



Матеріали XXIII Міжнародної науково-практичної конференції  
«Екологія. Людина. Суспільство» (м. Київ, Україна, 7 грудня 2023 р.)

Handbook of the XXIII International Science Conference  
«Ecology. Human. Society» (December 7, 2023 Kyiv, Ukraine)

ISSN (Online) 2710-3315

DOI: <https://doi.org/10.20535/EHS2710-3315.2023.292593>

УДК 502.5+504

## ОЦІНКА ЗБИТКІВ ЗАВДАНИХ НАВКОЛИШНЬОМУ СЕРЕДОВИЩУ В РЕЗУЛЬТАТІ ПІДТОПЛЕННЯ ТЕРИТОРІЇ МЕТОДАМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

**Кароліна БОРОВИК, Сергій ГАПОН**

*ННЦ «Світовий центр даних з геоінформатики та сталого розвитку»,*

*Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського*

пр. Берестейський, 37, м. Київ 03056, Україна

**e-mail:** [borovyk@wdc.org.ua](mailto:borovyk@wdc.org.ua)

Підтоплення територій в результаті руйнації гідрологічних споруд призводить до великих втрат серед населення та завдає збитків навколишньому природному середовищу. Україна за останні роки зазнає значних руйнувань в результаті ведення бойових дій. Великі водосховища каскаду Дніпра, інші значні штучні водні об'єкти несуть особливі потенційні ризики прилеглим територіям в контексті ймовірної руйнації цілісності гідрологічних споруд: дамб, каналів, насосних станцій тощо.

Доволі обмежений доступ до територій після руйнації гідрологічних споруд для безпосереднього моніторингу та оцінки збитків унеможлиблюється через ведення бойових дій. Саме тому вкрай важливо використовувати сучасні дані дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) та методи штучного інтелекту для створення універсальної системи оцінки збитків, які нанесені різким зростанням рівня води, навколишньому середовищу: екосистемам, селитебним територіям та інфраструктурним об'єктам.

Наймасштабнішим випадком руйнування дамби водосховища був випадок підриву дамби Каховської ГЕС, в результаті якого були підтоплені сотні квадратних кілометрів території та нанесена шкода населенню, природним екосистемам та інфраструктурі регіону.

Для ідентифікації зон підтоплення внаслідок прориву дамби Каховської ГЕС були використані знімки Sentinel-1A (за 09.06.2023), Sentinel-2B (за 05.06.2023-09.06.2023), Sentinel-3 (за 09.06.2023) OLCI [1]. На їх основі здійснена мануальна делімітація кордонів зони затоплення. Використовувались знімки Sentinel-2 тому що вони мають кращу роздільну здатність, проте на дослідний період не забезпечують достатню видимість через велику хмарність. Для ідентифікації меж зон затоплень на ті території де хмарність складала більше 30% були використані радарні знімки Sentinel-1A. Частота оновлення супутникових знімків Sentinel-3 OLCI більша, тому вони використовувались за ті періоди, за які знімків інших супутників не було.

Для аналізу стану трансформації типів наземного покриття та оцінки шкоди території затоплення після підриву Каховської ГЕС були використані дані з відкритих каталогізованих державних та міжнародних джерел даних: шари OpenStreetMap (OSM) [2], типи наземного покриття ESRI LandCover [3] за 2017-2022 роки отримані на основі зображень Sentinel-2 L2A з просторовим розрізненням 10 м й знімки супутників Sentinel (за 09.06.2023) та Google Satellite. Окрім бази даних OSM, використовувались дані GHSL [4] (набір просторових растрових даних

меж населених пунктів з зазначенням функціонального використання забудови із роздільною здатністю 10 м та набір просторових растрових даних, який відображає розподіл щільності населення) та ОСНА [5] (адміністративні кордони України рівень 4 – населені пункти) для статистичного підрахунку затоплених будівель та можливої кількості постраждалих осіб на основі щільності населення.

Оцінка висоти та глибини підтоплення у селитебній зоні були виконана на основі даних цифрової моделі рельєфу (ЦМР) від SRTM та Copernicus DEM [6] з роздільною здатністю 30 м з відфільтрованими значеннями висот для будинків, споруд й деревного покриву.

