

**БУДІВНИЦТВО ТА ЦИВІЛЬНА ІНЖЕНЕРІЯ (192)**

---

УДК 69.059.1

**МЕТОДИ І ПРАКТИКИ НАВЧАННЯ І ЗАСТОСУВАННЯ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ РІЗНИХ ДЕФЕКТІВ НА ПОВЕРХНЯХ БУДІВЕЛЬНИХ КОНСТРУКЦІЙ**

Учений із даних С. В. Левщанов

**METHODS AND PRACTICES OF TRAINING AND APPLICATION OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS FOR DETECTING VARIOUS DEFECTS ON THE SURFACES OF BUILDING STRUCTURES**

Data scientist S. Levshchanov

DOI: <https://doi.org/10.18664/1994-7852.209.2024.314400>



***Анотація.** Предметом дослідження у статті є практика впровадження та методика застосування типів штучного інтелекту – згорткових нейронних мереж і науки про дані для виявлення різних дефектів на поверхнях будівельних конструкцій. Мета роботи – виявити переваги і недоліки практики впровадження та застосування технологій згорткових нейронних мереж разом з іншими програмними і апаратними компонентами для автоматизації традиційних методів виконання робіт із моніторингу технічного стану зовнішніх поверхонь будівель і споруд. У статті вирішують такі завдання: обґрунтування ефективності впровадження технологій згорткових нейронних мереж і методів науки про дані; їх практичне застосування з програмними та апаратними технологіями для автоматизації традиційних методів виконання робіт із виявлення різних дефектів на поверхнях будівельних конструкцій в індустрії будівництва та експлуатації будівель і споруд; показати проблеми та недоліки даних методів і технологій. Для вирішення цих завдань використовували комплексний підхід із застосуванням загальнонаукових і спеціальних методів досліджень (аналізу, пояснення, узагальнення, порівняння). Отримано такі результати: встановлено особливості, що впливають на точність аналізу зібраних даних, застосовуваних технологіями нейронних згорткових мереж для виявлення різних дефектів на поверхнях будівельних конструкцій; відображено практики і методи більш ефективного і точного застосування такої технології. Висновки: проведене дослідження дало змогу визначити практичні можливості та проблеми, що є в такій технології; розроблено рекомендації щодо ефективного використання цієї технології; виявлено чинники, що впливають на ефективніше використання цієї технології у промисловості.*

***Ключові слова:** штучний інтелект, наука про дані, згорткові нейронні мережі, виявлення дефектів на конструкціях.*

***Abstract.** The subject of research in this article is the practice of implementing and applying types of artificial intelligence – convolutional neural networks and data science - to detect various defects on the surfaces of building structures. The purpose of the study is to identify the advantages and disadvantages of implementing and using convolutional neural network technologies together with other software and hardware components to automate traditional methods of monitoring the*

*technical condition of the external surfaces of buildings and structures. The article solves the following tasks: to substantiate the effectiveness of implementation of convolutional neural network technologies and data science methods; to apply them in practice with software and hardware technologies to automate traditional methods of performing work on detecting various defects on the surfaces of building structures in the construction and operation of buildings and structures; to show the problems and shortcomings of these methods and technologies. To solve the tasks, an integrated approach was used with the use of general scientific and special research methods (analysis, explanation, generalisation, comparison). The following results have been obtained: the features that affect the accuracy of the analysis of the collected data used by neural convolutional network technologies to detect various defects on the surfaces of building structures have been identified; practices and methods for more efficient and accurate application of this technology have been reflected. Conclusions: the study allowed to identify the practical opportunities and problems that exist in this technology; recommendations for the effective use of this technology were developed; factors influencing the more efficient use of this technology in industry were identified.*

**Keywords:** artificial intelligence, data science, convolutional neural networks, detection of defects in structures.

**Вступ.** Будівельна галузь є одним із найбільших секторів світової економіки. Нині галузь має низку проблем: низька продуктивність; нестача інновацій [1]. У будівельній галузі автоматизовані системи виконують завдання точніше, ніж традиційні методи, забезпечуючи більш якісні результати і меншу кількість помилок. У зв'язку з цим ця тематика є затребуваною для вивчення і потребує додаткових оглядових досліджень, які відстежують тенденції впровадження нових технологій у будівельний сектор [2].

