_k – імовірність правильного визначення категорії ТС, що коригується експертом у діапазоні, що визначається нормативною документацією [5].

Якщо експерти виявили, що модель помилилася у визначенні стану будівлі, ці приклади можна:

- підсилити в датасеті, підвищити їхню вагу;
- додати більше подібних прикладів.

Завдяки такому ітеративному підходу з урахуванням величини помилки GBDT послідовно покращує свою точність. Послідовне виправлення помилок дає змогу досягти вищої точності в задачах з невеликими і “шумними” даними. Гнучка функція втрат дає змогу коригувати модель під специфіку будівельних норм. Ітеративне навчання це підхід, який ще називають «human-in-the-loop», після початкового навчання алгоритм видає результати, а експерти аналізують найбільш критичні або сумнівні випадки, вносять корективи (наприклад, уточнюють мітки або додають нові дані), і модель повторно навчається з урахуванням виправленої інформації. Це дає змогу швидко адаптуватися до змінних умов і підвищувати загальну точність системи.

Для оцінки якості класифікації ТС об’єктів БТЕ застосовуються класифікаційні метрики, зокрема [17]:

- Accuracy – частина прикладів, де модель повністю збігається з висновком експерта;
- Precision і Recall – корисні для аналізу прогнозів GBDT, щоб модель не переважувала список помилковими тривогами;
- F1-score – дає збалансовану оцінку, одночасно враховуючи Precision і Recall.

Отже, застосування GBDT з ітеративним навчанням і перевіркою критичних випадків експертами забезпечує високу точність класифікації ТС об’єктів БТЕ, що відповідає нормам і класифікаційним категоріям. Це уможливило суттєво прискорити процес обстеження великої кількості об’єктів, визначити пріоритети для відновлення і автоматично формувати рекомендації з урахуванням конкретної категорії пошкоджень.

Вхідні дані для навчання GBDT подаються окремо для певного конструктивного елемента, тобто створюються окремі ансамблі. Окреслимо основні

види конструктивних елементів для визначення ТС: фундамент ($i=1$), конструкції несучі ($i=2$), жорсткосна схема ($i=3$), конструкції огорожувальні ($i=4$), вузли ($i=5$). Також для кожного з елементів формується власний вектор вхідних ознак:

$$\vec{X}_i = (\overset{i}{X}_1; \dots; \overset{i}{X}_J), \quad (4)$$

де i – номер елемента; N – кількість дерев; J – кількість термів або показників, які показують стан конкретного елемента згідно з ДСТУ. Після навчання на окремих елементах ці ансамблі потрібно об’єднати для визначення ТС об’єкта в цілому [18].

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

$$\vec{Q} = (Q(P); Q(W); Q(\bar{W})), \quad (5)$$

де Q – природні (P) і антропогенні (\bar{P}) фактори впливу НС; W – вплив зброї (рис. 2).

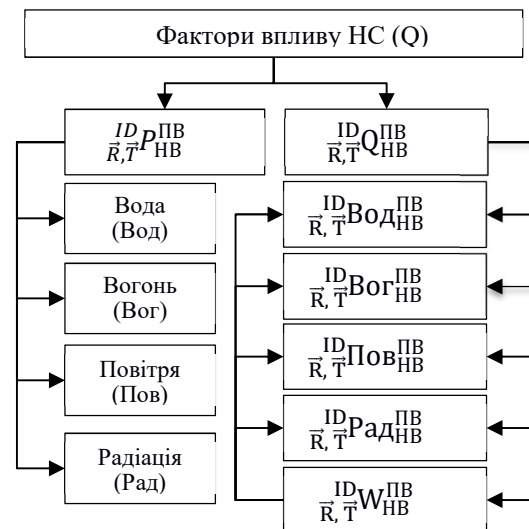


Рисунок 2 – Фрагмент концепту онтології впливів НС

Рис. 2 показує структурований фрагмент онтології, до якого належать фактори впливу навколишнього середовища (НС).

У цій роботі для формалізації об’єктів онтології СППВОН запропоновано такі скорочення і позначення:

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

Фрагмент онтології показує, що є велика кількість факторів, які впливають на ТС БіС, при цьому вони поділяються на природні й антропогенні. Цей фрагмент показує, що на сьогодні природні фактори впливу можуть бути викликані наслідками проведення бойових дій та впливу зброї [19].

Висновки

1. На основі проведених досліджень наявних підходів до формування висновків БТЕ доведено доцільність автоматизації формування експертних висновків за допомогою моделей і методів штучного інтелекту.

2. Запропоновано підхід для оцінювання технічного стану будівельних конструкцій і об'єктів в цілому, що поєднує GBDT та ітеративне навчання.

Визначено основні види конструктивних елементів для навчання ансамблів дерев.

3. Формалізовано і структуровано концепт онтології впливу навколишнього середовища на технічний стан.

Подальші роботи планується спрямувати на поглиблений аналіз мультиагентної теорії для наступного застосування при формуванні висновків БТЕ.

