

УДК 004.93:528.8.048.4

DOI: <https://doi.org/10.53920/ITS-2024-2-5>

**Ігор Миколайович БУТКО,**

доктор технічних наук, професор,  
Заклад вищої освіти «Міжнародний науково-технічний університет  
імені академіка Юрія Бугая»  
ORCID ID: [0000-0002-2859-0351](https://orcid.org/0000-0002-2859-0351)

**Олександр Іванович ГОЛУБЕНКО,**

кандидат технічних наук, доцент,  
Заклад вищої освіти «Міжнародний науково-технічний університет  
імені академіка Юрія Бугая»  
ORCID ID: [0000-0002-1776-5160](https://orcid.org/0000-0002-1776-5160)

**Станіслав Володимирович КУХТИК,**

кандидат юридичних наук, доцент,  
Заклад вищої освіти «Міжнародний науково-технічний університет  
імені академіка Юрія Бугая»  
ORCID ID: [0000-0002-2738-5866](https://orcid.org/0000-0002-2738-5866)

**Ярослав Валентинович КАЛІНІН,**

здобувач другого (магістерського) рівня вищої освіти,  
Заклад вищої освіти «Міжнародний науково-технічний університет  
імені академіка Юрія Бугая»  
ORCID ID: [0009-0006-1296-6509](https://orcid.org/0009-0006-1296-6509)

## **УДОСКОНАЛЕННЯ МЕТОДИКИ ВИЗНАЧЕННЯ ВОДНИХ ОБЛАСТЕЙ НА ВИДОВИХ ЗОБРАЖЕННЯХ**

*У даній роботі розглядається використання семантичної сегментації на основі згорткових нейронних мереж (CNN) для виявлення водних об'єктів на мультиспектральних зображеннях високої роздільної здатності. Інтеграція каналів ближнього інфрачервоного діапазону (NIR) дозволяє підвищити точність класифікації, забезпечуючи краще розмежування між візуально схожими елементами, такими як водні площі та тіні від хмар. Дослідження застосовує архітектуру U-Net, що натренована на аерофотознімках, для ефективного виявлення водних зон на супутникових зображеннях. У статті також розглядається проблема неправильно класифікованих областей, спричинених наявністю хмар, і пропонується використання нормалізованого диференційного водного індексу (NDWI) як метрики для оцінки якості сегментації. Для практичних завдань, зокрема обчислення площі водних поверхонь, запропоно-*

**вано використовувати бінаризований нормалізований диференційний водний індекс (BNDWI), який забезпечує зручність і точність обробки.**

**Ключові слова:** обробка зображень, мультиспектральні зображення, згорткові нейронні мережі, CNN, U-Net, нормалізований диференційний водний індекс, NDWI, бінаризований нормалізований диференційний водний індекс, BNDWI.

**Ihor BUTKO,**

Doctor of Technical Sciences, professor  
Higher Education Institution «Academician Yuriy Bugay International  
Scientific and Technical University»

**Oleksandr GOLUBENKO,**

Candidate of Technical Sciences, associate professor  
Higher Education Institution «Academician Yuriy Bugay International  
Scientific and Technical University»

**Stanislav KUKHTYK,**

Candidate of Law, associate professor  
Higher Education Institution «Academician Yuriy Bugay International  
Scientific and Technical University»

**Yaroslav KALININ,**

Master's student,  
Higher Education Institution «Academician Yuriy Bugay International  
Scientific and Technical University»

## **IMPROVEMENT OF THE METHODS OF DETERMINING WATER AREAS ON SPECIFIC IMAGES**

***This article explores the application of semantic segmentation using convolutional neural networks (CNNs) for the detection of water bodies in high-resolution multispectral images. The inclusion of near-infrared (NIR) channels enhances classification accuracy, enabling more precise differentiation between visually similar features, such as water bodies and cloud shadows. The study employs a U-Net-based architecture, trained on aerial images, to effectively identify water regions in satellite images. Additionally, it addresses challenges associated with misclassified areas caused by clouds and their shadows, recommending the Normalized Difference Water Index (NDWI) as a reliable metric for validating segmentation results. For practical applications, such as calculating the area of water surfaces, the article proposes the use of a Binarized Normalized Difference Water Index (BNDWI), which provides a straightforward and effective binary classification approach.***

**Keywords:** *image processing, multispectral images, convolutional neural networks, CNN, U-Net-like architecture, Normalized Difference Water Index, NDWI, Binarized Normalized Difference Water Index, BNDWI.*