**Аналіз останніх досліджень та публікацій.** Згорткові нейронні мережі (CNN) використовують для виявлення деформацій різних будівельних конструкцій: дороги, мости і тунелі, несучі стіни. CNN забезпечує ефективний і точний моніторинг [3].

Безпілотні літальні апарати (БПЛА) здійснюють фото- і відеозйомку і за допомогою бездротової мережі передають матеріал для подальшої обробки та аналізу навченим за допомогою технологій машинного навчання згортковим нейронним мережам. Це значно розширює можливості та частоту обстеження інфраструктурних об'єктів [4].

Виявлення об'єктів за допомогою CNN, таких як тріщини, є важливою

складовою застосування технології машинного навчання. Це дає змогу застосовувати більш ефективні методи контролю цілісності, якості та раннього виявлення деформацій і руйнувань об'єктів інфраструктури, оскільки візуальне обстеження є основним методом виявлення тріщин чи деформацій. У зв'язку з цим стала поширеною практика застосування безпілотних літальних апаратів, здатних за рахунок своєї маневреності подолати всі перешкоди і успішно зібрати необхідні дані. Однак ручний аналіз цих даних є трудомістким процесом, може забирати багато часу і схильний до помилок через втручання людини. Автоматичне виявлення тріщин на зображеннях і відео можливе завдяки досягненням у технологіях машинного навчання [5], у тому числі автоматичне виявлення тріщин при огляді будівель, які були пошкоджені внаслідок природних чи техногенних катаклізмів і становлять потенційну небезпеку для обстеження традиційними методами [3, 4].

**Визначення мети та завдання дослідження.** На сьогодні досвід застосування технології згорткових нейронних мереж у сфері будівництва та експлуатації будівель і споруд мало вивчений, тому існує потреба в огляді методик і практик застосування для

розуміння ефективності та оцінювання всіх переваг. Існує кілька наукових статей, у яких використано різні методи навчання та застосування CNN для виявлення тріщин на фото і відео, що показують різний результат. У зв'язку з цим ця наукова робота має на меті створення комплексного аналізу за методами застосування CNN для виявлення найбільш ефективного. Спеціалістам-практикам можна використовувати це дослідження як довідковий матеріал, що допоможе генерувати більше інновацій у галузі будівництва та сприяти розвитку будівельної галузі.

#### **Основна частина дослідження.**

Спочатку після появи штучного інтелекту області його практичного застосування були обмежені, оскільки ця технологія не мала великого визнання серед дослідників і фахівців. Згодом технологія штучного інтелекту починає набувати важливого значення з появою нових алгоритмів, які продовжують розвиватися та удосконалюватися. Згорткові нейронні мережі є цими алгоритмами. Вони використовують шари зв'язаних вузлів для імітації нейрологічної системи під час вирішення завдань. Ефективність такого алгоритму полягає в додаткових шарах, які він використовує для кращого вилучення характеристик (особливостей) завдання, яке намагається вирішити. Методи машинного навчання знайшли своє ефективне застосування в обслуговуванні цивільної інфраструктури, у тому числі для перевірки, моніторингу та оцінювання стану громадянської інфраструктури, яка потребує багато часу та зусиль при використанні традиційних методів. Дослідники в галузі машинного навчання за допомогою згорткових нейронних мереж підвищують точність і надійність виявлення різних дефектів під час обслуговування цивільної інфраструктури. Тріщини та будь-які зовнішні дефекти в будівельних конструкціях виявляють за допомогою техніки неруйнівного контролю. Візуальний

огляд із використанням фотографій високої роздільної здатності є однією з таких технік разом із такими техніками, як використання георадара, ультразвукового контролю, термографії. Візуальний огляд із використанням фотографій високої роздільної здатності має істотну перевагу порівняно з вищевказаними та іншими традиційними техніками неруйнівного контролю для обстеження будівель і споруд. Для візуального огляду з використанням фотографій високої роздільної здатності використовують безпілотні літальні апарати, оскільки вони дають можливість віддаленого моніторингу об'єктів і важкодоступних місць.

