

## АВТОМАТИЗОВАНИЙ МОНІТОРИНГ МОСТОВИХ СПОРУД НА ОСНОВІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Задорожний Д. А.<sup>1</sup>, Овчаренко О. А.<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Харківський національний автомобільно-дорожній університет

***Анотація** Мостові споруди є критично важливою складовою транспортної інфраструктури, що потребує постійного моніторингу для виявлення дефектів і запобігання аваріям. Традиційні методи візуального огляду та польові випробування поступаються місцем безруйнівним технологіям – георадарному скануванню, інфрачервоній термографії, лазерному скануванню й відеоаналізу – у поєднанні з мережею IoT-сенсорів. Інтеграція цих даних із алгоритмами штучного інтелекту та машинного навчання дозволяє автоматизувати виявлення аномалій, класифікацію дефектів і прогнозне обслуговування, значно підвищуючи точність й оперативність діагностики. Огляд сучасних підходів відображає використання CNN, R-CNN, YOLO, MiniRocket та гібридних фізико-цифрових моделей, а також демонструє ключові виклики: якість і різноманітність даних, інтерпретованість алгоритмів, обчислювальні обмеження в польових умовах і стійкість до перешкод. Пропонуються напрями подальших досліджень для створення прозорих, адаптивних й енергоефективних систем моніторингу мостів.*

***Ключові слова:** мости, моніторинг технічного стану, штучний інтелект, машинне навчання, безруйнівне тестування, згорткові нейронні мережі, детектори об'єктів.*

### Вступ

Мости є надзвичайно важливою частиною транспортної інфраструктури, їхнє зведення та утримання вимагає великих фінансових витрат, а на руйнування цих споруд впливає велика кількість чинників. Відомі випадки обвалів мостів із трагічними наслідками для людських життів. У сучасних умовах інфраструктурні конструкції, зокрема мости різних типів, зазнають дії агресивних зовнішніх чинників і вимагають постійного моніторингу для своєчасного виявлення дефектів [1]. Інтеграція технологій штучного інтелекту (ШІ) створює нові можливості для інтелектуального обстеження, діагностики та прогнозного обслуговування мостів [2]. Системи виявлення деградації мостових споруд (Bridge Degradation Detection Systems, BDDs), моделюючи процеси самосвідомості людини, здійснюють у режимі реального часу сенсорне виявлення, опис й аналіз безпеки та працездатності окремих елементів конструкції. Така система містить численні датчики, пристрої збору даних, канали передачі інформації, мережу для оброблення цих даних із функціями діагностики несправностей і прогнозування ефективності, графічний інтерфейс користувача та відповідне програмне забезпечення [3–5]. Сучасне покоління таких інформаційних технологій, як штучний інтелект, створює нові можливості для ефективного та «розумного» розвитку експлуатації й технічного обслуговування мостів. Інтелек-

туальні рішення інтегрують процедури виявлення дефектів мостів, радикально змінюючи підходи до їх експлуатації [6]. Незважаючи на те, що технологія моніторингу технічного стану (МТС) конструкцій здатна генерувати об'єктивні та надійні дані, наприклад у дослідженнях щодо аналізу стану деформаційних швів мостів чи прогнозуванні реакції великопрогонних мостів на тайфуни на основі МТС-даних, цю інформацію необхідно надалі обробити й інтерпретувати [7, 8]. Мости потребують надзвичайно надійних методів виявлення пошкоджень, проте системи на основі ШІ часто виявляють значні недоліки щодо якості даних, інтерпретованості, здатності до узагальнення й оперативної стійкості. Ключовою проблемою є залежність від обмежених або «шумних» наборів даних: більшість підходів машинного навчання ґрунтуються на відібраних наборах зображень чи записах вібрацій, які не відображають усю різноманітність реальних умов експлуатації мостів, що призводить до поганого узагальнення в разі зіткнення з видами дефектів, що виникають [9, 10]. Крім цього, велика кількість архітектур глибокого навчання працюють як непрозорі «чорні ящики», майже не розкриваючи логіку прийняття рішення, що підриває довіру інженерів, зокрема під час розслідування аварій [11, 12].

Практичне впровадження згорткових нейронних мереж вимагає роботи в режимі реального часу. Високі обчислювальні вимоги

та необхідність швидкої інференції стикаються з обмеженнями апаратного забезпечення, що може призводити до затримок, неприпустимих у критичних системах безпеки [13, 14]. Крім того, системи на основі ШІ часто не справляються з несправностями датчиків, втратою даних і перешкодами навколишнього середовища: дощ, тіні чи коливання температури можуть спричинити хибні тривоги або замаскувати реальні пошкодження [15]. Надмірне покладання лише на дані не враховує відомі фізичні принципи руйнування конструкцій. Підходи, які поєднують фізичне моделювання та машинне навчання, є недостатньо розвиненими, що обмежує надійність довгострокового аналізу й ускладнює інтеграцію в традиційні процеси технічного обслуговування [16]. Вирішення цих проблем вимагатиме розширення вивчення досвіду використання ШІ під час аналізу мостових споруд, мультимодальних наборів даних, створення прозорих гібридних архітектур, оптимізації алгоритмів для польових умов, розроблення надійних стратегій об'єднання даних і поєднання машинного навчання з інженерною фізикою.

