

УДК 69.059.2:624.159.2

Yaroslav Berchun, PhD, Senior Researcher

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-9373-2870> **e-mail:** berchun93@gmail.com

Roman Telychko, Leading Engineer

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-3574-7919> **e-mail:** roman.telychko@gmail.com

Oleg Klymenkov, Candidate of Engineering Sciences, Senior Researcher

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-7664-5225> **e-mail:** oleg@klymenkov.com

Institute of Telecommunications and Global Information Space of National Academy of Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine

ASSESSMENT OF CHANGES IN THE TECHNICAL CONDITION OF DAMAGED MULTI-STORY BUILDINGS BY USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Abstract. *The article presents the results of the analysis and prospects for applying information technologies to select effective organizational, technological, and technical solutions for eliminating the emergency destruction of multi-story buildings damaged as a result of Russian aggression. Information and mathematical modeling is considered a key tool for assessment and decision-making, especially under conditions of limited access to the research object and a lack of information about its technical condition. The subject of this research is a previously unstudied issue: the development of a method for the urgent stability assessment of damaged multi-story buildings (DMBs) amid large-scale surveys, which will reduce the time for inspection, modeling, and decision-making regarding the reinforcement and reconstruction of a DMB or its dismantling. An important aspect of this method is forecasting the technical condition of DMBs using modern digital elements of artificial intelligence–neural networks. Optimizing the decision-making process under uncertainty is possible with the prior development of standard organizational and technological anti-emergency measures and methods for their application to typical DMB objects. Linking existing, pre-developed solutions using information and mathematical models of typical objects to a specific emergency DMB based on the pattern recognition principle allows for accelerating the selection of an option and ensuring the conduct of emergency rescue operations. In turn, this will help rescue potential victims, prevent accidents, and become part of the emergency response plan. In the post-war period, the use of the presented methodology will allow for the rapid assessment and forecasting of the technical condition of DMBs and the selection of an optimal strategy for their stabilization and reconstruction, including the frequency of monitoring needs and repair timelines. The application of neural networks, particularly hybrid models (CNNs, LSTMs, autoencoders), opens fundamentally new opportunities for shifting from a reactive to a proactive approach in assessing the technical condition of protective engineering structures (PES). The implementation of such technologies will enable automation of damage analysis, forecasting of damage progression, and the generation of well-grounded recommendations for repair, reinforcement, or demolition of structures. This significantly enhances the efficiency of decision-making and reduces risks for rescuers and engineers.*

Keywords: *damaged multi-story buildings; technical condition; mathematical modeling; neural networks; risk of progressive collapse.*

Я.О. Берчун, Р.І. Теличко, О.А. Клименков

Інститут телекомунікацій і глобального інформаційного простору Національної академії наук України, м. Київ, Україна

ОЦІНКА ЗМІНИ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ПОНІВЕЧЕНИХ БАГАТОПОВЕРХОВИХ БУДІВЕЛЬ ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Анотація. У статті наведено результати аналізу та перспективи застосування інформаційних технологій для вибору ефективних організаційних, технологічних і технічних рішень у ліквідації аварійного руйнування понівечених багатоповерхових будівель внаслідок російської агресії. Інформаційно-математичне моделювання розглядається як ключовий засіб оцінки та прийняття рішень, тоді як зазвичай існує обмежений доступ до об'єкта дослідження та брак інформації про його технічний стан. Предметом дослідження є питання, яке раніше не досліджувалося: розробка методу термінової оцінки стійкості понівечених багатоповерхових будівель (ПББ) в умовах значного масштабу обстежень, що дозволить скоротити час обстеження, моделювання та прийняття рішень щодо посилення та реконструкції ПББ або його демонтажу. Одним з важливих аспектів цього методу є прогноз технічного стану ПББ за допомогою сучасних цифрових елементів штучного інтелекту – нейронних мереж. Оптимізація процесу прийняття рішень в умовах невизначеності можлива за умови попередньої розробки типових організаційно-технологічних протиаварійних заходів та методики їх застосування на типових об'єктах ПББ. Прив'язка існуючих, попередньо розроблених рішень з використанням інформаційно-математичних моделей типових об'єктів до конкретного аварійного ПББ на основі принципу розпізнавання образів дозволяє прискорити вибір варіанту та забезпечити проведення аварійно-рятувальних робіт. У свою чергу, це сприятиме порятунку можливих постраждалих, запобігатиме нещасним випадкам та стане частиною плану реагування на надзвичайні ситуації. У післявоєнний час використання представленої методики дозволить оперативно оцінити та прогнозувати технічний стан ПББ і вибрати оптимальну стратегію її стабілізації і реконструкції, включаючи періодичність моніторингу, потреби і терміни ремонту.

Ключові слова: понівечені багатоповерхові будівлі; технічний стан; математичне моделювання; нейронні мережі; ризик прогресуючого колапсу.

<https://doi.org/10.32347/2411-4049.2025.2.185-198>

Вступ

Зростаюче світове населення та житловий фонд постійно зазнають впливу природних катаклізмів, землетрусів або військових дій. Вкрай важливо створити нові інформаційні методології, які допоможуть вирішити ці проблеми сьогодення. Незважаючи на те, що це питання актуальне в усьому світі, такі методології та рішення повинні бути прийняті в першу чергу на місцевому рівні через специфічні будівельні матеріали, технології чи типи пошкоджень. Стаття присвячена пошкодженню житлових будинків через триваючу війну та військові дії в Україні. З 24.02.2022 росія зруйнувала чи пошкодила в Україні понад 210 000 будівель. У тому числі: 106 лікарень, 109 церков, 708 шкіл. Серед найбільш постраждалих міст називають Ірпінь, Харків, Маріуполь, Рубіжне,

Мар'їнка. Про це свідчить аналіз, проведений The New York Times разом із двома провідними вченими в галузі дистанційного зондування Корі Шером із Центру аспірантури Міського університету Нью-Йорка та Джеймоном Ван Ден Хуком із Університету штату Орегон (рис. 1) [1].