Список літератури

1. Ukrinform. В Україні цього року 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. Пасько, Р. М., Теренчук, С. А. Моделювання інтелектуальної системи підтримки судових будівельно-технічних експертиз. Актуальні питання судової експертизи криміналістики та кримінального процесу: мат. міжн. наук.-практ. конф. (м. Київ, 05.11. 2019). Київ : КНДІСЕ Мінюста України, 2019, С. 429–432.
3. Pasko R., Terenchuk S. The use of neuro-fuzzy models in expert support systems for forensic building-technical expertise. *ScienceRise*. 2020. Vol. 2. P. 10–18. DOI: <https://doi.org/10.21303/2313-8416.2020.001278>
4. Командиров О. В., Куліков П. М., Плоский В. О., Єременко Б. М. Застосування штучної нейро-нечіткої мережі Такаґі – Сугено – Канґа до оцінки технічного стану об'єктів будівництва. *Управління розвитком складних систем*. 2020. № 42. С. 107 – 112, dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2020.42.107-112.
5. ДСТУ 9273:2024. Настанова щодо обстеження будівель і споруд для визначення та оцінювання їхнього технічного стану: [Чинний від 2024-09-01]. Національний стандарт України, Київ, ДП «УкрНДНЦ», 2024, 78 с.
6. Панкевич О. Д., Штовба С. Д. Діагностування тріщин будівельних конструкцій за допомогою нечітких баз знань: монографія. Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2005. 108с.
7. Terenchuk S., Pasko R., Buhrov A., Ploskyi V., Panko O., Zapryvoda V. Computerization of the process of reconstruction of damaged or destroyed real estate. 2022 IEEE 3rd KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek), Kharkiv, Ukraine, 2022. P. 1–6. DOI: 10.1109/KhPIWeek57572.2022.9916470.
8. 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>
9. 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, dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2024.60.136-145.
10. 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>.
11. 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>.
12. 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>.
13. Xiang L., et al. Applications of multi-agent systems from the perspective of construction management: A literature review. *Engineering, Construction and Architectural Management*. 2021. Ahead-of-print. DOI: <https://doi.org/10.1108/ecam-01-2021-0038>.
14. 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>.
15. 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.
16. Categorical Cross-Entropy in Multi-Class Classification – GeeksforGeeks. <https://www.geeksforgeeks.org/categorical-cross-entropy-in-multi-class-classification/>.
17. GeeksforGeeks. F1 Score in Machine Learning – GeeksforGeeks. <https://www.geeksforgeeks.org/f1-score-in-machine-learning/>.
18. Командиров О. В. Інтелектуальні засоби підтримки процесу оцінки технічного стану об'єктів будівництва.: дис. ... канд. тех. наук: 30.04.2021. Київ, 2021, 163 с.
19. 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>.

Стаття надійшла до редколегії 08.03.2025

Bosenko Ihor

Postgraduate student of Department of Information Technology Design and Applied Mathematics,

<https://orcid.org/0000-0002-9046-4380>

Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv

**MODELS AND METHODS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE PROCESS
OF PERFORMING BUILDING-TECHNICAL EXPERTISE**

Abstract. The object of this research is the process of forming a conclusion building-technical expertise by a support system for the restoration of real estate objects. The subject of the study includes artificial intelligence models and methods capable of solving the task of forming an expert conclusion regarding the technical condition category of building structures and objects as a whole. The aim of this work is to justify the choice of a model for assessing the technical condition of real estate objects in building-technical expertise based on an analysis of artificial intelligence models and methods that can handle fuzzy classification tasks. To evaluate the technical condition of building structures and objects, the use of gradient-boosted decision trees is proposed. This method corrects errors from previous iterations and considers the magnitude of different types of errors. It has been demonstrated that the iterative learning mechanism allows experts in building-technical expertise to refine or supplement the data on which conclusions are based. Adjustments to the conclusions of gradient-boosted decision tree ensembles can be made by experts in accordance with the regulatory framework. The input and output data of the model have been formalized, taking into account such an anthropogenic factor as the impact of weaponry. Five main structural elements have been identified, for each of which it is advisable to train decision tree ensembles. A loss function has been introduced that allows special attention to be given to the critical states of buildings and structures, where the risk of error may lead to total unsuitability or functional failure of structures or their elements. Based on the analysis of a series of studies, the choice of multi-agent theory has been justified as a subject for further research to ensure the scalability and flexibility of the support system for the restoration of real estate objects.

