

Вік.В. Гнатушенко, М.С. Міщенко

## **АНАЛІЗ МЕТОДІВ ВИДІЛЕННЯ ВОДНИХ ОБ'ЄКТІВ НА СУПУТНИКОВИХ ЗОБРАЖЕННЯХ**

*Анотація. У роботі проведено порівняльний аналіз сучасних методів виділення водних об'єктів на мультиспектральних супутникових знімках, досліджено їх переваги та недоліки, наведено перспективні напрямки розвитку даної галузі.*

*До основних методів належать спектральні водні індекси (NDWI, MNDWI, AWEI), методи класифікації зображень (метод нульового порогу, метод Оцу, метод  $k$ -найближчих сусідів) та сучасні підходи на основі машинного навчання.*

*Отже, робота присвячена актуальній темі в області обробки та аналізу мультиспектральних супутникових знімків для виділення водних об'єктів. Актуальність даної теми зумовлена зростаючою потребою в точному та оперативному моніторингу водних ресурсів для вирішення численних екологічних, економічних та соціальних проблем. Вона містить корисну інформацію для дослідників, які працюють у галузі дистанційного зондування Землі, та може слугувати основою для вибору оптимальних методів класифікації водних об'єктів залежно від конкретних умов та завдань.*

*Ключові слова: водні індекси, мультиспектральні супутникові знімки, класифікація зображень, дистанційне зондування, NDWI, MNDWI.*

**Вступ.** Аерокосмічні технології на сьогоднішній день є потужним інструментом для спостереження та аналізу земної поверхні. Особливе місце в системі дистанційного зондування Землі займає моніторинг водних об'єктів, що має надзвичайно важливе значення для екологічних досліджень, управління водними ресурсами, прогнозування по-  
внень та інших видів катастроф.

За останні роки значно зросла доступність мультиспектральних аерокосмічних знімків, які містять інформацію не лише у видимому діапазоні спектру, але й в інфрачервоному, ультрафіолетовому та інших діапазонах електромагнітного випромінювання. Це відкриває нові можливості для точної ідентифікації та виділення водних об'єктів на знімках, проте одночасно створює додаткові виклики для дослідників через складність обробки великих обсягів даних.

Методи виділення водних об'єктів на аерокосмічних знімках пройшли значну еволюцію від примітивних порогових методів до складних алгоритмів машинного навчання. Водночас актуальним залишається питання ефективності різних методів при роботі з супутниковими зображеннями, особливо в умовах атмосферних перешкод та різноманітних природних умов.

У цій роботі проведено порівняльний аналіз сучасних методів виділення водних об'єктів на мультиспектральних супутникових знімках, досліджено їх переваги та недоліки, а також розглянуто перспективні напрямки розвитку даної галузі. Особлива увага була приділена оцінці точності та обчислювальної ефективності методів в різних умовах спостереження та для різних типів водних об'єктів.

**Постановка проблеми.** Враховуючи зростаючу потребу у точному моніторингу водних ресурсів, розробка ефективних методів виділення водних об'єктів на супутникових знімках стає надзвичайно актуальною проблемою. Виділення водних об'єктів ускладнюється через різноманітні фактори: варіативність спектральних характеристик води залежно від її глибини, вмісту речовин та забруднень; наявність атмосферних перешкод у вигляді хмар та туману; проблему змішаних пікселів на межах водойм; сезонні зміни та коливання рівня води. Існуючі методи часто оптимізовані лише для певних типів водойм або умов спостереження, що обмежує їх універсальне застосування [1]. Отже, актуальним є порівняльний аналіз існуючих методів з метою визначення їх ефективності у різних умовах та розробки рекомендацій щодо вибору оптимального методу для конкретних задач дистанційного зондування.

**Аналіз останніх досліджень.** У сучасних дослідженнях виділення водних об'єктів на супутникових знімках активно застосовуються різні методи, зокрема індексні підходи та алгоритми машинного навчання. Традиційні індекси, такі як нормалізований різницекий водний індекс (NDWI), модифікований NDWI (MNDWI), автоматичний індекс виділення води (AWEI) та індекс співвідношення води (WRI), широко використовуються для автоматичного картографування водних поверхонь. Дослідження показали, що індекс AWEI забезпечує кращі результати при аналізі супутникових знімків Landsat-8, порівняно з іншими індексами. Водночас, використання цих індексів у поєднанні з даними супутників Sentinel-2 та обробкою на платформі Google Earth Engine дозволяє швидко та ефективно визначати поверхневі водні об'єкти, що є важливим для моніторингу гідрологічних змін [2].