**Постановка проблеми.** Семантична сегментація зображень за допомогою згорткових нейронних мереж (Convolutional Neural Network, CNN) дає змогу оцінювати водні площі на видових зображеннях високої роздільної здатності. Для підвищення точності класифікації застосовуються мультиспектральні зображення, які забезпечують додаткову інформацію для кожного пікселя, додаючи до кольорових каналів ближній інфрачервоний (Near Infra-Red, NIR) діапазон. Використання NIR-каналів сприяє чіткішому розмежуванню класів і дозволяє відрізнити об'єкти з подібними візуальними характеристиками. Наприклад, це дає змогу розпізнавати темні пікселі, що відповідають водним площам, і відрізнити їх від тіней, які утворюються внаслідок відкидання їх хмарами.

Представлений підхід було презентовано на CASSINI Hackathon EU, який відбувся у листопаді 2023 року. Захід був спрямований на розробку інноваційних рішень для вирішення екологічних проблем із використанням космічних даних. У рамках хакатону учасники застосовували супутникові дані з космічних апаратів серії Sentinel програми Copernicus [2] для створення технологій у сфері сталого розвитку та ефективного управління природними ресурсами. Метод, представлений у цій роботі, сприяє підвищенню точності виявлення водних об'єктів, що може бути корисним для вирішення завдань моніторингу навколишнього середовища та управління водними ресурсами [3].

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Дане дослідження базується на статті [4], де було використано 42-шарова U-Net-подібну мережу для обробки 6-канальних (RGB + 3 NIR) зображень аерофотозйомки. При цьому проводилося розбиття на 18 класів («Дорожня розмітка», «Дерево», «Будівля», «Транспортний засіб», «Людина», «Крісло рятувальника», «Стіл для пікніка», «Чорна дерев'яна панель», «Біла дерев'яна панель», «Майданчик», «Буй», «Скелі», «Трава», «Газон», «Піщаний пляж», «Озеро», «Ставок», «Асфальт»). Вибір даних класів є прийнятним для сегментації зображень аерофотозйомки, але є абсолютно недоцільним в задачах обробки супутникових зображень. Тренування і валідація мережі проводилося на датасеті [5].

Як було вказано у роботах [6], для сегментації 4-канальних (RGB + NIR) видових зображень за допомогою U-Net-подібної мережі, що

тренується на тому самому датасеті [5], є доцільним збільшити кількість шарів до 58 (рис. 1). При цьому об'єднувалися результати виводу для декількох класів мережі, тобто сегментація проводилась на 6 класів («Рослинність», «Дерева», «Вода», «Інфраструктура», «Ґрунт», «Інше»). У роботі [7] кількість класів була зменшена до 4: «Вода», «Рослинність», «Ґрунт», «Інше» і на розширеному датасеті показано, що у такому випадку мережа працює стабільніше.

Основний акцент у цитованих статтях було зроблено на виділенні зон рослинності, тому для оцінки якості сегментації було запропоновано розрахувати відносну частку площі, що відповідають рослинності.

Прямий метод визначення цього числа полягає у підрахунку відносної площі класів з індексами, що відповідають рослинності. Інший спосіб – за допомогою розрахунку нормалізованого диференційного вегетаційного індексу (Normalized Difference Vegetation Index; NDVI) з послідуною його бінаризацією. Нагадаємо, що значення **NDVI** розраховується за формулою (див, наприклад, [8]):

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (1)$$

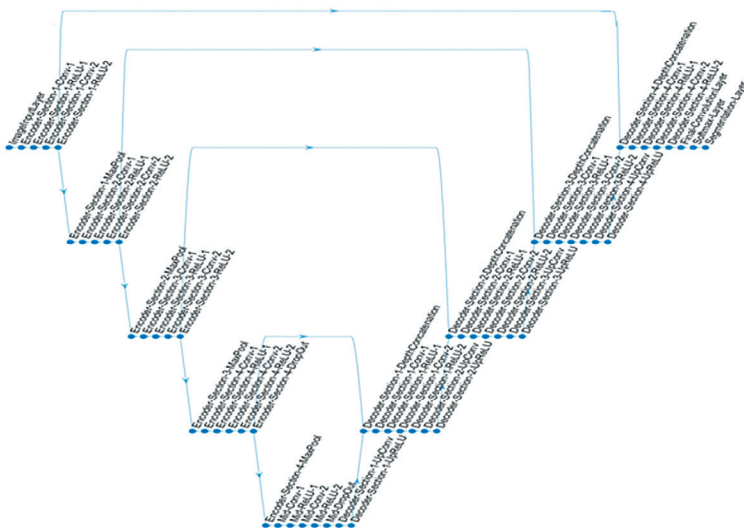
де **NIR**, **R** – відповідно близький інфрачервоний (800 нм) та червоний (670 нм) канали мультиспектрального зображення. Що обидва способи дають добре узгоджені значення.