### Аналіз публікацій

Кількість публікацій у Google Scholar за запитом «Application of artificial intelligence technology in bridge maintenance» демонструє стійкий тренд до збільшення (рис. 1).

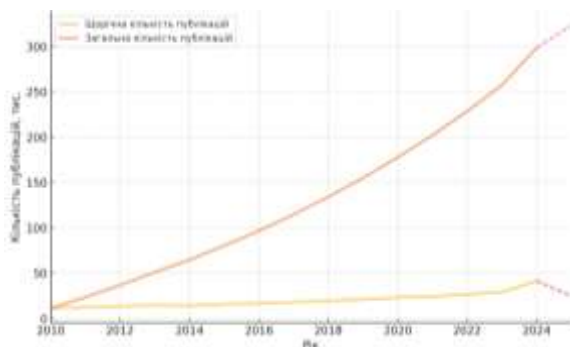


Рис. 1. Динаміка кількості публікацій з теми

Низка авторів публікувала роботи з теми аналізу використання ШІ в моніторингу технічного стану мостів [17, 18]. У [17] аналізуються методи машинного навчання, застосовані до моніторингу їх технічного стану. Автори розглядають переваги й обмеження різноманітних алгоритмів, зокрема їх здатність до узагальнення й оброблення великих обсягів даних. Особлива увага приділяється проблемам якості даних та інтерпретованості

моделей. Нещодавно опубліковане дослідження [18] розглядає впровадження ШІ в управління технічним обслуговуванням мостів. Автори аналізують 102 наукові статті, опубліковані з 2010 по 2023 роки, та виявляють тенденції до використання ШІ для прогнозування дефектів і прийняття рішень щодо обслуговування. Також обговорюються такі обмеження, як обчислювальні витрати й доступність інформації.

### Мета та постановка задачі

Метою цієї роботи є систематизація й узагальнення результатів досліджень за 2015–2025 роки з використання штучного інтелекту в моніторингу технічного стану та виявленні пошкоджень мостових споруд. Для досягнення цієї мети спочатку аналізуються ключові напрями розвитку: удосконалення сенсорних мереж і засобів збору інформації; оброблення сигналів і визначення ознак за допомогою глибинного навчання; автоматизоване виявлення аномалій і класифікація дефектів; прогнозне обслуговування й оптимізація термінів ремонтів; аналіз надійності й управління ризиками в реальному часі; візуальний огляд і дистанційний моніторинг із використанням безпілотних літальних апаратів; створення стійких адаптивних систем із динамічною реакцією на змінні умови. Розглядається класифікація методів виявлення пошкоджень за типами вихідних даних: візуальні зображення, інфрачервона термографія, георадарні зйомки, вібраційні відгуки тощо, що дає змогу визначити залежність ефективності алгоритмів ШІ від якості та різноманітності сенсорної інформації. Як підсумок окреслюються ключові виклики – інтеграція різноманітних джерел даних, стандартизація протоколів обміну та підготовка фахівців із нових технологій – й обґрунтовуються напрями майбутніх досліджень, спрямовані на підвищення ефективності, безпеки та стійкості мостових споруд.

### Виклад основного матеріалу

ШІ у структурному моніторингу технічного стану для обслуговування інфраструктури та безпеки охоплює сім ключових напрямів: збирання даних і сенсорні мережі, їхнє оброблення й аналіз сигналів, виявлення аномалій і ідентифікація пошкоджень, прогнозне обслуговування на основі ШІ, аналіз надійності конструкцій й управління ризиками, візуальний огляд і дистанційний моніторинг, а також розроблення стійких й адаптивних систем. Мости з часом деграду-

ють через корозію, втомні процеси, перевантаження тощо [19].

Збирання даних і сенсорні мережі є досить важливими для будь-якої системи МТС, як і використання акселерометрів, тензодатчиків, перетворювачів переміщення та температурних датчиків, які розміщені стратегічно на елементах інфраструктури. Ці сенсори збирають інформацію про деформацію [20], вібрацію [21], зміщення [22] та умови навколишнього середовища для аналізу технічного стану конструкцій і виявлення пошкоджень. Бездротові сенсорні мережі (БСМ) значно розвинулися останнім часом, ставши невід’ємною частиною МТС завдяки можливості ефективного вимірювання, аналізу й обслуговування інфраструктури [23].

