

## **ЗАСТОСУВАННЯ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ПОШКОДЖЕНИХ БУДІВЕЛЬ**

*Анотація. В роботі розглянуто застосування згорткових нейронних мереж для виявлення пошкоджених будівель на зображеннях. Дослідження спрямоване на покращення розуміння та практичне застосування згорткових мереж в задачах розпізнавання пошкоджених будівель на знімках. Для досягнення мети було визначено оптимальну архітектуру згорткової мережі, а саме U Net. Архітектура U Net застосовується в задачах семантичної сегментації, що є перевагою для розпізнавання пошкоджених будівель, оскільки вносить більшу точність на рівні пікселів, серед інших переваг – простота моделі та можливість використання меншої кількості даних для навчання. Для навчання мережі було створено унікальний набір даних з використанням наявних зображень у сервісі Google Earth міста Маріуполь у 2022 році. В роботі розглянуто різні конфігурації моделей, для розрахунку якості були використані такі метрики як загальна точність, IoU (Intersection over Union) окремо для двох класів будівель та середній показник IoU для всіх класів. Було визначено найкращу модель серед навчених з оптимальними параметрами для вирішення поставленої задачі.*

*Ключові слова: розпізнавання пошкоджених будівель, згорткові нейронні мережі, комп'ютерний зір, семантична сегментація, супутникові знімки, CNN, U Net, Google Earth.*

### **Вступ**

Військові дії, розпочаті Росією проти України, призвели до величезних масштабів руйнувань, що можуть збільшитися у майбутньому. Значний об'єм руйнувань та площа постраждалих регіонів ускладнюють задачу, унеможливаючи швидко та якісно оцінити завдані збитки та визначити найбільш постраждалі населені пункти. Таким чином виникає проблема у своєчасному аналізі руйнувань та визначенні пріоритетів в наданні допомоги постраждалим регіонам. В ході військових дій інфраструктура країн та приватний сектор зазнають значних руйнувань, в свою чергу, ручна обробка є довгою та складною задачею, враховуючи великий обсяг даних.

Автоматизація процесу виявлення, або іншими словами – розпізнавання будівель на зображеннях, наприклад, супутникових або зроблених за допомо-

гою безпілотних літальних апаратів, надає потужний інструмент для вирішення поставленої задачі.

### **Постановка проблеми**

Метою даної роботи є дослідження процесу розпізнавання пошкоджених будівель на зображеннях за допомогою згорткових нейронних мереж, визначення оптимальної архітектури та використання навченої нейронної мережі, як компонента в інтелектуальній системі.

### **Аналіз останніх досліджень і публікацій**

Тема розпізнавання пошкоджених будівель вже була розглянута в різних дослідженнях. Так, наприклад, у роботі [1] розглядається використання згорткових мереж для виявлення зруйнованих будинків після природніх катастроф. Набір даних містить більше 2 мільйонів об'єктів розділених на 60 категорій, автори проводять навчання моделі на окремій області, що в свою чергу зменшує необхідну для навчання кількість даних. В даному дослідженні вдалося досягти точності класифікації у 96% для вцілілих будівель та 76% для зруйнованих, також зазначається велика роль порогового значення для точності класифікації.

В роботі [2] пропонується архітектура з використанням різних компонентів та новий метод, заснований на глибокому навчанні, для більш швидкого виявлення будівель після землетрусу: система має обробку зображень та виділення їх ознак за допомогою однопохового автокодеру, після чого застосовується процедура, заснована на правилах, яка відбирає належні навчальні зразки. Побудована в рамках дослідження система отримала загальну точність класифікації на рівні 93%, каппа-коефіцієнт деяких застосованих алгоритмів склав 74%.

Також в деяких дослідженнях приводиться використання алгоритму SSD (англ. *Single-shot Multibox Detector*) у поєднанні із згортковими мережами, автори зазначають про збільшення точності на 10% в порівнянні із звичайним використанням SSD [3]. Загалом варто відмітити невелику кількість досліджень, які були б присвячені подоланню наслідків саме після військових дій. У наявних статтях [4-5] йде мова про використання різних математичних моделей, які б використовували такі ознаки, як тінь, дисперсія та кореляція, або схожий за логікою аналіз текстур будівель на супутникових знімках з урахуванням коефіцієнту інтенсивності пікселів.