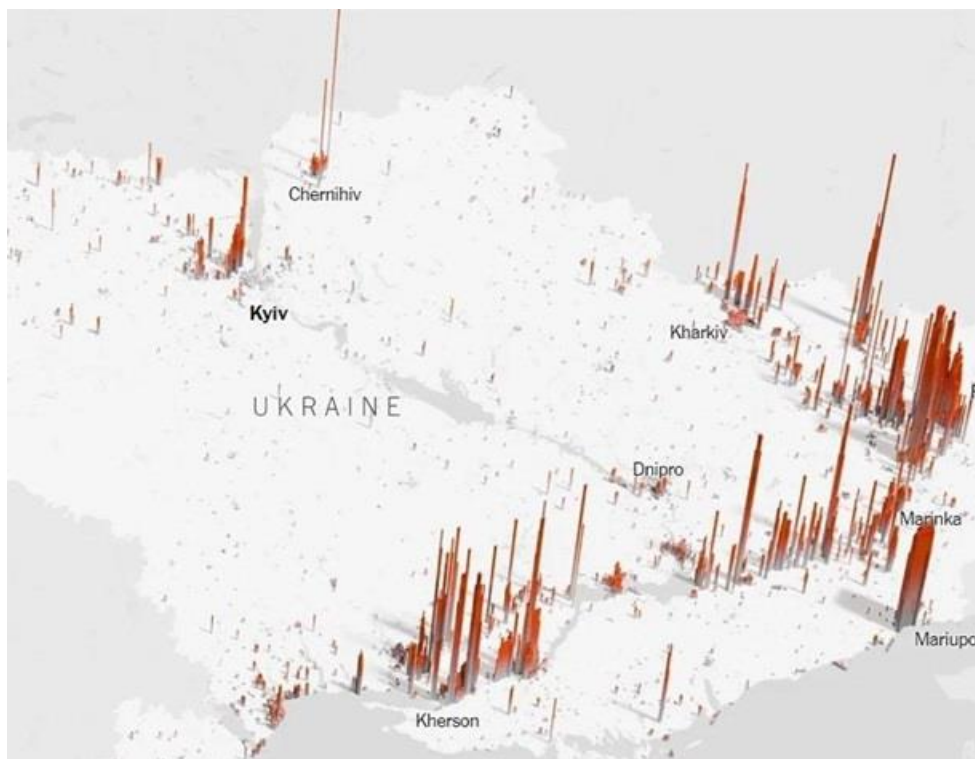


Рис. 1. Стовпчикова діаграма на мапі України зруйнованих будівель та споруд на 4 червня 2024 [1]

Для аналізу використовувалися дані радіолокаційних супутників, які можуть виявляти навіть невеликі зміни в будівлях. Близько 900 пошкоджених чи зруйнованих будівель – це об'єкти, захищені Женевськими конвенціями (встановлюють стандарти гуманного поводження під час війни). Українська оцінка вища: прем'єр-міністр України Денис Шмигаль у травні 2024 року наголосив, що росія зруйнувала чи пошкодила в Україні 250 тисяч житлових будівель, близько 4 тисяч шкіл, понад тисячу лікарень та багато інших цивільних об'єктів. Збитки країні через вторгнення він оцінив у 486 млрд доларів [2]. Відбудова та реконструкція українського житла, безсумнівно, включатиме багато факторів, і нові підходи будуть необхідні та прийняті (рис. 2 [3]). Вирішення вищезазначених питань потребує всебічного дослідження, оскільки кількість пошкоджених будівель на момент подання цієї роботи щоденно зростає в умовах продовження бойових дій. Ситуація мінлива, а актуальних статистичних даних про реальні масштаби руйнувань у багатьох містах України немає.

Предметом дослідження є питання, яке раніше не досліджувалося: розробка методу термінової оцінки стійкості понівечених багатоповерхових будівель (ПББ) в умовах значного масштабу обстежень, що дозволить скоротити час

обстеження, моделювання та прийняття рішень щодо посилення та реконструкції ПББ або його демонтажу. Одним з важливих аспектів цього методу є прогноз технічного стану ПББ за допомогою сучасних цифрових елементів штучного інтелекту – нейронних мереж.