Згорткові нейронні мережі використовують методи глибокого навчання для розпізнавання об'єктів, завдяки чому вони можуть аналізувати різні дані і розпізнавати об'єкти.

Перший метод застосування навченої моделі CNN є використання її для автоматизованого аналізу зображень фасадної плитки зовнішніх стін будівель. На жаль, цей метод має два обмеження: 1) навчена модель не може виявляти кілька типів дефектів одночасно; 2) навчена модель може виявляти лише зображення з видимими дефектами.

Для цього методу використовують модель згорткової нейронної мережі VGG-16 (Visual Geometry Group), що дає змогу перетворити вхідні дані фото у формат, зрозумілий для наступних шарів нейронної мережі (рис. 1), які будуть виконувати аналіз зображень. Class Activation Mapping (CAM) – це клас-дискримінаційний метод візуалізації для нейронної мережі, який допомагає покращити інтерпретованість моделі для детального розпізнавання та виявлення. Із застосуванням цих двох компонентів було розроблено модель глибокого навчання, здатну розпізнати такі дефекти, як сколи, розтріскування фасадних плиток будівель.

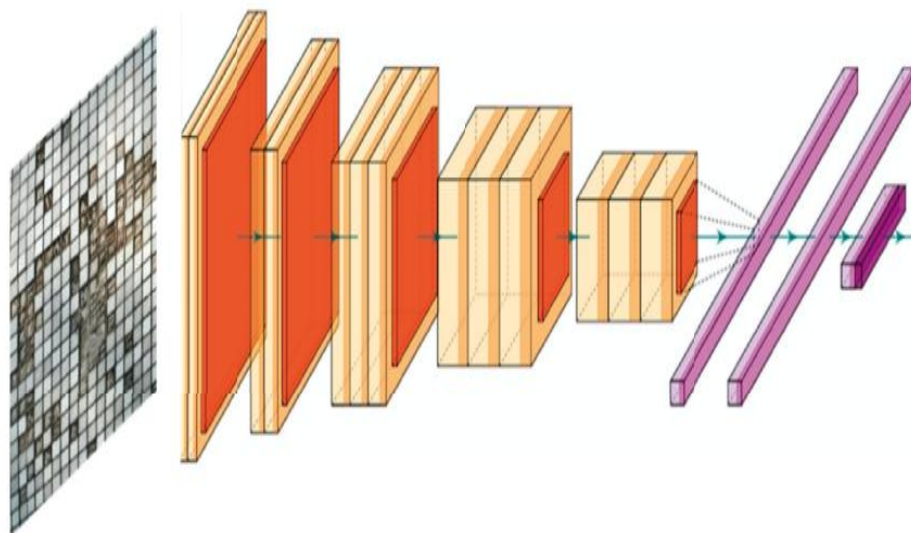


Рис. 1. VGG-16 для перекладного навчання зліва направо:  
Вхідне зображення; Шар згортки; Шар об'єднання; Повністю зв'язаний шар; Шар Somaх;  
Клас виходу [3]

Для навчання цієї моделі були використані зображення з різними дефектами фасадних стін (рис. 2), спеціально оброблені зі зміною їхнього розміру, що суттєво покращило сприйняття і навчання мережі. Потім було застосовано трансферне навчання (TL) – це метод машинного навчання, за якого модель, попередньо навчену виконувати одне завдання, налаштовують для виконання нового завдання, пов'язаного з попереднім. Цей метод використовували одночасно з VGG-16 та ImageNet – колекцією з більш ніж 14 мільйонів різних зображень, використовуваних для навчання моделей і САМ для їх локалізації, щоб гарантувати здатність моделі глибокого навчання розпізнавати необхідні об'єкти.