Через неповноту бази даних об'єктів забудови та інфраструктури OpenStreetMap на дану територію ідентифікація забудови в зоні затоплення відбувалась за допомогою моделі глибинного навчання для автоматичного виявлення будинків та споруд. Була створена навчальна вибірка для тренування моделі глибинного навчання [7] та використано модель типу Single Shot Detector (SSD), так як вона є однією з найшвидших і доволі точних моделей для знаходження об'єктів. Принцип роботи моделі SSD полягає в поділі зображення за допомогою сітки, де кожна комірка сітки відповідає за виявлення об'єктів у цій області. Модель SSD є одноступінчатим алгоритмом, тобто дана модель виділяє об'єкти за один прохід, внаслідок чого забезпечується висока швидкість обробки. Проте модель типу SSD виявилася не ефективною в даному випадку, так як вихідними даними моделі є обмежувальні рамки (прямокутники), які не враховують форми будівель і в результаті захоплюють доволі велику територію, через що утворюється великий відсоток накладання, особливо коли будівлі знаходяться близько одна біля одної.

Тому наступною була обрана та навчена модель типу MaskRCNN (Object detection) — це згортова нейронна мережа на основі Faster R-CNN. Ця нейронна мережа може виявляти об'єкти та виконувати семантичну сегментацію одночасно [8]. Архітектура Faster R-CNN здійснює обробку в два етапи: на першому етапі після обробки зображення надаються пропозиції регіонів на карті, які містять об'єкт. Mask R-CNN є розширенням Faster R-CNN з додатковою гілкою для прогнозування масок сегментації для кожного регіону інтересу.

Навчання моделі типу MaskRCNN було виконано з параметрами: Max Epochs – 30, Batch Size – 4, chip size – 224, Backbone Model RESNET – 50. Розпізнавання будинків проводилось на основі знімків Google Satellite з роздільною здатністю 30 см/піксель. Наступним етапом для знаходження об'єктів на зображенні з використанням попередньо навченої моделі був запущений модуль Detect Objects Using Deep Learning з такими параметрами: padding – 28, batch\_size – 2, threshold – 0,7, tile\_size – 224. Для покращення отриманих результатів, шляхом видалення полігонів, що ідентифікували один і той самий об'єкт, був використаний інструмент постобробки Non Maximum Suppression з допустимим накладанням 10% (рис.1).

Станом на 9 червня загальна територія підтоплення разом з Дніпровсько-Бузьким лиманом, притоками та каналами Дніпра склала 1730,23 км<sup>2</sup> (рис.2), з яких: територія підтоплення Херсонської області складає 1151,98 км<sup>2</sup>, Миколаївської області – 578,25 км<sup>2</sup>. Площа суходолу, яка опинилася під водою сягає 620,69 км<sup>2</sup>. Підтоплено 75 населених пунктів (40,05 км<sup>2</sup>), 32 острови (150,96 км<sup>2</sup>) та райони у містах Херсон та Миколаїв загальною площею 91,81 км<sup>2</sup>.



