

УДК 004.9

DOI <https://doi.org/10.32782/IT/2023-3-4>

Віта КАШТАН

кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії, Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», просп. Дмитра Яворницького, 19, м. Дніпро, Україна, 49005, kashtan.v.yu@ntu.one

ORCID: 0000-0002-0395-5895

Scopus Author ID: 57201902879

Володимир ГНАТУШЕНКО

доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії, Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», просп. Дмитра Яворницького, 19, м. Дніпро, Україна, 49005, hnatushenko.v.v@ntu.one

ORCID: 0000-0003-3140-3788

Scopus Author ID: 6505609275

Ірина УДОВИК

кандидат технічних наук, доцент, деканка факультету інформаційних технологій, Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», просп. Дмитра Яворницького, 19, м. Дніпро, Україна, 49005, udovuk.i.m@ntu.one

ORCID: 0000-0002-5190-841X

Scopus Author ID: 55998874400

Ольга ШЕВЦОВА

аспірантка кафедри програмного забезпечення комп'ютерних систем, Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», просп. Дмитра Яворницького, 19, м. Дніпро, Україна, 49005, shevtsova.o.s@ntu.one

ORCID: 0000-0002-0148-5877

Scopus Author ID: 57220267804

Бібліографічний опис статті: 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, doi: <https://doi.org/10.32782/IT/2023-3-4>

РОЗПІЗНАВАННЯ ТА МОНІТОРИНГ ВОДНИХ ОБ'ЄКТІВ НА ОПТИЧНИХ СУПУТНИКОВИХ ЗОБРАЖЕННЯХ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Річки, озера та відкриті водойми є ключовими компонентами для розвитку навколишнього середовища, особливо в міських екосистемах. Точні карти міських поверхневих водних об'єктів на основі супутникових даних є важливою передумовою для кращого та швидшого прийняття рішень щодо моніторингу міських екосистем, впливу міських теплових островів та адаптації до зміни клімату. В роботі запропоновано інформаційну технологію розпізнавання та моніторингу водних об'єктів на оптичних супутникових зображеннях з використанням машинного навчання. Розроблена технологія складається з восьми етапів: завантаження первинних даних; геоприв'язка растрових зображень; попередня обробка даних; сегментація даних для визначення границь водних об'єктів та ділянки землі; оцифрування берегової лінії; створення бінарної маски; картографування контурів водних об'єктів з використанням топографічної карти та аналіз просторово-часових змін. Машинне навчання використовується для сегментації зображень, а метод опорних векторів (SVM) використовується для картографування контурів водних об'єктів. Це дозволяє отримати результати з субпіксельною точністю, забезпечуючи важливу інформацію для подальших досліджень та прийняття рішень.

Експерименти проведено на супутникових даних Sentinel-2 для моніторингу водних об'єктів з просторовим розрізненням 10 метрів. Областю дослідження стала берегова лінія Одеської області – Національний природний парк "Тузлівські лимани". Порівняльний кількісний аналіз з існуючими методами, такими як водні індекси та K-means, підтверджує високу точність розробленої технології протягом 2016–2023 років (точність від 96.96% до 97%). Коефіцієнт Каппа, який враховує ступінь узгодженості

між реальною та передбачуваною класифікацією, підтверджує високу стабільність та достовірність підходу (0.94).

Технологія моніторингу водних об'єктів на оптичних супутникових зображеннях з використанням машинного навчання може бути використана для дослідження змін на прибережних територіях, прийняття рішень в галузі управління прибережними ресурсами та земельним використанням.

Ключові слова: машинне навчання, сегментація зображень, картографування, оцифрування берегової лінії, опорні вектори.

Vita KASHTAN

Candidate of Technical Science, Associate Professor, Associate Professor of Department of Information Technology and Computer Engineering, Dnipro University of Technology, 19 Dmytra Yavornytskoho Avenue, Dnipro, Ukraine, 49005, kashtan.v.yu@nmu.one

ORCID: 0000-0002-0395-5895

Scopus Author ID: 57201902879

Volodymyr HNATUSHENKO

Doctor of Technical Science, Professor, Head of the Department of Information Technology and Computer Engineering, Dnipro University of Technology, 19 Dmytra Yavornytskoho ave., Dnipro, Ukraine, 49005, hnatushenko.v.v@nmu.one