Поряд із індексними методами, все більшого поширення набувають підходи, засновані на машинному навчанні. Зокрема, нейронні мережі архітектури U-Net демонструють високу точність у сегментації водних об'єктів на супутникових знімках Sentinel-2. Автоматичне формування навчальних масок на основі NDWI та використання комбінованої функції втрат сприяють підвищенню чутливості моделі до тонких водних структур і забезпечують точність сегментації з F1-мірою 0,8897 [3]. Крім того, застосування методів машинного навчання, таких як метод опорних векторів (SVM), дозволяє досягти високої точності (до 97%) при картографуванні контурів водних об'єктів на основі даних Sentinel-2, що підтверджується коефіцієнтом Каппа 0,94 [4]. Таким чином, поєднання індексних методів та алгоритмів машинного навчання сприяє підвищенню ефективності та точності виділення водних об'єктів на супутникових зображеннях.

**Викладення основного матеріалу.** У сучасній практиці обробки аерокосмічних знімків для виділення водних об'єктів використовуються різноманітні методи, які можна поділити на декілька груп залежно від принципів роботи та ефективності в різних

умовах. Ключову роль серед них відіграють методи на основі спектральних водних індексів, методи автоматичної класифікації та комбіновані підходи.

**Методи спектральних водних індексів.** Спектральні водні індекси є найбільш поширеними через їх простоту та ефективність. Нормалізований різницевий водний індекс (NDWI), запропонований McFeeters [5], обчислюється за формулою  $NDWI = (GREEN - NIR) / (GREEN + NIR)$  та використовує контрастність води у зеленому та ближньому інфрачервоному діапазонах. Традиційно значення  $NDWI > 0$  класифікуються як вода. Проте даний індекс має обмеження при наявності забудованих територій, які можуть помилково класифікуватися як водні об'єкти.

Модифікований нормалізований різницевий водний індекс (MNDWI) створений для подолання недоліків класичного NDWI. Він використовує середній інфрачервоний діапазон замість ближнього інфрачервоного:  $MNDWI = (GREEN - SWIR1) / (GREEN + SWIR1)$ . Цей індекс краще розрізняє водні об'єкти від забудованих територій завдяки високій відбивній здатності останніх у SWIR1 діапазоні.

Для вирішення проблеми тіней та поверхонь з високим альбедо, Feyisa, G. L. та його співавторами, був розроблений автоматизований індекс виділення води (AWEI) [6] у двох модифікаціях:  $AWEIns = 4(GREEN - SWIR1) - (0.25NIR + 2.75SWIR2)$  для зменшення впливу тіней та  $AWEIs = BLUE + 2.5GREEN - 1.5(NIR + SWIR1) - 0.25SWIR2$  для поліпшення виділення води у випадку наявності поверхонь з високим альбедо. Обидва індекси використовують зважені комбінації п'яти спектральних каналів.

Для ефективного виділення водних об'єктів важливо враховувати як умови місцевості, так і тип супутникових даних. NDWI найкраще підходить для чистої води у відкритих водоймах, особливо знімків Landsat 8. MNDWI ефективний у міських територіях і дає кращі результати з Sentinel-2 завдяки високій роздільній здатності. Індекс AWEIns доцільно використовувати в умовах густої рослинності та тіней, а AWEIs — у снігових чи пустельних регіонах з високим альбедо. Загалом, Sentinel-2 показав вищу точність завдяки більшій кількості спектральних каналів та кращій деталізації.

**Методи класифікації зображень.** Для автоматизації процесу виділення водних об'єктів застосовуються різні методи класифікації. Метод нульового порогу (H0) є найпростішим та визначає воду як пікселі зі значенням водного індексу більше нуля. Не вимагає додаткових обчислень, але чутливий до вибору водного індексу. Перевагами даного методу є простота реалізації та висока швидкість обробки даних, що дозволяє працювати з великими масивами зображень у режимі реального часу. Основними недоліками є низька адаптивність до різних умов зйомки, висока чутливість до шумів та атмосферних перешкод (помилки класифікації можуть сягати 40-50% при наявності туману чи димки), а також неможливість врахування локальних особливостей водних об'єктів, що робить проблему пошуку універсальних методів класифікації водних поверхонь надзвичайно актуальною.