У даній роботі пропонується дослідити сегментацію водних областей, тому, по аналогії, пропонується розраховувати нормалізований диференційний водний індекс (Normalized Difference Water Index, NDWI), який використовує зелений G та ближній інфрачервоний NIR діапазони довжини хвиль для моніторингу змін вмісту води у водоймах. Надалі ми будемо використовувати визначення NDWI, що запропонував McFeeters [9], [10]:

$$NDWI = \frac{G - NIR}{G + NIR} \quad (2)$$

**Метою цієї статті** є дослідження ефективності семантичної сегментації за допомогою згорткової нейронної мережі U-Net-подібної архітектури, яка була натренована на шестиканальних аерофотознімках для подальшої обробки чотириканальних супутникових зображень та порівняння результатів сегментації водних областей із областями, виділеними за допомогою розрахунку NDWI.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** У даній роботі використовувалась 58-шарова U-Net-подібна архітектура згорткової мережі, що описана у роботі [6] (рис. 1), сегментація проводилася на 4 класи, як у [7]: «Вода», «Рослинність», «Ґрунт», «Інше». Тренування і валідація моделі проводилися на датасеті [5].



**Рис. 1. Архітектура U-Net-подібної мережі**

Джерело [6]

Тестування моделі проводилися на зображеннях, що були отримані 5 червня 2021 року з космічного апарату Sentinel-2 і представляють собою 4-канальні дані зондування областей земної поверхні в районі Каховської гідроелектростанції (рис. 2, тільки RGB-канали), для наочності ці зображення по-канально візуально покращені за допомогою гістограмної еквалізації (рис. 3).

Зауважимо, що кращі результати отримуються, якщо на вхід мережі подавати зображення без попередньої обробки у 16-бітному форматі, оскільки у такому форматі проводилося навчання. Як показали результати експериментів, доцільним є зменшення роздільної здатності вихідних зображень у 8 разів, що наближає їх статистики до аерофотознімків.

Результати семантичної сегментації наведено на рис. 4.



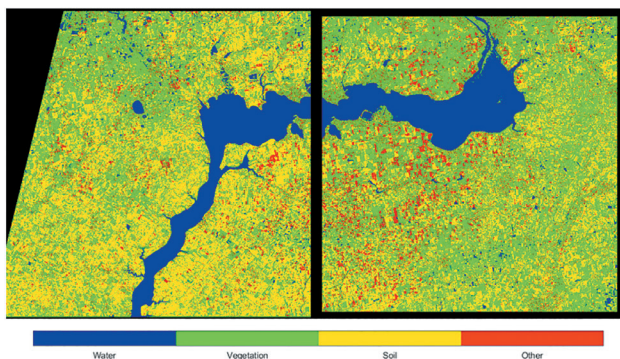
**Рис. 2. Приклад зображень, що використовувалися для тестування моделі**

Джерело [2]



**Рис. 3. Візуально покращені тестові зображення**

Джерело: виконано автором



**Рис. 4. Результат тематичної сегментації**

Джерело: виконано автором

Аналізуючи зображення (рис. 4), ми спостерігаємо невелику кількість помилково класифікованих областей. Першою причиною їх виникнення є наявність областей з високим альбедо (позначені червоним), таких як хмари. Щоб ідентифікувати ці регіони, ми для кожного RGB-каналу створили бінарні маски для пікселів, яскравість яких перевищує середнє значення більше ніж на 3 стандартні відхилення (рис. 5).

Другою причиною є наявність тіней від хмар. Щоб відрізнити затінені області від водних, ми використовуємо той факт, що у затінених регіонах зниження інтенсивності в RGB- і NIR-каналах буде подібним, тоді як вода поглинає NIR-випромінювання значно сильніше, ніж, наприклад, ґрунт. Саме це обґрунтовує необхідність використання NDWI, який розраховується за рівнянням (2).

Нижче, на рис. 6-7, показані NIR- та G-канали супутникових даних. Як і очікувалося, дані NIR (рис. 6) виглядають інвертованими відносно видимих каналів (рис. 7).