Варто відзначити складність застосування одних моделей в різних ситуаціях – оскільки характер руйнувань від стихії та військових дій може значно відрізнятись. Також, навчені моделі на наборі даних, місцевість яких

характерна для одних країн, може не надавати таку саму точність, при використанні в інших випадках.

### Архітектура нейронної мережі U-Net

Для визначення необхідної архітектури були проаналізовані як наявні публікації, так і сучасні моделі нейронних мереж, такі як VGG16, U-Net, R-CNN. Кожна з архітектур має власні переваги та особливості, які необхідно врахувати при застосуванні. В свою чергу, у даному дослідженні були вирішено використати архітектуру U-Net (рис. 1), оскільки вона має спрощену будову та меншу кількість параметрів, що значно прискорить навчання. На рисунку 1 наведено архітектуру згортової мережі U-Net.

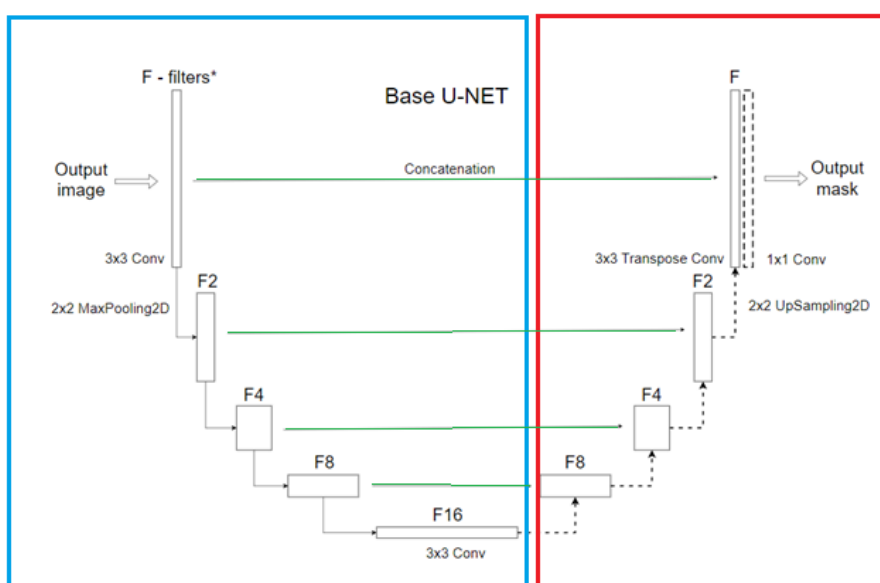


Рисунок 1 – Архітектура згортової мережі U-Net

Дана архітектура вже використовувалася у задачах семантичної сегментації – техніці комп'ютерного зору, в якій кожному пікселю зображення можна надати деякий клас, що дозволяє обраховувати точність класифікації для кожного класу на рівні пікселів. Завдяки даній техніці також можна створити більш інтерпретовані для розуміння людини результати у вигляді зображення, що будуть практично корисними у завданнях з виявлення пошкоджених будівель [6].

U-Net – згортова нейронна мережа, що має повністю згортову будову (англ. *Fully Convolutional Network, FCN*), однією з особливостей – відсутність повнозв'язних шарів, що в свою чергу зменшує кількість тренуваних параметрів та спрощує модель. U-Net має подібну до encoder-decoder структуру, яка наведена на рис. 1. Синє обрамлення визначає шлях згодження (або

згортки), і відповідає за відбір необхідних ознак, в той час як червона рамка виділяє шлях розширення – зображення «відновлюються» в розмірі за допомогою підвищення дискретизації [6].

### **Опис набору даних**

Оскільки українська місцевість та міста мають власні особливості, для дослідження було створено окремий набір даних, який містить 50 зображень розміром 512 на 512 пікселів. Дані зібрані за допомогою сервісу Google Earth з міста Маріуполь за 2022 рік [7,8]. Задля спрощення поставленого завдання, обрано будинки переважно із приватного сектору, оскільки внесення інших видів будівель потребувало б більшого набору даних та варіативності зображень.