Проте високі швидкості збору даних у БСМ для МТС створюють унікальні виклики в проєктуванні й оптимізації мереж. Незважаючи на ефективність систем МТС, їх застосування обмежене через високу вартість та часто ґрунтується лише на числових даних, ігноруючи текстову чи візуальну інформацію [24].

Подібні системи (рис. 2) можуть бути достатньо дешевими рішеннями постійного контролю, ідентифікації й аналізу стану пошкодження мостів у режимі реального часу з особливим акцентом на екстремальні події, зокрема землетруси з використанням датчиків прискорення та GPS-модуля [25]. Нині існує три основні стратегії оброблення даних у БСМ, що застосовуються для моніторингу технічного стану мостів: централізована, незалежна та координована. Централізоване оброблення [26] передбачає передавання всієї інформації до сервера для подальшого аналізу, що дозволяє використовувати складні алгоритми, але створює значне навантаження на мережу та споживає багато енергії. Основою незалежного оброблення [27–29] є локальне дослідження даних сенсором без взаємодії з іншими вузлами – це знижує енергоспоживання, однак обмежує можливість отримання всієї інформації щодо технічного стану споруди.

Координоване оброблення [30] передбачає обмін інформацією між вузлами, що дозволяє реалізовувати складні алгоритми (наприклад, ERA, NExT, DLV [31]) і суттєво зменшити обсяг переданої інформації, але вимагає більш складної організації мережі. Вибір стратегії залежить від масштабів об’єкта, енергетичних обмежень і потреби в точності діагностики.

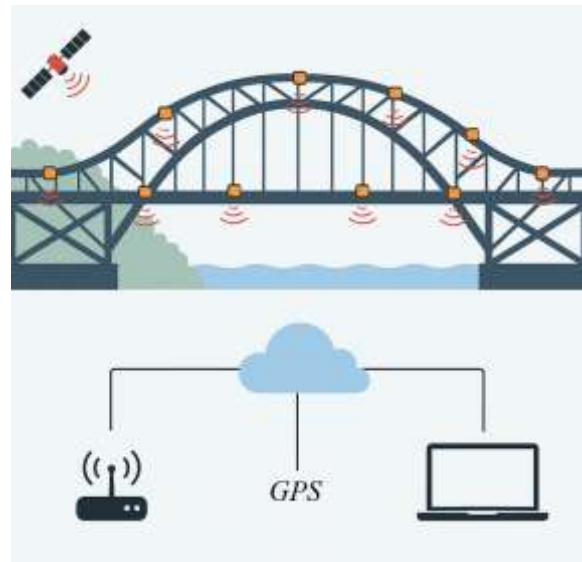


Рис. 2. Типова БСМ-схема

У дослідженні [32] запропоновано підхід до виявлення ударів по залізничним мостам із використанням штучного інтелекту, реалізованого безпосередньо на бездротових смарт-сенсорах (WSS). Розроблено edge-фреймворк, який дозволяє здійснювати машинне навчання на сенсорному вузлі без потреби передавати інформацію на сервер. Система побудована на платформі Xnode з модулем OpenMV H7 Plus, який здійснює обчислення на основі попередньо натренованої ANN-моделі, конвертованої у формат TensorFlow Lite. Для класифікації подій застосовано гібридний підхід: евристика фільтрує вантажні потяги, а штучна неймережа аналізує решту сигналів на основі 15 вібраційних ознак. Модель досягла 100-відсоткової точності на тестових даних із середнім часом інференції 0,93 мс. У дослідженні [33] запропоновано використання штучного інтелекту для безконтактного визначення транспортних навантажень на мости способом аналізу переміщення прогонової будови, яке фіксується за допомогою ґрунтового радара (GBR). Центральним компонентом розроблення є використання сучасної архітектури нейронної мережі MiniRocket, яка оперує безпосередньо з часовими рядами. На відміну від традиційних моделей, що вимагають ручного визначення ознак, MiniRocket автоматично генерує до 10 000 випадкових згорткових ядер з фіксованою довжиною (9 точок), які застосовуються до вхідного сигналу для отримання статистичних ознак, зокрема пропорції позитивних значень. MiniRocket не потребує нормалізації чи вирівнювання довжин сигналів, що особливо важливо для

змінних за тривалістю вібраційних записів. Отримані ознаки подаються на лінійний класифікатор Ridge, що забезпечує швидке та стабільне навчання. Така архітектура демонструє високу точність під час вирішення задач класифікації типу транспорту, смуги руху, швидкості та кількості осей. Автори також зазначають щодо переваги MiniRocket у швидкості тренування, стабільності результатів і стійкості до дисбалансу даних.

Злиття даних з різних джерел підвищує надійність аналізу [34]. Водночас більшість методів не враховують негативний вплив неякісної або неповної інформації на точність моделі [35]. Через це запропоновано модель BI-FusionNet [36], що використовує Squeeze-and-Excitation-мережу та матрицю злиття для інтеграції різних типів даних. Вона дозволяє ефективно отримувати важливу інформацію, зокрема із дефектних записів, і зменшувати вплив втрат. Модель є стабільною в роботі з неповною інформацією та має потенціал для покращення точності аналізу технічного стану мостів.