Для збору даних для аналізу за допомогою БПЛА було знято 5680 зображень фасадної плитки. Ці зображення мали відмінності в роздільній здатності та розмірі, оскільки зйомка відбувалася з різних кутів і дистанцій. Для уніфікації цих зображень для подальшої обробки моделлю ці зображення були нарізані на зображення з роздільною здатністю 224x224 і 3024x4032 пікселів.

Потім для автоматичного виявлення дефектів було застосовано навчену за допомогою трансферного навчання модель нейронної мережі VGG-16. Результати аналізу показали, що модель може виявляти дефекти фасадної плитки на зображеннях з точністю від 78 до 100 % [3].

Як уже було зазначено, порівняно з традиційними методами виявлення зовнішніх дефектів у будівельних конструкціях використання БПЛА недороге та забезпечує більшу мобільність, ефективність і безпеку для інспекторів. Однак на ефективність цього методу можуть суттєво вплинути клімат, освітлення, вітер і зони з джерелами технічних перешкод для використання дронів, що обмежує широке впровадження та застосування цього методу в галузі експлуатації та будівництва.

Інший метод використання CNN складається з трьох частин: 1) обробка зображень на основі ознак для вилучення особливостей зображень і подальше об'єднання їх в одне велике зображення; 2) виявлення тріщин за допомогою моделі глибокого навчання; 3) визначення їхніх координат відносно розташування на зображеннях.