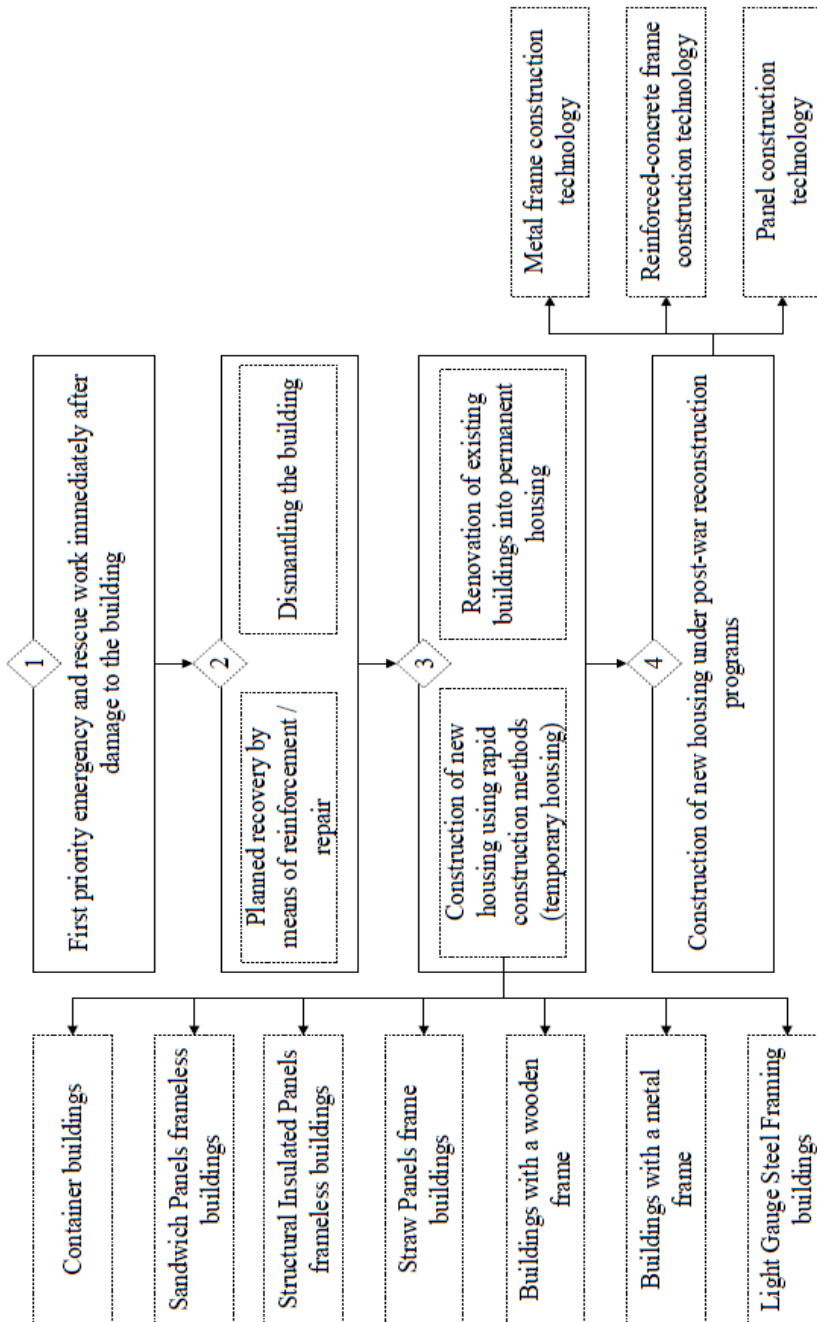


Рис. 2. Основні проблеми, які постали перед будівельним фондом України внаслідок військових дій [3]

Методи досліджень

Оптимізація процесу прийняття рішень в умовах невизначеності можлива за умови попередньої розробки типових організаційно-технологічних протиаварійних заходів та методики їх застосування на типових об'єктах ПББ. Прив'язка існуючих, попередньо розроблених рішень з використанням інформаційно-математичних моделей типових об'єктів до конкретного аварійного ПББ на основі принципу розпізнавання образів дозволяє прискорити вибір варіанту та забезпечити проведення аварійно-рятувальних робіт. У свою чергу, це сприятиме порятунку можливих постраждалих, запобігатиме нещасним випадкам та стане частиною плану реагування на надзвичайні ситуації.

На початковому етапі обстеження ПББ важко отримати об'єктивну інформацію про її фактичний технічний стан через небезпечний та обмежений доступ до об'єкта обстеження та наявність ризику непередбаченого обвалення зруйнованих конструкцій. Відповідно, використання імітаційного та інформаційно-математичного моделювання [4] може бути ефективним методом оперативно-імовірнісного підтвердження висновку про технічний стан пошкодженої будівлі в умовах інформаційної невизначеності, коли прийняття рішення щодо запобігання розвитку динаміки руйнування є актуальним. Це дозволяє приймати рішення на основі найсучасніших розрахункових моделей і технічних характеристик, а також може включати експертну оцінку тощо для отримання прогностичних даних щодо стійкості конструкцій.

Під час первинного огляду ПББ, безпосередньо після пошкодження, слід враховувати, що на момент пошкодження будівлі основними факторами, що впливають на конструкцію та призводять до руйнування, є [5]:

- надлишковий тиск у зоні впливу;
- термічні ефекти, які можуть виникнути в результаті розриву снаряда або пожежі;
- пошкодження уламками, які можуть бути первинними, вторинними або обома;
- снаряди під напругою побутові газові прилади, які можуть викликати подальший вибух (наприклад, після влучання ракети в житловий будинок на вулиці Чорнобильській у Києві, там виникла вторинна пожежа, і 64 квартири із 126 були сильно пошкоджені [6]);
- кратероутворення та удари ґрунту, які можуть спровокувати подальше зміщення та обвалення конструкцій.

Тому важливо об'єктивно та якнайшвидше після нанесення пошкоджень оцінити вищеперелічені фактори, щоб запобігти подальшому руйнуванню будівлі та уникнути небезпеки для спеціалістів, які працюють на об'єкті.

Нейронні мережі – це один з основних інструментів штучного інтелекту, який ефективно використовується для прогнозування у різних сферах діяльності. Вони моделюють роботу людського мозку, дозволяючи обробляти великі обсяги даних та виявляти складні залежності між вхідними та вихідними параметрами. Прогнозування числових рядів – це важливе завдання в аналітиці даних, яке має широке практичне значення. Йдеться про передбачення майбутніх значень на основі попередніх даних. У цьому

контексті нейронні мережі зарекомендували себе як потужний інструмент, здатний моделювати складні та нелінійні залежності у часі. Нами вони будуть використані для прогнозування зміни технічного стану ПББ у часі.