У дослідженні [37] запропоновано підхід до автоматизованого виявлення дефектів залізобетонних мостів на основі нейронної мережі YOLOv8s. Для навчання було сформовано власний датасет CONBRID-YOLOv8 (2.0), що містить приблизно 1500 зображень з п'ятьма класами дефектів (тріщини, відшарування, плями корозії, оголені арматурні стрижні та висоли), а також 171 «null» – зображення без пошкоджень для зниження кількості хибнопозитивних спрацювань (рис. 3). Дані, отримані з набору CODEBRIM розширеного зображення, надані фахівцями з моніторингу мостів, який був анований за допомогою платформи Roboflow. У реальних умовах модель перевіряли за фото й відео пірса мосту Sadhu Vaswani Pul у місті Пуне, що знаходиться на заході Індії. Перед навчанням зображення автоматично орієнтували, а в процесі тренувань застосовували аугментації (mosaic, масштабування, повороти тощо). Мережу навчали протягом 300 епох на GPU A100/V100 у середовищі Google Colab Pro, вона продемонструвала  $mAP@0.5 = 0,738$  та  $F1 = 0,75$ , водночас для кожного класу було досягнуто  $mAP$  більше ніж 0,70. Під час польового тестування модель коректно виявляла дефекти на фото та відео, результати автоматично зберігалися в метаданих (координати рамок і класи) і візуалізувалися у вигляді гістограм, розподілів кадрів і часових графіків поширення дефектів.



Рис. 3. Використання YOLOv8s для детекції пошкоджень

Перспективи такого підходу охоплюють мобільний і дронний моніторинг у реальному часі, інтеграцію з IoT й edge - комп'ютингом для безперервного контролю стану мостів, прогнозу діагностики й оптимізацію планування ремонтів, розширення класів дефектів (мох, соти, руйнування покриття) й використання GPS-координат і теплових карт для оперативного прийняття рішень щодо пріоритетності робіт.

Згідно з дослідженням [38], поєднання інфрачервоної термографії (IT) [39] і ультразвукового тестування (УТ) [40] дає змогу швидко й точно визначити стан бетонних елементів мосту. На першому етапі мобільні IT-сканери DTSS й УТ здійснюють оперативне сканування всієї плити мосту, виявляючи теплові аномалії, які можуть свідчити про корозію арматури, розшарування чи порожнини під асфальтобетоном. Потім у тих самих «гарячих» зонах ультразвуковий томограф MIRA 1040A з 32 сухими контактними датчиками і SAFT-обробленням досліджує внутрішню структуру бетону, фіксуючи трі-

щини, пустоти та розшарування. Приклад для прогона № 1 засвідчив: IR-метод крізь асфальтобетон лише позначає зони потенційної небезпеки, а УТ чітко демонструє їхню глибину й поширеність. Завдяки такій інтеграції інструментів моніторинг проводять швидко, а обстеження стає більш достовірним – це дозволяє здійснити прогнозне обслуговування та значно подовжити експлуатаційний ресурс мостових конструкцій.

УТ у роботі [40] полягає в пропусканні крізь матеріал мосту високочастотних акустичних хвиль й аналізі ехо-сигналів. Вони перетворюються на спектральні ознаки (наприклад, на MFCC та енергетичні смуги) і надходять на вхід нейромереж типу 1D-CNN або Convolutional Recurrent Neural Network, що класифікують такі внутрішні дефекти, як тріщини й порожнечі. ІТ використовує теплові камери для побудови карт температурних аномалій на поверхні, а подальший аналіз здійснюється за допомогою 2D-CNN (ResNet, EfficientNet) для виявлення вологих зон, розшарувань та інших дефектів. Ці дві модальності спочатку проходять етап нормалізації й аугментації (додавання шуму в спектрі для УТ, коригування контрасту для ІТ), потім ознаки з'являються в окремих гілках нейромереж, після чого особливості об'єднуються через механізму уваги або конкатенацію.

Нарешті багатошаровий перцептрон (MLP) здійснює остаточну класифікацію або регресію індексу «здоров'я» конструкції, а за потреби додаткова RNN/Transformer-мережа прогнозує розвиток дефектів у часі, що дає змогу впроваджувати прогнозне обслуговування мостів на всіх етапах експлуатації.

Штучний інтелект у поєднанні з безпілотниками автоматизує та пришвидшує моніторинг мостів [41]: нейромережі виявляють тріщини й корозію на зображеннях із точністю до 97 %. БПЛА-камери збирають дані у важкодоступних зонах, а BIM-моделі консолідують результати й прогнозують режими експлуатації ремонтних робіт. Для повноцінного впровадження автоматизованого моніторингу потрібні відкриті стандартизовані дані, гібридні алгоритми, що поєднують візуальну, сенсорну й BIM-інформацію, а також єдина платформа для автоматизованих рішень.