Рис.1 Результати виявлення будинків за допомогою навченої моделі типу MaskRCNN

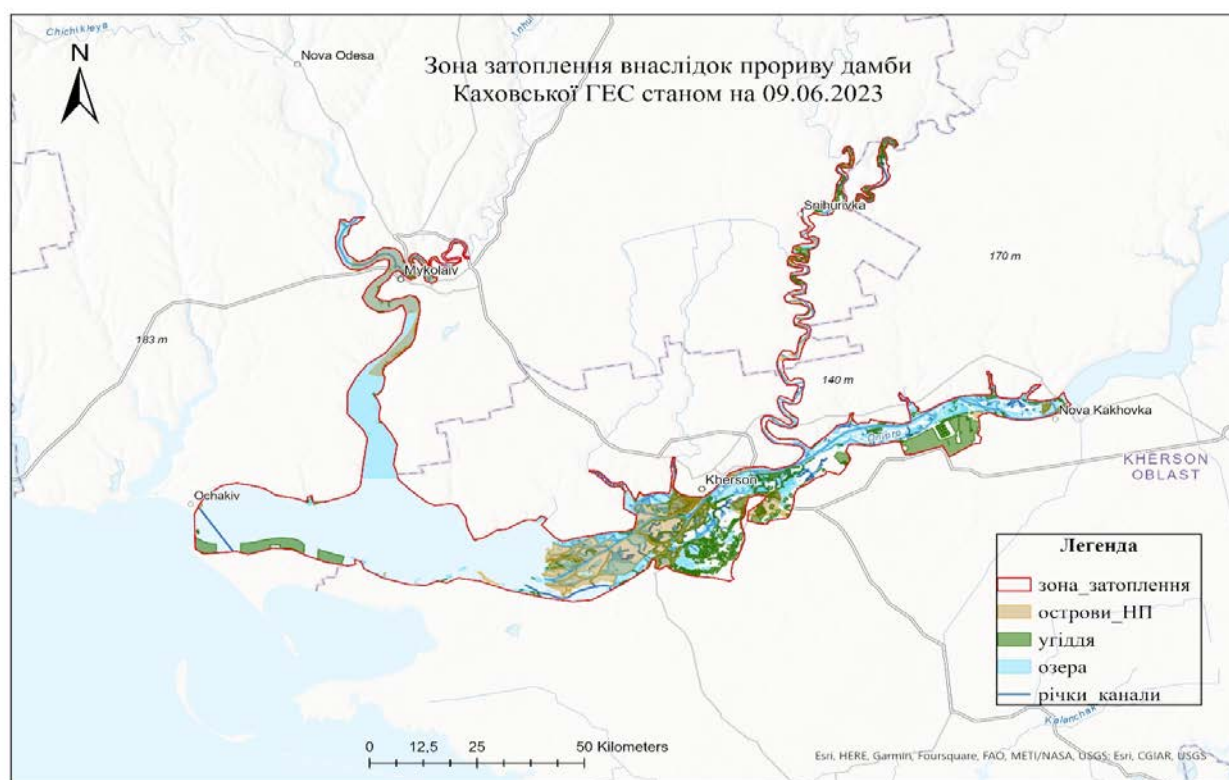


Рис.2 Зона затоплення внаслідок прориву дамби Каховської ГЕС станом на 09.06.2023 рік

Ззнали збитків об'єкти виробничої (дороги, канали, пристані, залізниця тощо) інфраструктури загальною протяжністю 2468,72 км та соціальної (школи, лікарні, дитячі садочки, аптеки, бібліотеки, театри, стадіони, готелі, музеї, зоопарки тощо) інфраструктури

загальною площею 367,35 км<sup>2</sup>, типи наземного покриття (вода, деревний покрив, підтоплена рослинність, поля, урбанізовані території, гола земля, трав'яний покрив) загальною площею 1730,54 км<sup>2</sup>.

На основі даних GHSL була оцінена площа затопленої селітебної території, вона складає 25,12 км<sup>2</sup>, з яких: житлова забудова – 23,84 км<sup>2</sup>, не житлова забудова – 1,29 км<sup>2</sup>.

Внаслідок підриву дамби Каховської ГЕС опинилася під затопленням територія з кількістю населення 87000 осіб. В результаті автоматичного виявлення будинків та споруд на знімках території зони затоплення після підриву Каховської ГЕС за допомогою моделі типу MaskRCNN було виявлено 96541 будинків та споруд.

#### **Література:**

1. OpenStreetMap URL: <https://www.openstreetmap.org/#map=6/48.538/35.002>.
2. Sentinel-2 Land Cover URL: <https://livingatlas.arcgis.com/landcoverexplorer/#mapCenter=-3.286%2C31.34%2C3&mode=step&timeExtent=2017%2C2021&year=2022&downloadMode=true>
3. Copernicus Open Access Hub URL: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>.
4. GHSL - Global Human Settlement Layer URL: <https://ghsl.jrc.ec.europa.eu/index.php>
5. OCHA Services URL: <https://data.humdata.org/dataset/cod-ab-ukr>
6. Copernicus DEM URL: <https://spacedata.copernicus.eu/collections/copernicus-digital-elevation-model/>
7. Z. Hao, L. Lin, C. J. Post та ін, Automated tree-crown and height detection in a young forest plantation using mask region-based convolutional neural network (Mask R-CNN), *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 178, pp. 112-113, 2021, doi:10.1016/j.isprsjprs.2021.06.003.
8. N.Xuan, D. Mengyang, D. Haoxuan, H. Bingliang, Attention Mask R-CNN for Ship Detection and Segmentation From Remote Sensing Images, *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 9325-9334, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2964540.