Результати вимірів і прогнозів на місці. Огляд будівлі на предмет пошкоджень

У разі обмеженого доступу до пошкодженої будівлі існуючі види обстежень доцільно доповнити ще одним видом – попередньою дистанційною оцінкою технічного стану споруд. Попередню дистанційну оцінку технічного стану будівлі необхідно проводити у разі загрози непередбачуваного обвалення конструкцій і, як наслідок, обмеження доступу до об'єкта огляду.

На наступних етапах обстеження аварійної будівлі, які включають візуальне та детальне інструментальне обстеження, інформаційна модель потребує уточнення [7, 8]. Лише за умови беззаперечної впевненості щодо критичності пошкоджень та прогнозованого прогресуючого обвалення будівлю можна вважати такою, що не підлягає ремонту. Якщо це не підтверджується прогнозами, або якщо все ще бракує інформації для прийняття обґрунтованого рішення, необхідно провести додаткове візуальне та детальне інструментальне обстеження.

На основі детального огляду слід зазначити місця дефектів, уточнити інформаційно-математичну модель розрахунку та повторити моделювання. Після визначення заходів з укріплення та ремонту необхідно скласти кошторис та оцінити вартість реставраційних робіт.

У разі більш складних руйнувань отримують вихідні дані для проектування відновлення будівлі шляхом капітального ремонту або реконструкції. Для цього необхідне інструментальне обстеження з встановленням фізико-технічних характеристик елементів конструкції будівлі та її стиків. Інструментальна зйомка (геодезичні спостереження за деформаціями будівлі, оцінка стану конструкцій і з'єднань неруйнівними методами та ін.) повинні проводитися в обсягах, достатніх для проектування заходів щодо відновлення експлуатаційної придатності з урахуванням результатів попередніх етапів обстеження та попередніх розрахунків.

Розрахунок несучої здатності будівлі в цілому та розробку рішень щодо підсилення та ремонту необхідно проводити з використанням інформаційно-математичної моделі [9–11], уточненої за результатами інструментальних обстежень і габаритних креслень, з урахуванням встановлених фізико-технічних характеристик будівельних конструкцій за результатами детального обстеження, що передбачає отримання всієї необхідної інформації для розробки проекту реставрації будівлі (рис. 3 [3]).

Попередня обробка даних включає попередню обробку даних дистанційного дослідження та існуючих будівельних матеріалів для визначення типу ПББ та конструктивної схеми. При обстеженні пошкоджень визначається їх локалізація, ступінь пошкодження, пошкоджені елементи конструкції ПББ. Тому на даному етапі може виникнути висока потреба в автоматизації процесу визначення збитку на основі цифрових технологій.

Корекція розрахункової моделі включає створення інформаційно-математичної моделі та виділення пошкоджених елементів конструкції для оцінки стійкості будівлі. Для цього для побудови інформаційно-математичної

моделі можуть бути використані такі методи: метод скінченних елементів (МСЕ), метод дискретних елементів (МДЕ), метод прикладних елементів (МПЕ) або метод згуртованих елементів (МЗЕ). Застосування методу скінченних елементів (МСЕ) є найбільш доцільним через його широке застосування в оцінці можливості прогресуючого руйнування будівлі [14–15].

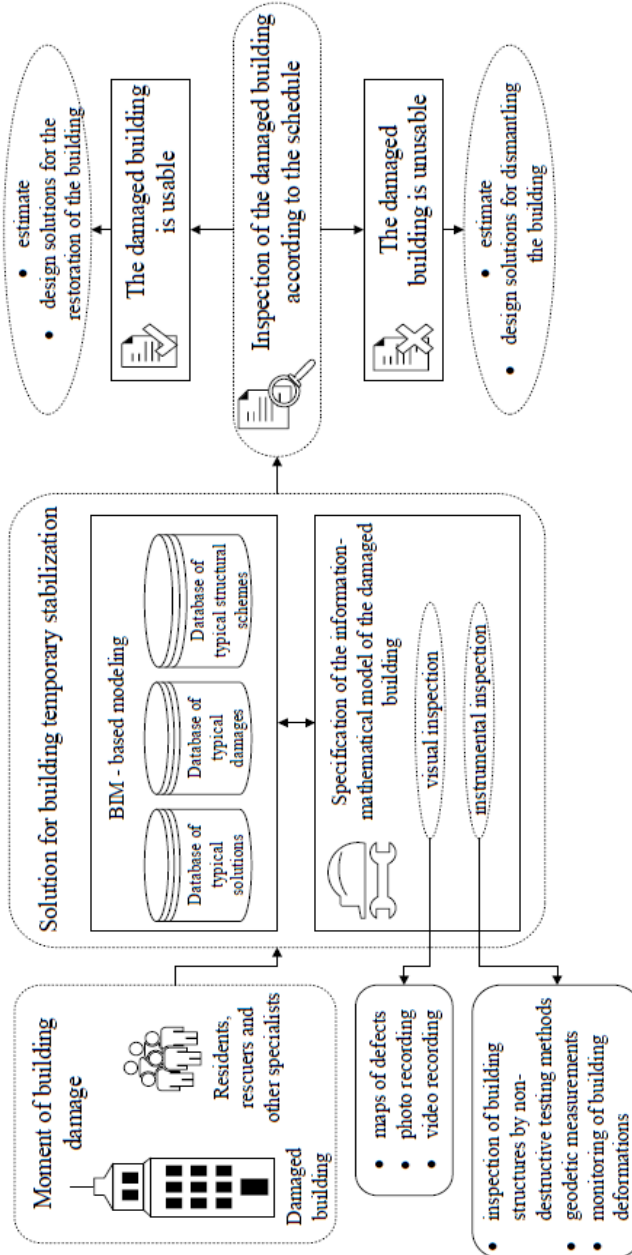


Рис. 3. Запропонована концептуальна схема оцінки технічного стану пошкодженого великопанельного будинку з використанням бази даних типових рішень та попередньої дистанційної оцінки на етапі проведення аварійно-рятувальних робіт [3]