Загалом набір даних містить близько 1000 будинків двох класів: пошкоджені та не пошкоджені, які мають невеликий дизбаланс у кількості. Для подолання даної проблеми (а також різницю кількості пікселів заднього фону у порівнянні з класами будинків) використовується окремі коефіцієнти при навчанні моделі. На рис. 2 наводиться приклад зображень з набору. Для розширення варіативності набору даних застосовувалися аугментації, наприклад, поворот та віддзеркалення зображення, зміщення, приближення тощо.

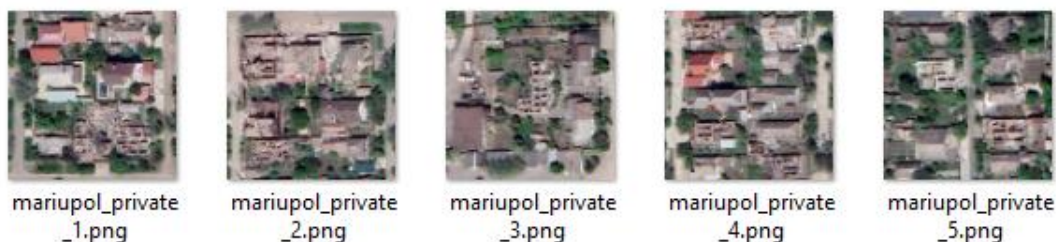


Рисунок 2 – Приклад зображень із набору даних

### **Побудова та навчання моделі**

Побудова моделей відбувалася за допомогою хмарного сервісу Google Colab, який надає як комерційні, так і безкоштовні потужності для вирішення завдань штучного інтелекту та машинного навчання. Мовою реалізації є Python, з використанням таких бібліотек як Tensorflow, надбудови Keros та SciKit-Learn.

Було реалізовано «блочну» структуру у відповідності із архітектурою, наведеною на рис. 1. Існує декілька видів блоків, наприклад, блоки енкодеру, декодеру та «пляшкового горла», яке відповідає за найвужче місце нейронної мережі. Відповідно кожен блок містить елементи згорткових мереж, як шар

згортки, пулінговий шар, шари активації тощо, згідно із «класичною» архітектурою U-Net [6].

На рис. 3 наведено результати попереднього навчання початкової моделі, кожен графік містить відомості метрик на кожній епісі навчання: розрахунок втрат, точність навчання, середнє IoU, та IoU для класів пошкоджених (клас 1) та вцілілих (клас 2) будівель.

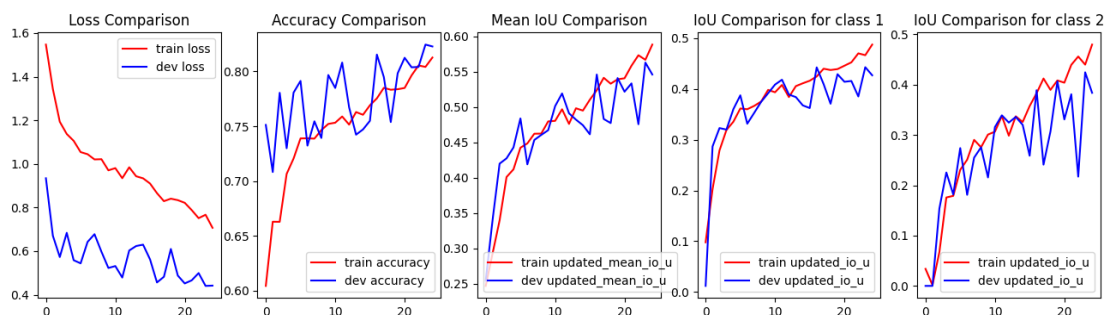


Рисунок 3 – Результати для набору даних для навчання та тестів

На рис. 4 відображені деякі результати з тестового набору даних: оригінальне зображення і маску, та згенеровану сегментаційну карту.