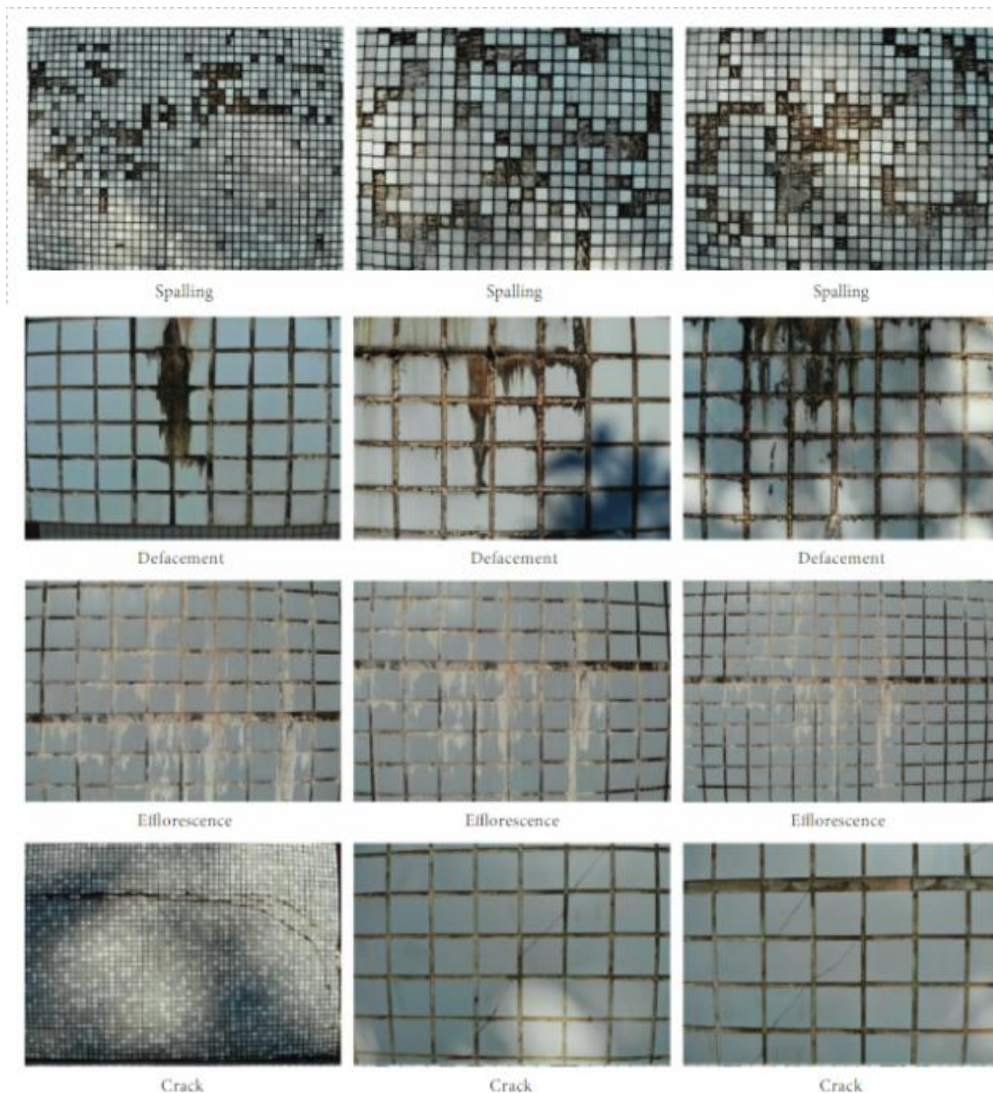


Рис. 2. Приклади зображень набору даних для навчання [3]

Для навчання наступної моделі використовували 56 000 зображень мостових настилів, стін і тротуарів гарної якості для кожної категорії, як з тріщинами, так і без них (рис. 3).

Для виявлення тріщин, як і в попередньому прикладі, застосовували CNN на основі моделі VGG16, бо ця модель має широке використання через її високу продуктивність, разом із базою даних ImageNet, розробленою для візуального розпізнавання об'єктів і трансферного навчання. Потім на основі інформації про місцезнаходження БПЛА при зніманні за

допомогою вбудованої камери об'єкта, що обстежували, і роботи алгоритму глибокого навчання вдалося визначити розташування тріщин у світовій системі координат і створити повну карту тріщин, які відмічені червоним, з інформацією про це.

Отримані за допомогою БПЛА зображення фасадної стіни були оброблені і зібрані в одне велике зображення (рис. 4), щоб подолати обмеження дозволу камери. Для подальшої обробки використовували модель CNN, спеціально навчену для виявлення будь-яких тріщин на зображеннях.



Рис. 3. Приклади зображень, що використовують для навчання: зображення з тріщинами (перші три рядки) і зображень без тріщин (останні три рядки) [4]



Рис. 4. Зшиті в одне зображення [4]

За допомогою інформації, отриманої з вбудованих датчиків у БПЛА, були визначені розташування тріщин у світовій

системі координат (рис. 5). Такий підхід збільшує ефективність і швидкість обстеження великих конструкцій.

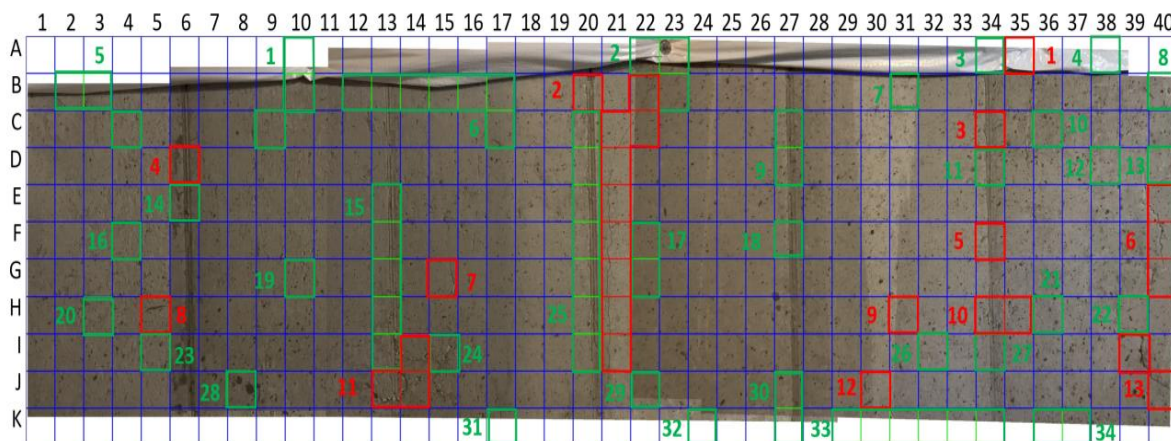


Рис. 5. Зшиті в одне зображення з координатами [4]

Як видно з цього дослідження, за допомогою поєднання можливості виявлення тріщин із визначенням їх розташування можна підвищити ефективність використання навчених моделей CNN.