Оцінка ризику включає розрахунок деформацій і можливості розвитку неконтрольованого прогресуючого обвалення будівлі. Прогресуючий колапс – це колапс, який починається з локалізованого пошкодження одного або кількох структурних компонентів і розвивається по всій структурній системі, впливаючи на інші компоненти [15–17]. У загальному випадку оцінка прогресуючого руйнування будівлі виконується за рівнянням:

$$R(S) = R(S|DQ) \times R(P|Q) \times R(Q),$$

де: $R(S)$ – ймовірність прогресуючого колапсу; $R(S|P)$ – ймовірність прогресуючого руйнування конструкції внаслідок локального пошкодження P ; $R(P|Q)$ – ймовірність локального пошкодження P внаслідок небезпеки Q ; $R(Q)$ – ймовірність виникнення небезпеки Q [17–19].

Відповідно, ймовірність прогресуючого колапсу можна мінімізувати трьома способами: контролем аномальних подій, контролем поведінки локальних елементів та/або контролем поведінки глобальної системи [20]. Оцінюючи ризики, необхідно враховувати, що прогресуюче руйнування будівлі може розвиватися за одним із видів або їх комбінацією. Starossek, U., & Haberland, M. [21] визначили шість типів прогресуючого колапсу: млинцевий, блискавковий, доміно, секційний, нестабільний та змішаний тип (*pancake-, zipper-, domino-, section-, instability-, and mixed-type collapses*) [21]. При оцінці ризиків неконтрольованого прогресуючого руйнування будівлі важливий детальний аналіз значень деформацій, отриманих у результаті модельного розрахунку. Однак не всі фактори, що впливають на розвиток деформацій, можна повністю оцінити через брак часу та обмежений доступ до будівлі. Наприклад, на загальну стійкість будівлі та її конструкцій впливає якість з'єднань панелей та їх стан на момент пошкодження будівлі, який також залежить від тривалості її експлуатації [22–25]. Визначення поточного технічного стану швів може проводитися на етапі детального обстеження будівлі методами неруйнівного контролю. Особливо важливо визначити стан стиків у місцях, близьких до епіцентру ураження, щоб запобігти неконтрольованому руйнуванню конструкцій. Водночас у деяких випадках виконання цих робіт може бути небезпечним і можливе лише після стабілізації та тимчасового зміцнення будівлі. Враховуючи все вищевикладене, випадки, для яких розрахункові значення деформацій близькі або перевищують нормативні, слід розглянути більш детально і уважно.

Прогнозування за допомогою нейронних мереж

Прогнозування динаміки зміни технічного стану понівечених багатопверхових будівель є ключовим завданням для запобігання подальшим руйнуванням та прийняття обґрунтованих рішень щодо їхньої долі: укріплення, реконструкції чи демонтажу. В умовах, коли пошкодження є масовими, а доступ до об'єктів ускладнений, традиційні методи інструментального обстеження стають неефективними через значні затрати часу та високі ризики для персоналу. Саме тому застосування технологій штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж, відкриває нові перспективи для створення автоматизованих систем підтримки прийняття рішень.

Нейронні мережі є потужним інструментом для аналізу складних, нелінійних залежностей у великих масивах даних. Для завдань оцінки стану будівель такими даними можуть виступати:

- Візуальні дані: цифрові фотографії та відео, отримані з безпілотних літальних апаратів (БПЛА), дані лазерного сканування (LIDAR), що фіксують геометрію пошкоджень, наявність та характер тріщин, відколів бетону, оголення арматури.

- Часові ряди: дані з датчиків, встановлених на конструкціях (акселерометрів, тензометрів, датчиків нахилу), що фіксують динаміку деформацій, коливань та інших параметрів у часі.

- Проектні та експлуатаційні дані: інформація про конструктивну схему будівлі, матеріали, рік зведення, історію попередніх ремонтів.

На основі аналізу цих даних належно навчена нейромережева модель здатна не лише класифікувати поточний стан пошкоджень, але й прогнозувати їх розвиток, що є критично важливим для оцінки ризику прогресуючого обвалення.

Архітектури нейронних мереж та їх застосування

Залежно від типу вхідних даних та специфіки завдання, для оцінки стану ПББ можуть бути використані різні архітектури НМ.

Згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN) є стандартом для аналізу візуальних даних. У нашому контексті CNN можуть бути навчені для автоматичної ідентифікації, класифікації та сегментації пошкоджень на зображеннях. Наприклад, мережа може визначати зони з тріщинами, обчислювати їх ширину та довжину, виявляти місця руйнування несучих елементів. Такий підхід значно прискорює процес первинного огляду та дозволяє створювати детальні "карти пошкоджень" для кожної будівлі. Ефективність CNN для класифікації пошкоджень будівель за супутниковими знімками була продемонстрована у роботі Wang та ін. [26].

Рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks, RNN), зокрема їх просунутий варіант – мережі з довгою короткочасною пам'яттю (Long Short-Term Memory, LSTM), є ідеальним інструментом для аналізу часових рядів. Якщо на будівлі встановлено систему моніторингу, LSTM-мережа може аналізувати послідовності даних (наприклад, щоденні показники нахилу стіни або розкриття тріщини) і прогнозувати їхні значення на майбутнє. Це дозволяє завчасно виявити тенденцію до прискорення деградаційних процесів та попередити про наближення до критичного стану.

Автокодері (Autoencoders) – це тип НМ, що ефективно вирішує завдання детекції аномалій. Модель навчається на даних, що описують "здоровий", непошкоджений стан конструкції. Надалі, при аналізі даних з пошкодженої будівлі, автокодер виявлятиме значні відхилення (аномалії), які сигналізують про наявність та серйозність дефектів, що не завжди помітні при візуальному огляді. Застосування автокодерів для виявлення пошкоджень у конструкціях детально розглянуто у праці Salehi та ін. [27].

Гібридні моделі. Найбільш перспективним є поєднання різних архітектур. Наприклад, гібридна модель CNN-LSTM може одночасно аналізувати зображення пошкоджень (через CNN) та динаміку їх зміни в часі (через LSTM).

Такий комплексний підхід дозволяє отримати значно точніші та надійніші прогнози. Успішний досвід застосування подібних гібридних фреймворків для моніторингу стану мостів та висотних будівель описаний у дослідженні Lin та ін. [28].

Приклад застосування автокодера на основі LSTM для аналізу технічного стану будівель

У рамках проведеного дослідження було обрано демонстраційний приклад із використанням відкритого датасету Albina Yard Building, який містить записи амб'єнтних вібрацій реальної чотириповерхової будівлі у Портленді (США). Цей датасет включає високочастотні дані з 18 акселерометрів, встановлених на різних рівнях конструкції, та відображає динамічну поведінку будівлі в умовах природного навантаження.

Для ілюстрації можливостей нейронних мереж у задачах автоматизованого виявлення пошкоджень було реалізовано архітектуру автокодера на основі довгої короткочасної пам'яті (Long Short-Term Memory, LSTM). Автокодер навчався відтворювати «здоровий» сигнал без пошкоджень і аномалій. Після навчання на непошкоджених даних модель демонструє низьку похибку реконструкції, тоді як на ділянках сигналу з аномаліями помилка різко зростає. Це дозволяє виявляти нетипові події та потенційні дефекти без необхідності їхнього явного маркування.

Навчання LSTM-автокодера здійснювалося на часових вікнах довжиною 2048 відліків (1 секунда при частоті дискретизації 2048 Гц). Для наочності до тестового набору даних було внесено штучні аномалії шляхом масштабування амплітуди сигналу одного з каналів. Уже після двох епох навчання середньоквадратична похибка реконструкції (RMSE) знизилася з початкових значень понад 4 до рівня близько 0.5, а функція втрат (Loss) наблизилася до нуля. Це свідчить про здатність моделі ефективно відтворювати типові вібраційні патерни.

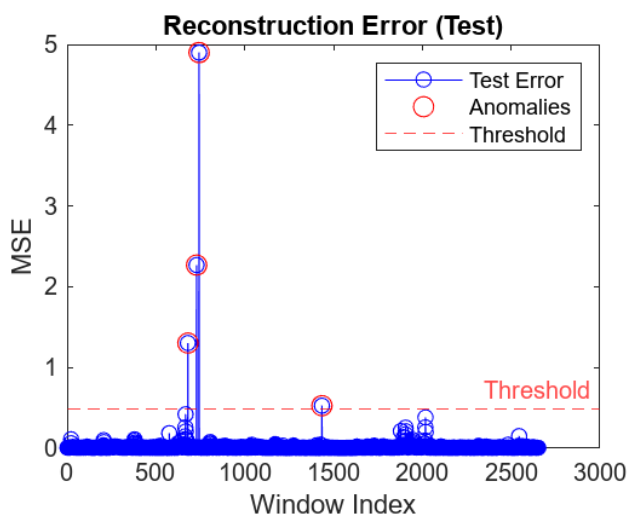


Рис. 4. Графік помилки реконструкції на тестових даних з внесеними штучними аномаліями: піки MSE вище встановленого порогу вказують на коректне виявлення аномалій

На рис. 4 наведено графік помилки реконструкції для тестових даних. Видно, що більшість вікон мають низький рівень середньоквадратичної помилки (MSE), тоді як на ділянках зі штучно доданими аномаліями помилка різко перевищує встановлений поріг. Таким чином, модель правильно ідентифікує відхилення, які не були присутні в навчальних даних. Це підкреслює потенціал підходу для виявлення нових або раніше невідомих дефектів, характерних для аварійно пошкоджених конструкцій.

Детальніше процес реконструкції показано на рис. 5, де порівнюються вхідний сигнал і його відновлення для одного з вікон даних. Для нормальних ділянок синя лінія (оригінальний сигнал) та червона пунктирна (реконструйований сигнал) практично збігаються, що підтверджує адекватність навченої моделі. У випадку пошкоджень або аномалій очікується помітне розходження цих кривих.