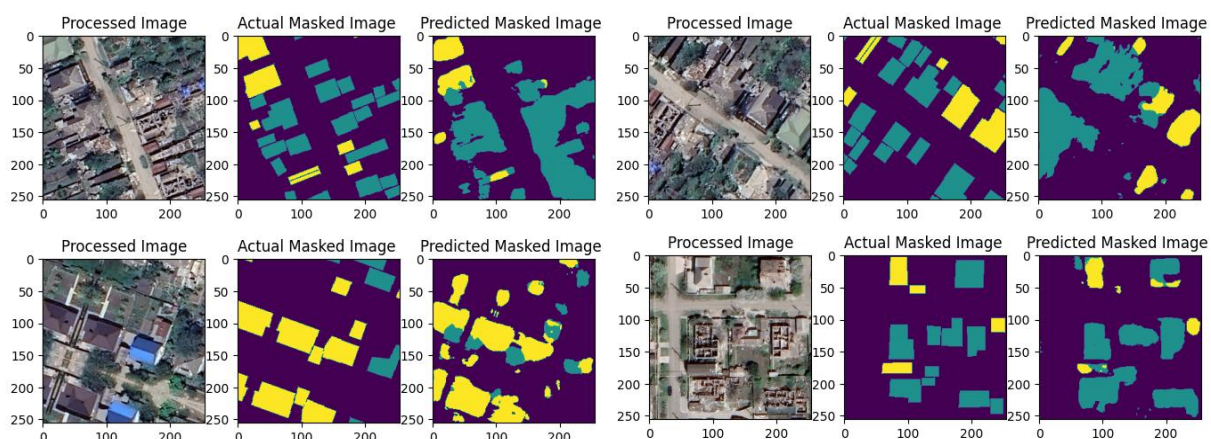


Рисунок 4 – Результати сегментації зображень

Як можна побачити з попередніх результатів, побудована модель відносно точно відносить кожен піксель зображення до визначених класів. Основна складність полягає у визначенні схожих за кольоровою гамою об'єктів, як наприклад, міжбудинкові дороги чи майданчики, в деяких випадках нейромережа плутає земляні ділянки з вцілілими будинками.

### Результати дослідження

Окрім початкової моделі було побудовано ще чотири, які мають різні параметри архітектури та навчання, як зміна кількості епох, аугментацій та

фільтрів у мережі. Таблиця 1 містить визначення деяких із параметрів, як втра-ти, точність, значення IoU для класів будинків та час навчання.

Таблиця 1

Результати дослідження точності моделей на наборі для тестів

№	Модель	Loss	Accuracy	IoU Dam- aged	IoU Normal	Час
1	32 Filters, 256x256, 25 epochs, 10x augmentations	0.4417	0.8228	0.4267	0.3837	6 хв. 7 с.
2	32 Filters, 256x256, 50 epochs, 10x augmentations	0.5706	0.7961	0.3908	0.3387	11 хв. 57 с.
3	32 Filters, 256x256, 25 epochs, 5x augmentations	0.5165	0.7888	0.3968	0.3267	2 хв. 41 с.
4	64 Filters, 256x256, 25 epochs, 10x augmentations	<b>0.4023</b>	<b>0.8421</b>	<b>0.4583</b>	<b>0.4914</b>	13 хв. 16 с.
5	64 Filters, 256x256, 40 epochs, 10x augmentations	0.4928	0.8404	0.4498	0.4787	19 хв. 37 с.

В ході дослідження побудовано та навчено різні моделі архітектури U-Net. Найкраща модель №4 має складнішу будову; загальна точність досягає 84.21% на рівні пікселів. Відповідні показники IoU для класів пошкоджених будівель та вцілілих: 45.83% та 49.14%.

### Висновки

В роботі розглянуто застосування згорткових нейронних мереж для виявлення пошкоджених будівель на зображеннях. Було визначено оптимальну архітектуру згорткової мережі - U-Net. Архітектура U-Net використовується для розпізнавання пошкоджених будівель, оскільки більш точно розпізнає зображення на рівні пікселів. Для навчання мережі було створено унікальний набір даних з використанням наявних зображень у сервісі Google Earth міста Маріуполь у 2022 році. В роботі розглянуто різні конфігурації моделей, для розрахунку якості були використані такі метрики як загальна точність, IoU (Intersection over Union) окремо для двох класів будівель та середній показник IoU для всіх класів. В результаті було виявлено найкращу модель серед навчених з оптимальними параметрами для вирішення поставленої задачі. Результати дослідження можуть бути використані у подальших розробках подібних систем для практичного застосування.