Keywords: building-technical expertise; decision trees; gradient boosting; iterative learning; machine learning

References

1. Ukrinform. (2024). Almost 50,000 real estate and infrastructure facilities have been destroyed in Ukraine this year. Ukrinform – Current News of Ukraine and the World. URL: <https://www.ukrinform.ua/rubric-vidbudova/3934324-v-ukraini-cogoric-zrujnovani-majze-50-tisac-obektiv-neruhomosti-ta-infrastrukturi-kuleba.html>.
2. Pasko, R. M., & Terenchuk, S. A. (2019). Modeling of an intelligent support system for forensic building-technical expertise. Current Issues of Forensic Expertise, Criminalistics and Criminal Procedure: Proceedings of the International Scientific and Practical Conference (Kyiv, November 5, 2019). Kyiv : KNDISE of the Ministry of Justice of Ukraine, 429–432.
3. Pasko, R., & Terenchuk, S. (2020). The use of neuro-fuzzy models in expert support systems for forensic building-technical expertise. *ScienceRise*, 2, 10–18. URL: <https://doi.org/10.21303/2313-8416.2020.001278>.
4. Komandirov, O. V., Kulikov, P. M., Ploskyi, V. O., & Yeremenko, B. M. (2020). Application of the artificial Takagi-Sugeno-Kang neuro-fuzzy network for assessing the technical condition of construction objects. *Management of Complex Systems Development*, 42, 107–112. URL: <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2020.42.107-112>.
5. National Standard of Ukraine. (2024). Guidelines for the inspection of buildings and structures for determining and assessing their technical condition (DSTU 9273:2024). Kyiv: DP "UkrNDNC".
6. Pankevych, O. D., & Shtovba, S. D. (2005). Diagnosis of cracks in building structures using fuzzy knowledge bases. Monograph. Universum-Vinnytsia.
7. Terenchuk, S., Pasko, R., Buhrov, A., Ploskyi, V., Panko, O., & Zapryvoda, V. (2022). Computerization of the process of reconstruction of damaged or destroyed real estate. *Proceedings of the 2022 IEEE 3rd KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek)*, 1–6. 10.1109/KhPIWeek57572.2022.9916470
8. Volokh, B., Bosenko, I., Pasko, R., Molodid, O., Zapryvoda, V., & Terenchuk, S. (2023). Modeling the process of assessing the technical condition of damaged real estate objects. Proceedings of the 2023 IEEE International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST), 4–6 May, Astana, Kazakhstan. URL: <https://doi.org/10.1109/sist58284.2023.10223547>.
9. Buhrov, A. A., Volokh, B. Y., Bosenko, I. V., & Terenchuk, S. A. (2024). The system for supporting the process of real estate restoration: Data processing and storage. *Management of Complex Systems Development*, 60, 136–145. URL: <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2024.60.136-145>.
10. Hong, Z., et al. (2022). Classification of building damage using a novel convolutional neural network based on post-disaster aerial images. *Sensors*, 22 (15), 5920. URL: <https://doi.org/10.3390/s22155920>.
11. Mangalathu, S., et al. (2020). Classifying earthquake damage to buildings using machine learning. *Earthquake Spectra*, 36(1), 183–208. URL: <https://doi.org/10.1177/8755293019878137>.
12. Takhtkeshha, N., Mohammadzadeh, A., & Salehi, B. (2022). A rapid self-supervised deep-learning-based method for post-earthquake damage detection using UAV data (Case study: Sarpol-e Zahab, Iran). *Remote Sensing*, 15 (1), 123. URL: <https://doi.org/10.3390/rs15010123>.

-
13. Xiang, L., et al. (2021). Applications of multi-agent systems from the perspective of construction management: A literature review. *Engineering, Construction and Architectural Management*, Ahead-of-print. URL: <https://doi.org/10.1108/ecam-01-2021-0038>.
14. Hu, Y., Wu, L., Li, N., & Zhao, T. (2024). Multi-agent decision-making in construction engineering and management: A systematic review. *Sustainability*, 16 (16), 7132. URL: <https://doi.org/10.3390/su16167132>.
15. Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., Ye, Q., & Liu, T.-Y. (2017). LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree. *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'17)*, 3149–3157.
16. GeeksforGeeks (n.d.). Categorical cross-entropy in multi-class classification. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/categorical-cross-entropy-in-multi-class-classification/>.
17. GeeksforGeeks. (n.d.). F1 Score in Machine Learning. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/f1-score-in-machine-learning/>.
18. Komandirov, O. V. (2021). *Intelligent Tools of Support the Process of Assessing Technical Condition of Buildings*. Ph.D. thesis. Kyiv, 163 pages.
19. Volokh, B., et al. (2023). Modeling the process of assessing the technical condition of damaged real estate objects. *Proceedings of the 2023 IEEE International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST)*, Astana, Kazakhstan, 4–6 May 2023. <https://doi.org/10.1109/sist58284.2023.10223547>.
-

Посилання на публікацію

- APA Bosenko I. (2025). Models and methods of artificial intelligence in the process of performing building-technical expertise. *Management of Development of Complex Systems*, 61, 180–186, [dx.doi.org\10.32347/2412-9933.2025.61.180-186](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.61.180-186).
- ДСТУ Босенко І. В. Моделі і методи штучного інтелекту в процесі виконання будівельно-технічної експертизи. *Управління розвитком складних систем*. Київ, 2025. № 61. С. 180 – 186, [dx.doi.org\10.32347/2412-9933.2025.61.180-186](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.61.180-186).