Це забезпечить безперебійний режим експлуатації мостів, оптимізацію ресурсів для ремонту й збільшення їхнього терміну експлуатації.

## Висновки

Під час моніторингу мостів найчастіше використовують такі сучасні методи, як георадарне сканування, інфрачервона термографія, лазерне сканування та відеоаналіз. Вони унеможливають необхідність тимчасового закриття споруди та використання значних людських ресурсів. Паралельно активно застосовуються мережі інтернету речей для безперервного сканування вібрацій, деформацій, напружень, температури й інших параметрів мостових конструкцій, що дозволяє виявляти ознаки руйнування в реальному часі. Найважливішим кроком стало поєднання таких даних із методами штучного інтелекту й машинного навчання: алгоритми аналізують складні, багатовимірні й динамічні процеси, знижують функцію людського фактора, збільшують рівень точності й швидкість діагностики. Для цього застосовують різноманітні підходи – від класичних методів машинного навчання із визначенням текстурних ознак до сучасних глибоких нейронних мереж із механізмами уваги й детекторів об'єктів у реальному часі. Розроблені веб-інструменти та мобільні додатки на основі таких моделей автоматизують сортування й класифікацію знімків, генерують звіти з історією стану мосту та рекомендаціями для фахівців. Інтеграція безперервного IoT-моніторингу з ШІ-аналізом забезпечує своєчасне виявлення дефектів, оптимізацію термінів обслуговування, зниження витрат на ремонт, підвищення безпеки, збільшення терміну експлуатації мостових споруд. Інтеграція безруйнівних методів діагностики – георадарного сканування, інфрачервоної термографії та відеоаналізу – з безперервними IoT-сенсорами й алгоритмами штучного інтелекту суттєво підвищує оперативність й об'єктивність моніторингу мостів, дозволяючи виявляти мікроскопічні дефекти ще на ранніх стадіях їхнього розвитку. Використання таких сучасних архітектур глибокого навчання, як YOLO, R-CNN і MiniRocket, а також гібридних фізико-цифрових моделей дає змогу класифікувати типи пошкоджень, прогнозувати їхній подальший розвиток та оптимізувати терміни технічного обслуговування з урахуванням ризиків і залишкового ресурсу конструкцій. Проте для реального застосування необхідно подолати декілька ключових викликів: забезпечити достатню якість і різноманітність тренувальних даних, підвищити прозорість «чорних ящиків» глибоких мереж, а також оптимізувати обчислювальні алгоритми для роботи на edge-пристроях у польових умовах. Майбутні дослі-

дження мають бути зосереджені на створенні пояснюваних (explainable) моделей, стандартизації форматів обміну даними, розробленні енергоефективних рішень для edge-AI й більш ґрунтовній інтеграції інженерних фізичних моделей із методами машинного навчання, що забезпечить більш надійні, стійкі й економічні стратегії експлуатації мостів.