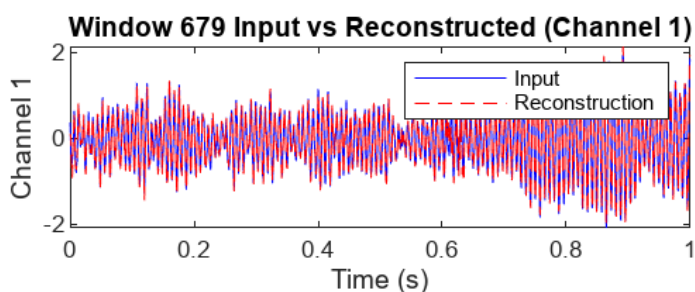


Рис. 5. Порівняння вхідного та реконструйованого сигналу (канал 1) для одного вікна даних: висока точність відтворення без аномалій.

Отримані результати демонструють, що навіть проста реалізація LSTM-автокодера в середовищі MATLAB може слугувати ефективним інструментом для автоматизованого моніторингу стану будівель. Подібні моделі можуть бути інтегровані у системи структурного здоров'я (Structural Health Monitoring, SHM) для безперервного контролю вібраційних характеристик будівлі та своєчасного виявлення критичних змін. Такий підхід здатен істотно зменшити час обстеження, знизити ризики для персоналу та підвищити надійність прогнозів технічного стану.

Таким чином, наведений приклад на основі датасету Albina Yard ілюструє практичні переваги застосування рекурентних нейронних мереж і автокодерів для задач оцінки та прогнозування технічного стану пошкоджених багатоповерхових будівель. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на створення розширених моделей, здатних поєднувати дані з датчиків, геометричні параметри конструкцій та візуальні спостереження, формуючи комплексну систему оцінки та попередження аварійних ситуацій.

Висновки

1. Дистанційні спостереження за ПББ можуть проводитися за допомогою лазерних сканерів, БПЛА (дронів), роботизованих тахеометрів тощо. Попередня оцінка пошкодженої будівлі проводиться на основі наявних вихідних даних, отриманих дистанційно: матеріалів фото- та відеозйомки, наявної технічної документації, планів поверхів, фасадів, креслень у розрізах.

2. За результатами візуальних обстежень ПББ можна розробити попередні рекомендації щодо небезпеки прогресуючого руйнування з урахуванням отриманих пошкоджень. На жаль, наразі такі рішення приймаються інтуїтивно, на основі досвіду фахівців, які виконують аварійно-рятувальні роботи. Їхні дії є усвідомленим ризиком, який може призвести до непередбачуваних наслідків.

3. Застосування нейронних мереж, зокрема гібридних моделей (CNN, LSTM, автокодерів), відкриває принципово нові можливості для переходу від реактивного до проактивного підходу в оцінці технічного стану ПББ. Впровадження таких технологій дозволить автоматизувати процес аналізу пошкоджень, прогнозувати динаміку їх розвитку та надавати обґрунтовані рекомендації щодо ремонту, укріплення чи демонтажу споруд. Це значно підвищує оперативність прийняття рішень та знижує ризики для рятувальників та інженерів. Подальший розвиток цього напрямку вимагає вирішення таких завдань, як формалізація процедур збору даних, створення національної бази даних структурних пошкоджень для навчання НМ та розробка інтегрованих програмних комплексів для їх практичного застосування у сфері цивільної безпеки та відбудови України.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ / REFERENCES

1. Popina, K., Reinhard, S., & Van Den Hoek, J. (2024, June 4). Scientists have calculated how many buildings in Ukraine were destroyed by the Russian army: The quantity is shocking. Dialog.ua. https://www.dialog.ua/ukraine/296077_1717492762
2. Komersant.info. (2024, May 2). Росія з початку великої війни зруйнувала та пошкодила понад 250 тисяч українських будинків (in Ukrainian). [Russia has destroyed and damaged over 250,000 Ukrainian homes since the beginning of the great war]. <https://www.komersant.info/rosiia-z-pochatku-velykoi-viyny-zruynuvala-ta-poshkodyla-ponad-250-tysiach-ukrainskykh-budynkiv/>
3. Hryhorovskiy, P., Osadcha, I., Jurelionis, A., Basanskyi, V., & Hryhorovskiy, A. (2022). A BIM-based method for structural stability assessment and emergency repairs of large-panel buildings damaged by military actions and explosions: Evidence from Ukraine. *Buildings*, 12(11), 1817. <https://doi.org/10.3390/buildings12111817>
4. TIMB. (2022, August 5). BIM Information Modeling Technologies in Construction. <https://www.timb.org.ua/>
5. Eskew, E., & Jang, S. (n.d.). Impacts and Analysis for Buildings under Terrorist Attacks. ResearchGate. Retrieved August 10, 2022, from https://www.researchgate.net/publication/311517061_Impacts_and_Analysis_for_Buildings_under_Terrorist_Attacks
6. Suprun, M. (2022). The rocket-damaged high-rise on Chornobylskaya is being restored according to modern standards. Velykyi Kyiv. <https://bigkyiv.com.ua/poshkodzhenu-raketoyu-bagatopoverhivku-na-chornobylskij-vidnovlyuyut-za-suchasnymy-standartamy/>
7. Ministry of Development of Communities and Territories of Ukraine. (2022). Methods of inspection of buildings and structures damaged as a result of emergencies, hostilities, and acts of terrorism. Verkhovna Rada of Ukraine. <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0065914-22#Text>
8. Grigorovskiy, P., Chervyakov, Y., Basanskyi, V., Kroshka, Y., Murasyova, O., & Chukanova, N. (2019). Information modeling of organizational and technological solutions of instrumental measurements in the creation and maintenance of construction objects. *Construction Production Science Technology*, 67, 7–16.
9. Mikhailenko, V., Rusan, I., Hryhorovskiy, P., Terentiev, O., Sviderskyi, A., & Horbatyuk, E. (2018). Models and methods of the information system for diagnosing the technical condition of construction objects. Comprint.