Для виявлення тріщин у цьому методі була використана модель VGG16. Вона підтримує зображення розміром 224 на 224 і має три канали, використовує 16 згорткових шарів із фільтрами  $3 \times 3$  для оптимального вилучення ознак вхідних зображень. У моделі останній шар max-pooling підключений до одного повністю зв'язаного шару довжиною 4096 нейронів, який потім підключений до шару softmax для 1000 класифікацій. Отже, вихідні дані по суті є реальним значенням від 0 до 1. При перевірці 1 і 0 являють собою максимальну впевненість щодо наявності чи відсутності тріщин. А точність як під час перевірки, так і навчання значно перевищує 99% [4].

У третьому методі збору даних застосовували два БПЛА роторного типу, з'єднаних через бездротове передавання даних із спеціальним програмним забезпеченням (СПО) на персональному комп'ютері. У СПО було заздалегідь задано маршрут польоту, що забезпечило

ефективне охоплення зони перевірки і дало змогу уникнути зайве знімання (рис. 6). Також була задана дистанція 1,2 м між дронами і об'єктом для отримання уніфікованих даних.

Перед використанням модель CrackClassCNN (рис. 7) була навчена за допомогою SDNET2018 – великого набору даних з 56 000 зображень (різні конструкції прогонів мостів, стін та доріг), спеціально призначеного для навчання, перевірки та порівняльного аналізу алгоритмів на основі штучного інтелекту, орієнтованих на виявлення тріщин у бетоні.

Для подальшого аналізу було зібрано 150 зображень і 20 хвилин відеоданих. На зібраних зображеннях є тріщини, структурні деформації і навіть сліди корозії. Через те що під час знімання обидва БПЛА через вітер і роботу гвинтів були схильні до вібрацій, це спричинило розмиття зображень. Для усунення дефектів було застосовано MPRNet – багатоетапну прогресивну архітектуру відновлення зображень, що усунуло всі дефекти. Потім для виявлення тріщин на отриманих зображеннях було використано модель CrackClassCNN.