Метод Оцу [7] є неконтрольованим методом автоматичного вибору порогу. Оптимальний поріг шукається між -1 та 1 з певним інтервалом. Цей метод забезпечує

більш стабільні результати у порівнянні з методом нульового порогу. До переваг методу Оцу належать адаптивність до різних умов освітлення та контрастності зображення, висока стійкість до шумів та здатність автоматично визначати оптимальний поріг для кожного знімка окремо. Недоліками є підвищена обчислювальна складність (в 3-5 разів вища порівняно з методом нульового порогу), зниження ефективності при бімодальному розподілі значень індексу та складність застосування для водойм з різною мутністю на одному знімку, що актуалізує проблему розробки методів, здатних враховувати неоднорідність водних об'єктів.

Метод k-найближчих сусідів (KNN) [8] є контрольованим методом класифікації, який використовує спектральну відстань у багатовимірному просторі. Якщо сума обернених відстаней до водних тренувальних пікселів більша, ніж до не водних, піксель класифікується як вода. Переваги цього методу включають можливість роботи з мультиспектральними даними без попередньої індексації, здатність враховувати складні спектральні характеристики води та відносно висока точність класифікації (до 85-90% при якісних тренувальних вибірках). Суттєвими недоліками є висока залежність від якості та репрезентативності навчальної вибірки, складність визначення оптимального значення параметра k, експоненційне зростання обчислювальної складності при збільшенні розмірності даних, а також низька узагальнююча здатність при значній зміні спектральних характеристик води в різних умовах. Ці обмеження роблять проблему розробки ефективних методів класифікації водних об'єктів надзвичайно актуальною в контексті зростаючих потреб моніторингу водних ресурсів та прогнозування гідрологічних катастроф.

Експериментальні дослідження показали, що продуктивність різних методів виділення водних об'єктів суттєво залежить від конкретних умов зйомки, типу водойми та наявності джерел потенційних помилок. Так, MNDWI продемонстрував кращі результати в умовах забудованих територій, тоді як AWEI більш ефективний за наявності тіней та сніжного покриву. Комбінування різних підходів, наприклад, використання декількох водних індексів з наступним застосуванням методів машинного навчання, дозволило досягти більш стабільних та точних результатів у різноманітних умовах.

**Висновки.** Порівняння методів виділення водних об'єктів на мультиспектральних знімках Sentinel-2 показав, що найвищу точність забезпечує поєднання індексів із методами автоматичної класифікації. Зокрема, індекс MNDWI у поєднанні з методом Оцу на знімках Sentinel-2 дав найкращі результати завдяки високій просторовій роздільній здатності та спектральному охопленню. AWEI може бути ефективним у складних умовах — при наявності тіней або снігу. Класичні порогові методи продемонстрували нижчу стабільність. Найперспективнішими є комбіновані підходи із залученням нейронних мереж, зокрема U-Net, які у поєднанні з індексами значно покращують точність сегментації у різних природних умовах, що особливо важливо для довгострокового моніторингу водних ресурсів.