ORCID: 0000-0003-3140-3788

Scopus Author ID: 6505609275

Iryna UDOVYK

Candidate of Technical Science, Associate Professor, Dean of Information Technologies Department, Dnipro University of Technology, 19 Dmytra Yavornytskoho ave., Dnipro, Ukraine, 49005, udovyk.i.m@nmu.one

ORCID: 0000-0002-5190-841X

Scopus Author ID: 55998874400

OIha SHEVTSOVA

Postgraduate Student of the Department of Computer Systems Software, Dnipro University of Technology, 19 Dmytra Yavornytskoho ave., Dnipro, Ukraine, 49005, shevtsova.o.s@nmu.one

ORCID: 0000-0002-0148-5877

Scopus Author ID: 57220267804

To cite this article: Kashtan, V., Hnatushenko, V., Udovyk, I., Shevtsova, O. (2023). Rozpiznavannia ta monitorynh vodnykh ob'ektiv na optychnykh suputnykovykh zobrazhenniakh iz vykorystanniam mashynnoho navchannia. [Recognition and monitoring of water objects on optical satellite images using machine learning]. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*, 3, 32–42, doi: <https://doi.org/10.32782/IT/2023-3-4>

RECOGNITION AND MONITORING OF WATER OBJECTS ON OPTICAL SATELLITE IMAGES USING MACHINE LEARNING

Rivers, lakes, and open water objects are important components of environmental development, especially in urban ecosystems. Accurate maps of urban surface water objects based on satellite data are an essential prerequisite for better and faster decision-making in monitoring urban ecosystems, the impact of urban heat islands, and climate change adaptation.

The paper introduces an information technology for recognition and monitoring of water objects on optical satellite images using machine learning. The developed technology consists of eight steps: downloading primary data; georeferencing of raster images; data preprocessing; data segmentation to determine the boundaries between land and water; digitizing the coastline; creating a binary mask; mapping the contours of water bodies using a topographic map; and analyzing spatial and temporal changes. Machine learning is used for image segmentation, and support vector machine (SVM) is used for water body contour mapping. The result is sub-pixel accuracy, providing relevant information for further research and decision-making.

The experiments were conducted on Sentinel-2 data for monitoring water bodies with a spatial resolution of 10 meters. The subject area was the coastline of the Odesa region – the Tuzly Estuaries National Nature Park. Comparative quantitative analysis with existing methods, such as water indices and K-means, confirms the high accuracy of the developed technology during 2016-2023 (accuracy from 96.96% to 97%). The Kappa coefficient,

representing the degree of consistency between the actual and predicted classification, confirms the high stability and reliability of the approach (0.94).

The water objects monitoring technology on optical satellite images using machine learning has the potential to be used to study changes in coastal areas and to make decisions in the field of coastal resource and land use management.

Key words: machine learning, image segmentation, mapping, coastline digitization, support vectors.

Вступ. Вода є багатограничним природним ресурсом, що впливає на ключові аспекти міських екосистем. Надмірна експлуатація, зміни у землекористуванні, ґрунтовому покриві та зміна клімату мають негативний вплив на гідрологічний цикл, що призводить до змін поверхневих і підземних вод на Землі (Xiang et al., 2021). Дані, отримані від космічних супутників таких як Landsat, Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) і Satellite Pour l'Observation de la Terre (SPOT), Sentinel-1, 2, дозволяють проводити моніторинг повеней, оцінку водних ресурсів (Xie et al., 2016), визначати якість води (Désirée Ruppen et al., 2023) та контроль за береговою лінією (Palomar-Vázquez, et al., 2022). Особливу увагу слід звертати на дослідження прибережних екотонних зон – унікальних областей, де суша зустрічається з водою і часто має водну рослинність. Ці екотони впливають на точність розпізнавання та класифікації водних об'єктів на супутникових зображеннях. Крім того, на оптичних супутникових знімках можуть бути хмари, їхні тіні, що ускладнює обробку таких даних та розпізнавання водних об'єктів. Таким чином, оптичні супутникові зображення мають потенціал надавати важливу інформацію для моніторингу водних об'єктів. З іншого боку, враховуючи вищенаведені труднощі, пов'язані з тінями від хмар і об'єктами із низьким альбедо (Chen et al., 2018), важливим є постійне вдосконалення методів розпізнавання водних об'єктів на супутникових зображеннях.