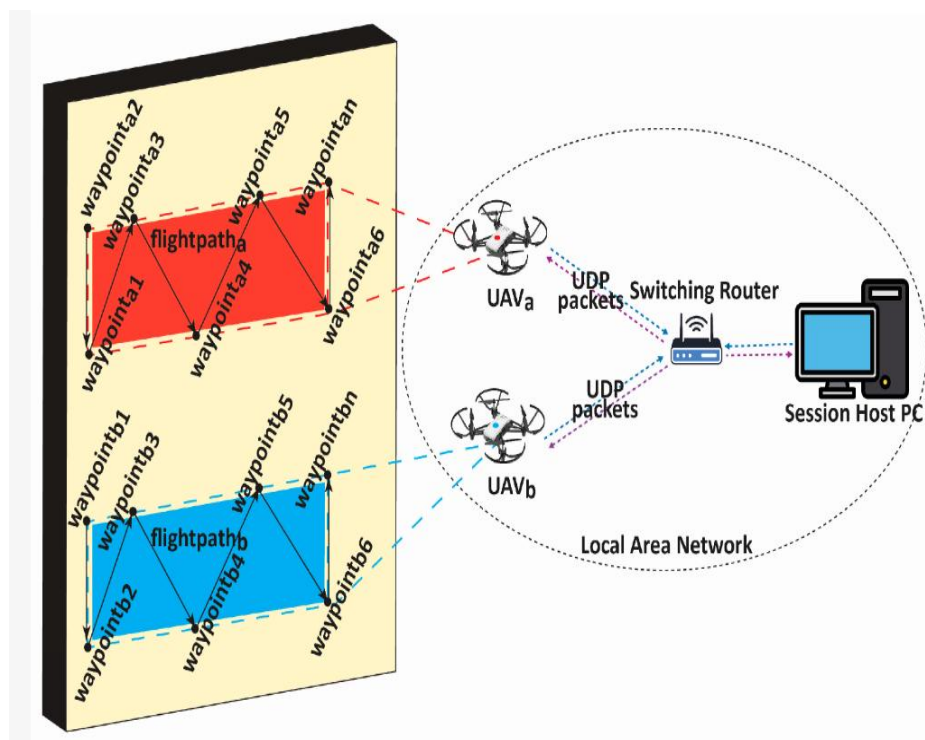


Рис. 6. Комунікаційна мережа для збирання даних за допомогою БПЛА [5]

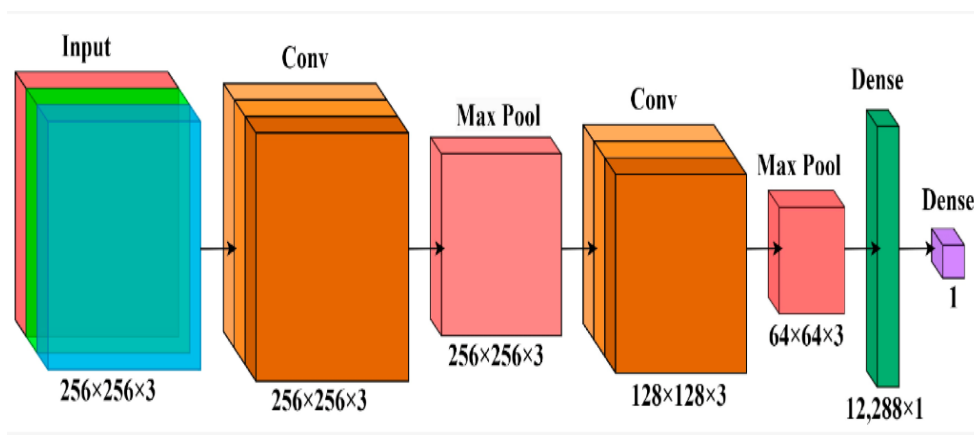


Рис. 7. Архітектура CrackClassCNN використовує складені згорткові шари для локального виділення ознак, а потім шари максимального об'єднання для зменшення розмірів. Щільно з'єднаний шар завершується однею нейронним вихідним шаром, оптимізуючи швидкість і точність виявлення тріщин [5]

Для отримання деталізації тріщин на зображенні на рівні пікселів зображення з виявленими тріщинами були оброблені

моделлю сегментації Segment Anything Model (SAM). Результат обробки показує, що точність досягла 95,02 % (таблиця) [5].



Таблиця

Точність розпізнавання дефектів на фото- і відеозображеннях за допомогою різних методів навчання і застосування згорткових нейронних мереж

Метод	Точність	Примітка
1	від 78 до 100 %	Середнє значення 90 %
2	99 %	
3	95,02 %	

У першому методі, як видно в таблиці, мінімальна точність розпізнавання була найнижчою порівняно з наступними методами. Так само навчена модель згорткової нейронної мережі не мала функціональності, що дало змогу одночасно виявляти декілька типів дефектів.

Другий метод істотно відрізняється від першого тим, що отримані за допомогою БПЛА зображення були склеєні в одне велике зображення, щоб подолати обмеження роздільної здатності камери. Потім навчена модель CNN аналізувала склеєне зображення та виявляла тріщини на зображеннях. За допомогою інформації, отриманої з датчиків БПЛА та аналізу моделі CNN, було встановлено розташування тріщин у світовій системі координат, створивши цілісну карту. Ця карта з усіма виявленими тріщинами суттєво допомагає покращити ефективність подальших дій для великих об'єктів інфраструктури та великих будівельних конструкцій. А точність як під час перевірки, так і навчання перевищує 99 %, що є найвищим середньостатистичним показником порівняно з двома іншими методами.