ЛІТЕРАТУРА / REFERENCES

1. V Rashidian V, Baise LG, Koch M, Moaveni B. Detecting Demolished Buildings after a Natural Hazard Using High Resolution RGB Satellite Imagery and Modified U-Net Convolutional Neural Networks. *Remote Sensing*. 2021. Vol. 13(11):2176. DOI: 10.3390/rs13112176.
2. Takhtkeshha, Narges, Ali Mohammadzadeh, and Bahram Salehi. A Rapid Self-Supervised Deep-Learning-Based Method for Post-Earthquake Damage Detection Using UAV Data (Case Study: Sarpol-e Zahab, Iran). *Remote Sensing*. 2023. Vol. 15, 1: 123. DOI: 10.3390/rs15010123.
3. Li, Yundong, Wei Hu, Han Dong, and Xueyan Zhang. Building Damage Detection from Post-Event Aerial Imagery Using Single Shot Multibox Detector. *Applied Sciences*. 2019. Vol. 9, 6: 1128. DOI: 10.3390/app9061128.
4. Ghandour, Ali J., and Abedelkarim A. Jezzini. Post-War Building Damage Detection. *Proceedings*. 2018. Vol. 2, 7: 359. DOI: 10.3390/ecrs-2-05172.
5. Aimaiti, Yusupujiang, Christina Sanon, Magaly Koch, Laurie G. Baise, and Babak Moaveni. War Related Building Damage Assessment in Kyiv, Ukraine, Using Sentinel-1 Radar and Sentinel-2 Optical Images. *Remote Sensing*. 2022. Vol. 14, 24: 6239. DOI: 10.3390/rs14246239.
6. Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, Thomas Brox. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. Springer. 2015. Vol. 9351: 234-241. DOI: arXiv:1505.04597
7. OPEN DATA PROGRAM. Махар: вебсайт. URL: <https://www.maxar.com/open-data> (дата звернення: 10.11.2023).
8. Google Maps, Google Earth, and Street View. Google : вебсайт. URL: <https://about.google/brand-resource-center/products-and-services/geo-guidelines/> (дата звернення: 10.11.2023).

Received 17.04.2024.

Accepted 19.04.2024.

***Application of convolutional neural networks to detect damaged buildings***

*The paper considers the use of convolutional neural networks for detecting damaged buildings in images. The research is aimed at improving the understanding and practical application of convolutional networks in the tasks of recognizing damaged buildings in images. To achieve the goal, the optimal convolutional network architecture, namely U-Net, was determined. The U-Net architecture is used in semantic segmentation tasks, which is an advantage for damaged building recognition, as it introduces higher accuracy at the pixel level, among other advantages is the simplicity of the model and the ability to use less data for training. To train the network, a unique dataset was created*



*using the available Google Earth images of the city of Mariupol in 2022. Different configurations of models were considered in the work, such metrics as overall accuracy, IoU (Intersection over Union) separately for two classes of buildings and the average IoU for all classes were used to calculate the quality. The best model among those trained with the optimal parameters for solving the task was determined.*

**Димо Валерій Володимирович**- магістр комп'ютерних наук Чорноморського національного університету ім. Петра Могили.

**Гожий Олександр Петрович** – професор кафедри інтелектуальних інформаційних систем Чорноморського національного університету ім. Петра Могили, д.т.н., професор.

**Калініна Ірина Олександрівна** – доцент кафедри інтелектуальних інформаційних систем Чорноморського національного університету ім. Петра Могили, к.т.н., доцент.

**Dymo Valery Volodymyrovych** - master of computer sciences, the Black Sea National University named after Petra Mohyly.

**Gozhyj Oleksandr Petrovych** - professor of the Department of Intellectual Information Systems of the Black Sea National University named after Petra Mohyly, D.eng.s., professor.

**Kalinina Iryna Oleksandrivna** - Associate Professor of the Department of Intellectual Information Systems of the Black Sea National University named after Petra Mohyly, Ph.D., associate professor.