10. Trofymchuk O., & Kaliukh I. (2013). Activation of landslides in the south of Ukraine under the action of natural seismic impacts (experimental and analytical studies). *Journal of Environmental Science and Engineering*, 2(2), 68-76.
11. Kaliukh, I., Voloshkina, O., Efimenko, V., Sipakov, R., Zhukova, O., & Kaliukh, T. (2022, November). Modern technologies of Internet of Things in the restrained urban development for complicated ground conditions [Paper presentation]. 16th International Conference Monitoring of Geological Processes and Ecological Condition of the Environment, Kyiv, Ukraine. <https://doi.org/10.3997/2214-4609.2022580086>
12. Demenov, A., & Artamonov, A. (2015). Information modeling in the operation of buildings and structures. *Science*, 7, 1–9.
13. Ivanyk, I., Vikhot, S., Pozhar, R., Ivanyk, Y., & Vybranets, Y. (2010). Basics of reconstruction of buildings and structures. Publishing House of the National University “Lviv Polytechnic”.
14. Havrylyak, A. (2009). Basics of technical operation of buildings and engineering systems. Publishing House of the National University “Lviv Polytechnic”.
15. Adam, J. M., Parisi, F., Sagasetta, J., & Lu, X. (2018). Research and practice on progressive collapse and robustness of building structures in the 21st century. *Engineering Structures*, 173, 122–149. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2018.06.055>
16. Izzuddin, B. A., Vlassis, A. G., Elghazouli, A. Y., & Nethercot, D. A. (2008). Progressive collapse of multi-storey buildings due to sudden column loss – Part I: Simplified assessment framework. *Engineering Structures*, 30(5), 1308–1318. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2007.07.011>
17. Kokot, S., & Solomos, G. (2012). Progressive collapse risk analysis: Literature survey, relevant construction standards and guidelines. Joint Research Centre, European Commission.
18. Ellingwood, B. R. (2006). Mitigating risk from abnormal loads and progressive collapse. *Journal of Performance of Constructed Facilities*, 20(4), 315–323. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0887-3828\(2006\)20:4\(315](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0887-3828(2006)20:4(315)
19. Ellingwood, B. R., & Dusenberry, D. O. (2005). Building design for abnormal loads and progressive collapse. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 20(3), 194–205. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8667.2005.00387.x>
20. Starossek, U., & Haberland, M. (2008, April 24-26). Measures of structural robustness—Requirements and applications [Paper presentation]. ASCE SEI 2008 Structures Congress—Crossing Borders, Vancouver, BC, Canada.
21. Starossek, U. (2007). Typology of progressive collapse. *Engineering Structures*, 29(9), 2302–2307. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2006.11.025>
22. Chistyakov, E., Zenin, S., Sharipov, R., & Kudinov, O. (2017). The accounting of a deformability of structural discrete connections in calculation of constructive systems of large-panel buildings. *Construction Science*, 2, 123–127.
23. Ye, Z., Giriunas, K., Sezen, H., Wu, G., & Feng, D.-C. (2020). State-of-the-art review and investigation of structural stability in multi-story modular buildings. *Journal of Building Engineering*, 33, 10184. <https://doi.org/10.1016/j.job.2020.101841>
24. Inamdar, S. (2018). Joints and connections in precast concrete buildings. *International Journal of Scientific Research*, 7(6), 881–883. <https://www.ijsr.net/archive/v7i6/ART20183152.pdf>
25. Gunawardena, T., & Mendis, P. (2022). Prefabricated building systems—Design and construction. *Encyclopedia*, 2(1), 70–95. <https://doi.org/10.3390/encyclopedia2010007>
26. Wang, W., Li, Z., Wu, Y., & Li, Y. (2020). Deep learning-based building damage detection from post-earthquake satellite imagery. *Remote Sensing*, 12(3), 350. <https://doi.org/10.3390/rs12030350>
27. Salehi, H., Bagheri, M., & Ghaffarian, S. (2019). Application of autoencoders in structural damage detection. *Engineering Structures*, 197, 109402. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2019.109402>
28. Lin, T., Huang, Y., Sun, H., & Li, Y. (2021). Hybrid deep learning framework for

structural health monitoring: CNN and LSTM fusion approach. *Sensors*, 21(3), 947. <https://doi.org/10.3390/s21030947>

29. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>

Стаття надійшла до редакції 03.03.2025 і прийнята до друку після рецензування 26.05.2025

The article was received 03.03.2025 and was accepted after revision 26.05.2025

Берчун Ярослав Олександрович

PhD, старший науковий співробітник Інституту телекомунікацій і глобального інформаційного простору Національної академії наук України

Адреса робоча: Україна, м. Київ, Чоколівський бульвар, 13

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-9373-2870> **e-mail:** berchun93@gmail.com

Теличко Роман Ігорович

провідний інженер Інституту телекомунікацій і глобального інформаційного простору Національної академії наук України

Адреса робоча: Україна, м. Київ, Чоколівський бульвар, 13

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-3574-7919> **e-mail:** roman.telychko@gmail.com

Клименков Олег Анатолійович

кандидат технічних наук, старший науковий співробітник Інституту телекомунікацій і глобального інформаційного простору Національної академії наук України

Адреса робоча: Україна, м. Київ, Чоколівський бульвар, 13

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-7664-5225> **e-mail:** oleg@klymenkov.com