Третій метод застосування моделі CNN – методологія обробки, яка дає змогу автоматично виявляти і сегментувати зображення з тріщинами. Модель CrackClassCNN була навчена в мережі на наборі даних SDNET2018, зображеннях настила моста, і досягла точності 95,02 %, що є вище, ніж першого методу, але нижче, ніж другого методу. Модель CrackClassCNN має швидший час виведення даних через

простішу структуру. Також цей метод включає навчання декодера крайової маски з використанням попередньо навченої базової моделі Vision Transformer Base (ViT-B) як контрольної точки. На додачу така методологія багатоетапної обробки забезпечує продуктивність, близьку до реального часу, гарантуючи ефективно та своєчасне виявлення тріщин.

Методи аналізу зображень за допомогою згорткових нейронних мереж виявлення дефектів є ефективною альтернативою ручним методам перевірки попри те, що методи виявлення дефектів на основі аналізу зображень можуть залежати від якості зображень, знятих із різних дистанцій, а також штучних і природних умов.

**Висновки.** Проведений огляд і аналіз різних методів навчання та застосування CNN для виявлення тріщин на фото та відео показав, що всі методи мають свої недоліки та переваги, що істотно впливає на їх застосування. Найбільш ефективним методом, за показниками точності та практики застосування для великих об'єктів інфраструктури та великих будівельних конструкцій, є другий метод завдяки можливості визначення координат тріщин і створення карти, що значно спрощує подальші етапи роботи з ремонту об'єктів. Подальшим напрямом дослідження є покращення функціональності цього методу шляхом включення можливості визначення довжини та ширини тріщин, що буде корисним для наступного етапу робіт із ремонту виявлених тріщин.

*Список використаних джерел*

1. Nikmehr M. B., Hosseini R., Martek I., Zavadskas E. K., Antucheviciene J. Digitalization as a Strategic Means of Achieving Sustainable Efficiencies in Construction Management: A Critical Review. *Sustainability*. 2021. Vol. 13, No. 9. P. 5040. DOI: <https://doi.org/10.3390/su13095040>.
2. Liu Y., Alias A. H., Haron N. A., Bakar N. A., Wang H. Robotics in the Construction Sector: Trends, Advances, and Challenges. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*. 2024. P. 71–72. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10846-024-02104-4>.
3. Kung R.-Y., Pan N.-H., Wang C. C. N., Lee P.-C. Application of deep learning and unmanned aerial vehicle on building maintenance. *Advances in Civil Engineering*. 2021. Vol. 2021, No. 1. P. 1–12. DOI: 10.1155/2021/5598690 (last access 17.08.2024).
4. Choi D., Bell W., Kim D., Kim J. UAV-Driven Structural Crack Detection and Location Determination Using Convolutional Neural Networks. *Sensors*. 2021. Vol. 21, No. 8. P. 35. DOI: 10.3390/s21082650 (last access 25.08.2024).
5. Egodawela S., Khodadadian Gostar A., Buddika H. A. D. S., Dammika A. J., Harischandra N., Navaratnam S., Mahmoodian M. A Deep Learning Approach for Surface Crack Classification and Segmentation in Unmanned Aerial Vehicle Assisted Infrastructure Inspections. *Sensors*. 2024. Vol. 24, No. 6. DOI: 10.3390/s24061936 (last access 05.09.2024).

---

Левщанов Сергій Валерійович, учений із даних, ФЛП Позаштатний консалтинг. ORCID iD: 0009-0004-6624-0928. Тел.: +38098299 0537. E-mail: devops8me@proton.me.

Levshchanov Sergii, Data Scientist, FLP Freelance Consulting. ORCID iD: 0009-0004-6624-0928. Tel.: +38098299 0537. E-mail: devops8me@proton.me.

Статтю прийнято 20.09.2024 р.