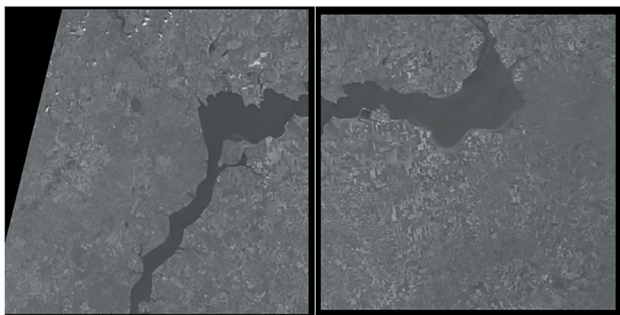
**Рис. 5. Помилково класифіковані піксели (хмари)**

Джерело: виконано автором



**Рис. 6. Близький інфрачервоний канал (NIR)**

Джерело: виконано автором



**Рис. 7. Зелений канал (G)**

Джерело: виконано автором



**Рис. 8. Розраховані значення NDWI**

Джерело: виконано автором

Зауважимо, що для деяких практичних застосувань (наприклад, розрахунку площі водної поверхні) необхідно бінаризувати значення NDWI, щоб отримати бінарну маску, яка дозволяє обчислити площу. Як зазначалося раніше, McFeeters [9] пропонує порогове значення бінаризації 0,3. Очевидно, що ця константа не може бути універсально застосована до будь-яких зображень і повинна вибиратися індивідуально для кожного конкретного випадку. Додатковою незручністю є те, що NDWI є ненормалізованою величиною. Тому замість NDWI пропонується використовувати бінаризований NDWI (Binarized Normalized Difference Water Index, BNDWI), який визначається як.

$$BNDWI = (G < NIR) \& (G < otsu(G)) \& (NIR < otsu(NIR)), \quad (3)$$



де  $otsu(X)$  — функція, що повертає поріг по Отсу для каналу  $X$  (наприклад, у MATLAB для цього використовується функція `graythresh(X)`, див. [11]).

Результати розрахунку BNDWI для тестових зображень наведено на рис. 9.



**Рис. 9. Розраховані значення бінаризованого NDWI (BNDWI)**

Джерело: виконано автором

Порівнюючи рис. 8 і рис. 9, бачимо дуже добру відповідність між NDWI та BNDWI у виділенні водних областей. Водночас BNDWI, завдяки своїй бінарній природі, є більш універсальним у застосуванні.

### **Висновки та пропозиції.**

У цій роботі представлено згорткову нейронну мережу U-Net-подібної архітектури, спеціально розроблену для сегментації об'єктів на мультиспектральних зображеннях. Завдяки модифікації та розширенню традиційної архітектури U-Net вдалося досягти підвищення продуктивності навіть за використання меншого обсягу навчальних даних.

Результати показали, що 4-канальні зображення (які включають NIR та RGB-канали) достатні для отримання якісних результатів сегментації. Хоча невелика частка областей була класифікована некоректно, ці неточності здебільшого зумовлені наявністю хмар та їхніх тіней, що впливало на точність сегментації. У роботі описано методи виявлення та зменшення впливу таких помилок.

Порівняльний аналіз між підходом на основі мережі U-Net та традиційним нормалізованим диференційним водним індексом (NDWI) продемонстрував, що метод U-Net забезпечує більш детальне й точне

окреслення водних зон. Для практичних завдань, таких як обчислення площі водної поверхні, запропоновано використання бінаризованого нормалізованого диференційного водного індексу (BNDWI). Цей підхід поєднує переваги NDWI з можливістю простої бінарної класифікації.