### References

1. Zhang, Y., Yuen, K-V. (2022). Review of artificial intelligence-based bridge damage detection. *Advances in Mechanical Engineering*. Vol. 14(9). Pp. 1–21. <https://doi.org/10.1177/16878132221122770>
2. Research progress of bridge informatization and Intelligent Bridge in 2020 / Zhao Tianqi et al. *Journal of Civil and Environmental Engineering*. 2021. Vol. 43(S1). Pp. 268–279. <https://doi.org/10.1016/j.jtte.2023.07.010>
3. Xuan-Kien Dang, Le Anh-Hoang Ho, Xuan-Phuong Nguyen, Ba-Linh Mai. (2022). Applying artificial intelligence for the application of bridges deterioration detection system. *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*. Vol. 20(1). Pp. 149–157. <https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v20i1.20783>
4. Ruiz-Sandoval, N. Kurata. (2004). Smart sensing technology: opportunities and challenges. *Struct Control Health Monitoring*. Vol. 11. Pp. 349–368. Dec. 2004, <https://doi.org/10.1002/stc.48>
5. X. He, J. Fang, A. Scanlon, and Z. Chen. (2010). Wavelet-based nonstationary wind speed model in Dongting Lake cable-stayed bridge. *Engineering*. Vol. 2. No. 11. Pp. 895–903. <https://doi.org/10.4236/engineering.2010.21113>
6. Long, Y., & Guo, W. (2022). Research progress of intelligent operation and maintenance of high-speed railway bridges. *Intelligent Transportation Infrastructure*. Vol. 1. Pp. 1–22. Nov. 2022. <https://doi.org/10.1093/iti/liac015>
7. Zhang Yiming, Wang Hao, Mao Jianxiao, Xu Zi-Dong, Zhang Yu-Feng. (2021). Probabilistic Framework with Bayesian Optimization for Predicting Typhoon-Induced Dynamic Responses of a Long-Span Bridge. *Journal of Structural Engineering*. Vol. 147 (1). [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)ST.1943-541X.0002881](https://doi.org/10.1061/(ASCE)ST.1943-541X.0002881)
8. Wang Hao, Mao Jianxiao, Zd Xu. (2020). Investigation of dynamic properties of a long-span cable-stayed bridge during typhoon events based on structural health monitoring. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*. Vol. 201. <https://doi.org/10.1016/j.jweia.2020.104172>
9. König, J., Jenkins, M., Mannion, M., Barrie, P., Morison, G. (2022). What's cracking? A review and analysis of deep learning methods for structural crack segmentation, detection and quantification. *arXiv:2202.03714*. Pp. 1–18. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2202.03714>
10. Mishra, A., Gangiseti, G., Khazanchi, D. (2023). Integrating Edge-AI in structural health monitoring domain. *arXiv:2304.03718*. Pp. 1–7. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.03718>
11. Plevris, V. (2024). Addressing the pitfalls of image-based structural health monitoring: A focus on false positives, false negatives, and base rate bias. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*. Pp. 1–18. <https://arxiv.org/abs/2410.20384>
12. Qiu, Y., Ahmed, B., Abueidda, D. W., El-Sekeily, W., García de Soto, B., Abdoun, T., Mobasher, M. E. (2024). Damage identification for bridges using machine learning: Development and application to KW51 bridge. *arXiv:2408.03002*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2408.03002>
13. Sajedi, S. O., Liang, X. (2020). Model uncertainty quantification for reliable deep vision structural health monitoring. *arXiv:2004.05151*. Pp. 1–15. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.05151>
14. Sun, Z., Chen, T., Meng, X., Bao, Y., Hu, L., Zhao, R. (2023). A critical review for trustworthy and explainable structural health monitoring and risk prognosis of bridges with human-in-the-loop. *Sustainability*. Vol. 15(14). Pp. 1–28. <https://doi.org/10.3390/su15086389>
15. Teng, S., Chen, G., Gong, P., Liu, G., Cui, F. (2019). Structural damage detection using convolutional neural networks combining strain energy and dynamic response. *Meccanica*. Vol. 55(4). Pp. 945–959. <https://doi.org/10.1007/s11012-019-01052-w>
16. Wu, J., Xu, X., Liu, C., Deng, C., Shao, X. (2021). Lamb wave-based damage detection of composite structures using deep convolutional neural network and continuous wavelet transform. *Sensors*. Vol. 21(3). Pp. 1–19. <https://doi.org/10.3390/s21030743>
17. Gómez-Cabrera, A. M., Escamilla-Ambrosio, P. J. (2022). Review of machine-learning techniques applied to structural health monitoring systems for building and bridge structures. *Applied Sciences*. Vol. 12(21). 10754. Pp. 1–40. <https://doi.org/10.3390/app122110754>
18. Li, X., Zhang, Y., Chen, W. (2025). Enhancing bridge inspection data quality using machine learning. *Automation in Construction*. Vol. 175. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2025.106182>
19. Chao Jiang, Chong Wu, C.S. Cai, Xu Jiang, Wen Xiong. (2020). Corrosion fatigue analysis of stay cables under combined loads of random traffic and wind. *Engineering Structures*. Vol. 206. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2019.110153>
20. Vanlanduit, S., Sorgente, M., Zadeh, A. R., Güemes, A., Faisal, N. (2021). Strain Monitoring, in *Structural Health Monitoring Damage Detection Systems for Aerospace*, Cham, Switzerland: Springer Aerospace Technology. Pp. 219–241. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-72192-3>