**ЛІТЕРАТУРА**

1. Santecchia, G. S., Revollo Sarmiento, G. N., Genchi, S. A., Vitale, A. J., & Delrieux, C. A. (2023). Assessment of Landsat-8 and Sentinel-2 Water Indices: A Case Study in the South-west of the Buenos Aires Province (Argentina). *Journal of Imaging*, 9(9), 186.
2. Ксенак, Л., Бартош, К., Пуканьска, К., & Кішеля, К. (2023). Просторово-часовий аналіз надійності методів виокремлення поверхневої води за даними супутника COPERNICUS. *Геодинаміка*: Vol. 1(34)2023 (Issue 1(34), pp. 5–18). Національний університет «Львівська політехніка». <https://doi.org/10.23939/jgd2023.01.005>
3. Кунденко, П., Сокол, О., Калініна, Н., & Гнатушенко, В. (2025). Нейромережевий підхід виявлення водних об'єктів на мультиспектральних зображеннях. *InformationTechnologyComputerScienceSoftwareEngineeringandCyberSecurity*, 4, 132–143. <https://doi.org/10.32782/it/2024-4-16>
4. Каштан, В., Гнатушенко, В., Удовик, І., & Шевцова, О. (2023). Розпізнавання та моніторинг водних об'єктів на оптичних супутникових зображеннях із використанням машинного навчання. *Information Technology Computer Science Software Engineering and Cyber Security*, 3, 32–42. <https://doi.org/10.32782/it/2023-3-4>
5. McFeeters, S. K. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International journal of remote sensing*, 17(7), 1425-1432.
6. Feyisa, G. L., Meilby, H., Fensholt, R., & Proud, S. R. (2014). Automated Water Extraction Index: A new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote sensing of environment*, 140, 23-35.
7. Otsu, N. (1975). A threshold selection method from gray-level histograms. *Automatica*, 11(285-296), 23-27.
8. Peterson, L. E. (2009). K-nearest neighbor. *Scholarpedia*, 4(2), 1883.

**REFERENCES**

1. Santecchia, G. S., Revollo Sarmiento, G. N., Genchi, S. A., Vitale, A. J., & Delrieux, C. A. (2023). Assessment of Landsat-8 and Sentinel-2 Water Indices: A Case Study in the South-west of the Buenos Aires Province (Argentina). *Journal of Imaging*, 9(9), 186.
2. Ksenak, L., Bartosh, K., Pukanska, K., & Kishelya, K. (2023). Spatio-temporal analysis of the reliability of surface water extraction methods based on COPERNICUS satellite data. *Geodynamics*: Vol. 1(34)2023 (Issue 1(34), pp. 5–18). Lviv Polytechnic National University. <https://doi.org/10.23939/jgd2023.01.005>
3. Kündenko, P., Sokol, O., Kalinina, N., & Hnatushenko, V. (2025). Neural network approach for detecting water bodies in multispectral images. *Information Technology Computer Science Software Engineering and Cyber Security*, 4, 132–143. <https://doi.org/10.32782/it/2024-4-16>
4. Kashtan, V., Hnatushenko, V., Udovik, I., & Shevtsova, O. (2023). Recognition and monitoring of water bodies on optical satellite images using machine learning. *Information Technology Computer Science Software Engineering and Cyber Security*, 3, 32–42. <https://doi.org/10.32782/it/2023-3-4>

5. McFeeters, S. K. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International journal of remote sensing*, 17(7), 1425-1432.
6. Feyisa, G. L., Meilby, H., Fensholt, R., & Proud, S. R. (2014). Automated Water Extraction Index: A new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote sensing of environment*, 140, 23-35.
7. Otsu, N. (1975). A threshold selection method from gray-level histograms. *Automatica*, 11(285-296), 23-27.
8. Peterson, L. E. (2009). K-nearest neighbor. *Scholarpedia*, 4(2), 1883.

Received 09.05.2025.  
Accepted 12.05.2025.

### ***Overview of current trends in aerospace image processing and pattern recognition***

*This article presents a comparative analysis of methods for water body detection on multichannel aerial images. The main problems that arise when identifying water bodies of various types in images obtained from satellite remote sensing systems are considered.*

*The article describes and compares various methods used for water body detection. The main methods include spectral water indices (NDWI, MNDWI, AWEI), image classification methods (zero threshold method, Otsu method, k-nearest neighbors method) and modern machine learning approaches.*

*Thus, the article is devoted to a topical topic in the field of processing and analyzing multichannel aerial images for water body detection. It contains useful information for researchers working in the field of remote sensing and can serve as a basis for selecting the optimal methods for classifying water bodies depending on specific conditions and tasks.*

**Міщенко Максим Станіславович** – аспірант кафедри інформаційних технологій і систем Українського державного університету науки і технологій.

**Гнатушенко Вікторія Володимирівна** - доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри інформаційних технологій і систем (ІТС), Український державний університет науки і технологій.

**Mishchenko Maksym** – Postgraduate Student, Department of Information Technologies and Systems, Ukrainian State University of Science and Technology.

**Hnatushchenko Viktoriia Volodymyrivna** - Doctor of Technical Sciences, Professor, Head of the Department of Information Technologies and Systems (ITS), Ukrainian State University of Science and Technology.