© **Бутко І. М., Голубенко О. І., Кухтик С. В., Калінін Я. В., 2024**

#### ЛІТЕРАТУРА

1. 5th CASSINI Hackathon: Lending a hand to international development & humanitarian support [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://www.cassini.eu/hackathons/5th-CASSINI-Hackathon-Announcement> (дата звернення: 01.10.2024).
2. Copernicus – Europe's Eyes on Earth [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.copernicus.eu/en> (дата звернення: 12.11.2024).
3. Khudov, N., Makoveichuk, O., Butko, I., Butko, M., Khudolei, V., Kukhtyk, S. The development of a management decision-making method based on the analysis of information from space observation systems // *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2022. №6(9(120)). С. 59 – 69. DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.269027>.
4. Kemker, R., Salvaggio, C., Kanan, C. Algorithms for semantic segmentation of multispectral remote sensing imagery using deep learning // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2018. Vol. 145(A). P. 60 – 77. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.04.014>.
5. Kemker, R., Salvaggio, C., Kanan, C. High-Resolution Multispectral Dataset for Semantic Segmentation // *CoRR*. 2017. Vol. abs/1703.01918. – Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/1703.01918>.
6. Бутко, І. М., Голубенко, О. І., Маковейчук, О. М. Семантична сегментація видових мультиспектральних зображень // *ITSynergy*. 2024. №1. С. 16 – 29. DOI: <https://doi.org/10.53920/ITS-2024-1-2>.
7. Butko, I. M., Golubenko, O. I., Makoveichuk, O. M., Zaitsev, I. O., Kromkach, V. O. Vegetation zone segmentation in multispectral imagery // *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2024. Vol. 1415. Article 012068. DOI: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1415/1/012068>.
8. Measuring Vegetation: Enhanced Vegetation Index [Електронний ресурс]. – Режим доступу: [https://earthobservatory.nasa.gov/features/MeasuringVegetation/measuring\\_vegetation\\_2.php](https://earthobservatory.nasa.gov/features/MeasuringVegetation/measuring_vegetation_2.php) (дата звернення: 12.12.2024).
9. McFeeters, S.K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features // *International Journal of Remote Sensing*. –

1996. – Vol. 17(7). – P. 1425–1432. DOI: <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>.

10. McFeeters, S. Using the Normalized Difference Water Index (NDWI) within a Geographic Information System to Detect Swimming Pools for Mosquito Abatement: A Practical Approach // *Remote Sensing*. 2013. Vol. 5(7). P. 3544–3561. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs5073544>.

11. MATLAB Documentation: Image Processing Toolbox – Function "graythresh" [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.mathworks.com/help/images/ref/graythresh.html> (дата звернення: 12.12.2024).

## REFERENCES

1. 5th CASSINI Hackathon: Lending a hand to international development & humanitarian support [Electronic resource]. Available online: <https://www.cassini.eu/hackathons/5th-CASSINI-Hackathon-Announcement> (accessed on 01 October 2024).

2. Copernicus – Europe's Eyes on Earth [Electronic resource]. Available online: <https://www.copernicus.eu/en> (accessed on 12 November 2024).

3. Khudov, H.; Makoveichuk, O.; Butko, I.; Butko, M.; Khudolei, V.; Kukhtyk, S. The development of a management decision-making method based on the analysis of information from space observation systems. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2022, 6(9(120)), 59 – 69. DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.269027>.

4. Kemker, R.; Salvaggio, C.; Kanan, C. Algorithms for semantic segmentation of multispectral remote sensing imagery using deep learning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2018, 145(A), 60 – 77. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.04.014>.

5. Kemker, R.; Salvaggio, C.; Kanan, C. High-Resolution Multispectral Dataset for Semantic Segmentation. *CoRR*. 2017, abs/1703.01918. Available online: <https://arxiv.org/abs/1703.01918>.

6. Butko, I.M.; Golubenko, O.I.; Makoveichuk, O.M. Semantic segmentation in multispectral imagery. *ITSynergy*. 2024, 1, 16 – 29. DOI: <https://doi.org/10.53920/ITS-2024-1-2>.

7. Butko, I.M.; Golubenko, O.I.; Makoveichuk, O.M.; Zaitsev, I.O.; Kromkach, V.O. Vegetation zone segmentation in multispectral imagery. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2024, 1415, Article 012068. DOI: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1415/1/012068>.

8. Measuring Vegetation: Enhanced Vegetation Index [Electronic resource]. Available online: [https://earthobservatory.nasa.gov/features/MeasuringVegetation/measuring\\_vegetation\\_2.php](https://earthobservatory.nasa.gov/features/MeasuringVegetation/measuring_vegetation_2.php) (accessed on 12 December 2024).

9. McFeeters, S.K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*. 1996, 17(7), 1425–1432. DOI: <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>.

10. McFeeters, S. Using the Normalized Difference Water Index (NDWI) within a Geographic Information System to detect swimming pools for mosquito abatement: A practical approach. *Remote Sensing*. 2013, 5(7), 3544 – 3561. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs5073544>.

11. MATLAB Documentation: Image Processing Toolbox – Function "graythresh" [Electronic resource]. Available online: <https://www.mathworks.com/help/images/ref/graythresh.html> (accessed on 12 December 2024).

**СТАТТЯ НАДІЙШЛА ДО РЕДАКЦІЇ 04.10.2024**