21. Rabi, R. R., Vailati, M., Monti, G. (2024). Effectiveness of Vibration-Based Techniques for Damage Localization and Lifetime Prediction in Structural Health Monitoring of Bridges: A Comprehensive Review, *Buildings*. Vol. 14(4). 1183. <https://doi.org/10.3390/buildings14041183>
22. Merlino, P., Abramo, A. Deformation Detection in Structural Health Monitoring, in *New Developments in Sensing Technology for Structural Health Monitoring*, S. C. Mukhopadhyay, Ed., Berlin Heidelberg, Germany: Springer, 2011. Pp. 41–62, [https://doi.org/10.1007/978-3-642-21099-0\\_3](https://doi.org/10.1007/978-3-642-21099-0_3)
23. Chris Townsend, Steven Arms, CHAPTER 22- Wireless Sensor Networks: Principles and Applications, in *Sensor Technology Handbook*, Jon S. Wilson, Ed., Newnes, 2005. Pp. 575–589. <https://doi.org/10.1016/B978-075067729-5/50062-8>
24. Tianshu, Li, Mohamad Alipour, Devin, K. Harris. Mapping textual descriptions to condition ratings to assist bridge inspection and condition assessment using hierarchical attention, *Automation in Construction*. Vol. 129. Pp. 103801, Sept. 2021. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2021.103801>
25. Papanikolaou Vassilis, Mixios Konstantinos, Stefanidou Sotiria, Markogiannaki Olga, Designing a Low-Cost Wireless Sensing System for Real Time Damage Assessment of R/C Bridges, *COMPDYN 2023. 9th ECCOMAS Thematic Conference on Computational Methods in Structural Dynamics and Earthquake Engineering*. Pp. 3831–3841, June 2023. <https://doi.org/10.7712/120123.10683.22213>
26. Flexible smart sensor framework for autonomous structural health monitoring / J. A. Rice, K. Mechitov, S.-H. Sim et al. *Smart Structures and Systems*. 2010. Vol. 6. No. 5–6. Pp. 423–438.
27. Kiremidjian, A. S., Kiremidjian, G., Sarabandi, P. (2011). A wireless structural monitoring system with embedded damage algorithms and decision support system. *Structure and Infrastructure Engineering*. Vol. 7. No. 12. Pp. 881–894. <https://doi.org/10.1080/15732470903208773>
28. Cho, S., Lynch, J. P. and Yun, C.-B. (2009). Development of a low-cost automated tension estimation system for cable-stayed bridges, *Proceedings of the ASME Conference on Smart Materials, Adaptive Structures and Intelligent Systems (SMASIS '08)*. Pp. 279–287. <https://doi.org/10.1115/SMASIS2008-614>
29. Cho, S., Lynch, J. P., Lee, J.-J. and Yun, C.-B. (2009). Development of an automated wireless tension force estimation system for cable-stayed bridges. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*. Vol. 21. No. 3. Pp. 361–376. <https://doi.org/10.1177/1045389X09350719>
30. Gao, Y., Spencer Jr. B. F. (2005). Structural health monitoring strategies for smart sensor networks. *University of Illinois at Urbana-Champaign*. P. 127.
31. Bernal, D. (2002). Load vectors for damage localization. *Journal of Engineering Mechanics*. Vol. 128. No. 1. Pp. 7–14. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9399\(2002\)128:1\(7\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9399(2002)128:1(7))
32. Lawal, O., S. A. V. Sriram, K. Mechitov, B. F. Spencer, Jr. (2024). Edge Integration of Artificial Intelligence into Wireless Smart Sensor Platforms for Railroad Bridge Impact Detection. Vol. 24(17). 5633. Pp. 1–14. <https://doi.org/10.3390/s24175633>
33. Matthias, A. Sina, K. (2024). Machine Learning and Signal Processing for Bridge Traffic Classification with Radar Displacement Time-Series Data. *Infrastructures*. Vol. 9(3). 37. Pp. 1–20. <https://doi.org/10.3390/infrastructures9030037>
34. Rohit Bokade, Alfred Navato, Ruilin Ouyang, Xiaoning Jin, Chun-An Chou, Sarah Ostadabbas, Amy V. Mueller. (2021). A cross-disciplinary comparison of multimodal data fusion approaches and applications: Accelerating learning through trans-disciplinary information sharing. *Expert Systems with Applications*. Vol. 165. P. 113885. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113885>
35. Lattanzi, D., Miller, G. R. (2017). Review of computer vision-based structural health monitoring using unmanned aerial vehicles. *Journal of Computing in Civil Engineering*. Vol. 31(6).
36. Yuchen Wang, C.S. Cai, Bing Han, Huibing Xie, Fengling Bao, Hanliang Wu. (2024). A deep learning-based approach for assessment of bridge condition through fusion of multi type inspection data. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. Vol. 128. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107468>
37. Saseethar, S., Narkhede, D. I. (2024). Revolutionising Visual Bridge Inspection: A Deep Learning Approach for Automated Concrete Bridge Distress Identification & Analysis of Results, *Proceedings of the 9th World Congress on Civil, Structural, and Environmental Engineering (CSEE 2024)*. Vol. 146. Pp. 1–10. <https://doi.org/10.11159/icsect24.146>
38. Alqurashi, I., Debees Marwan, Matsumoto Masato, Alqarfi Ahmed, Catbas Necati. Integrated utilization of infrared and ultrasound technologies for bridges, *Bridge Maintenance, Safety, Management, Digitalization and Sustainability*, 2024. Pp. 453–459. <https://doi.org/10.1201/9781003483755-49>
39. Watase Azusa, Recep Birgul, Shuhei Hiasa, Masato Matsumoto, Koji Mitani, F. Necati Catbas. Practical Identification of Favorable Time Windows for Infrared Thermography for Concrete Bridge Evaluation, *Construction and Building Materials*. Vol. 101(1). Pp. 1016–1030. Dec. 2015. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2015.10.156>
40. Pham Thuy Duong, Reena Amatya Shrestha, Jurate Virkutyte, Mika Sillanpää. Recent Studies in Environmental Applications of Ultrasound. *Canadian Journal of Civil Engineering*. Vol. 36(11). Pp. 1849–1858. Nov. 2009. <http://dx.doi.org/10.1139/L09-068>

41. Wei Ding, Han Yang, Ke Yu. (2023). Jiangpeng Shu, Crack detection and quantification for concrete structures using UAV and transformer. *Automation in Construction*. Vol. 152. P. 104929. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2023.104929>

**Задорожний Дмитро Андрійович<sup>1</sup>**, магістр, каф. мостів, конструкцій і будівельної механіки імені В. О. Російського, [dmitrykulikovdz@gmail.com](mailto:dmitrykulikovdz@gmail.com), тел. +38 066-860-77-79,

**Овчаренко Олексій Анатолійович<sup>1</sup>**, к. т. н., доцент, зав. каф. мостів, конструкцій і будівельної механіки імені В. О. Російського, тел. +38 050-916-25-69, [ol.ovcharenko1@gmail.com](mailto:ol.ovcharenko1@gmail.com),

<sup>1</sup>Харківський національний автомобільно-дорожній університет, вул. Ярослава Мудрого, 25, м. Харків, 61002, Україна.

### Automated Monitoring of Bridge Structures Based on Artificial Intelligence

**Abstract. Problem.** Bridges are a critical component of transport infrastructure, requiring continuous monitoring to detect defects and prevent failures. Traditional visual inspections and field tests are being supplanted by non-destructive methods – ground-penetrating radar, infrared thermography, laser scanning, and video analysis – combined with IoT sensor networks. Integrating these data with artificial intelligence and machine learning algorithms enables automated anomaly detection, defect classification, and predictive maintenance, greatly enhancing diagnostic accuracy and responsiveness. The review of current approaches highlights the use of CNN, R-CNN, YOLO, Mini Rocket, and hybrid physics-informed models, and identifies key challenges: data quality and diversity, model interpretability, computational constraints in field deployment, and robustness to environmental disturbances. Future research directions are proposed to develop transparent, adaptive, and energy-efficient bridge monitoring systems. **Results.** The integration of non-destructive testing methods – ground-penetrating radar, infrared thermography, and video analysis – with continuous IoT sensor networks and artificial intelligence algorithms significantly enhances the responsiveness and objectivity of bridge monitoring, enabling the detection of microscopic defects at their earliest stages. Employing state-of-the-art deep learning architectures such as YOLO, R-CNN, and Mini Rocket, alongside hybrid

physics-informed models, allows for precise damage classification, prediction of defect progression, and optimization of maintenance schedules based on risk assessment and remaining service life. However, real-world deployment faces several critical challenges: ensuring sufficient quality and diversity of training data, increasing the interpretability of “black-box” deep networks, and optimizing computational algorithms for edge-device operation under field conditions. Further research should focus on developing explainable AI models, standardizing data exchange formats, designing energy-efficient edge-AI solutions, and achieving deeper integration of engineering physics with machine learning methods to deliver safer, more resilient, and cost-effective bridge management strategies. **Originality.** This review is the first to comprehensively survey AI-driven bridge monitoring research from 2015 to 2025, systematically classifying sensing modalities, data-processing strategies, defect-detection algorithms, and hybrid physics-AI architectures. By consolidating disparate studies into a unified framework, it highlights underexplored areas, such as transparent model interpretability and field-optimized edge inference, and outlines clear directions for future innovation. **Practical value.** By mapping the state of the art and pinpointing critical challenges (data quality, real-time constraints, multimodal fusion), this work equips bridge engineers, infrastructure managers, and researchers with a structured guide to select appropriate technologies, prioritize investments, and design more reliable, cost-effective maintenance programs – thereby accelerating safe, long-lived bridge operations. **Key words:** bridges; structural health monitoring; artificial intelligence; machine learning; non-destructive testing; IoT; convolutional neural networks; object detectors.

**Zadorozhnyi Dmytro<sup>1</sup>**, Master, Department of Bridges, Structures and Construction Mechanics Named After V. O. Rosiyskyi, [dmitrykulikovdz@gmail.com](mailto:dmitrykulikovdz@gmail.com), tel. +38 066-860-77-79

**Ovcharenko Oleksii<sup>2</sup>**, Ph.D., Docent, Head of the Department of Bridges, Structures and Construction Mechanics Named After V. O. Rosiyskyi, [ol.ovcharenko1@gmail.com](mailto:ol.ovcharenko1@gmail.com), tel. 38 050-916-25-69

<sup>1</sup>Kharkov National Automobile and Highway University, 25, Yaroslava Mudrogo str., Kharkiv, 61002, Ukraine.