Літературний огляд. В даний час розроблено методи для розпізнавання, картографування, моніторингу водних об'єктів на супутникових зображеннях. Ці методи можна розділити на три групи: аналіз статистичного розпізнавання образів на основі пікселів, включаючи контрольовані (Mao et al., 2018) і неконтрольовані (Nardini et al., 2023) підходи до класифікації; аналіз зображень з урахуванням таких параметрів як спектральні характеристики, текстура, складність форми (Li W et al., 2016) та субпіксельний аналіз (Xie et al., 2016). Для моніторингу водних об'єктів широко використовуються спектральні індекси води. Автори (Zhou et al., 2017) порівняли продуктивність різних індексів води в Landsat 7 ETM+, Landsat 8

Operational Land Imager (OLI) і Sentinel-2 MSI. У роботі (Fisher et al., 2016) було запропоновано новий індекс води для супутників Landsat Thematic Mapper (TM)/Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+)/OLI, заснований на коефіцієнті відбиття поверхні з використанням порогового значення. Цей метод оптимізований для обробки великого потоку даних і надає простий, але ефективний підхід для автоматизованої класифікації великих за площею водойм. Хоча існуючі методи засновані на спектральних індексах води можуть досягти високої точності для вилучення площ поверхневих вод, але вони не є ефективними при аналізі багатоспектральних супутникових зображень.

Методи класифікації, засновані на виділенні ознак і машинному навчанні, є передовою технікою для моніторингу поверхневих водних об'єктів, наприклад «випадковий ліс» (random forest) (Wangchuk et al., 2020), метод опорних векторів (Liu et al., 2020), XGBoost (Chatufale et al., 2022). З іншого боку, неконтрольовані методи класифікації не вимагають ніяких навчальних зразків і більше підходять для розробки автоматизованих алгоритмів. Згорткові нейронні мережі (CNN) є популярним методом глибокого навчання і широко використовуються для семантичної сегментації, виявлення хмар, вилучення водойм, тощо. Розроблено різноманітні нові моделі глибокого навчання для вилучення поверхневих водних об'єктів на основі космічних супутникових даних (Jiang et al., 2018), для яких важливою є багатомасштабна семантична інформація.

Метою роботи є підвищення ефективності розпізнавання та подальшого моніторингу водних об'єктів на цифрових оптичних супутникових зображеннях з використанням машинного навчання.

Матеріали та методи. Запропонована в роботі технологія моніторингу водних об'єктів складається з восьми етапів, представлених на рисунку 1.

Перший етап складається із завантаження знімків з 2016 по 2023 роки з оптичного супутника Sentinel-2 у літній період. Завантажуємо топографічні карти, які містять важливу інформацію про територію дослідження. Для картографування контурів водних об'єктів на топографічні карти



Рис. 1. Алгоритм запропонованої технології



Рис. 2. Супутниковий знімок Тузлівських лиманів у літній період: а) 2016 рік; б) 2023 рік

використовується геопросторовий аналіз, де визначаються координати берегової лінії на карті.

Третім етапом є попередня обробка даних, яка включає в себе калібрування супутникових знімків, видалення атмосферного шуму і покращення контрастності. Завдання радіометричного калібрування полягає в перерахунку значень яскравості (Digital Number) у значення спектральної енергетичної яскравості на верхній межі атмосфери (Palomar-Vázquez, 2023) :

$$L_{\lambda} = M_L \cdot Q_C + A_L, \quad (1)$$

де L_{λ} – енергетична яскравість для спектральної зони; M_L – калібрувальний коефіцієнт

масштабування; Q_C – каліброване значення; A_L – калібрувальна константа, яка відповідає мінімальній величині реєстрованої яскравості.

Для атмосферної корекції враховано пропускання електромагнітного випромінювання і власне світіння атмосфери. На цьому ж етапі було здійснено переведення значень пікселів з енергетичної яскравості в коефіцієнти відбивної здатності від 0 до 1:

$$\rho_{\lambda} = \frac{\pi \cdot L_{\lambda} \cdot D^2}{E_{sun\lambda} \cdot \cos\theta}, \quad (2)$$

де L_{λ} – енергетична яскравість для спектральної зони [Вт/(ср≥м2-нм)]; D – відстань від

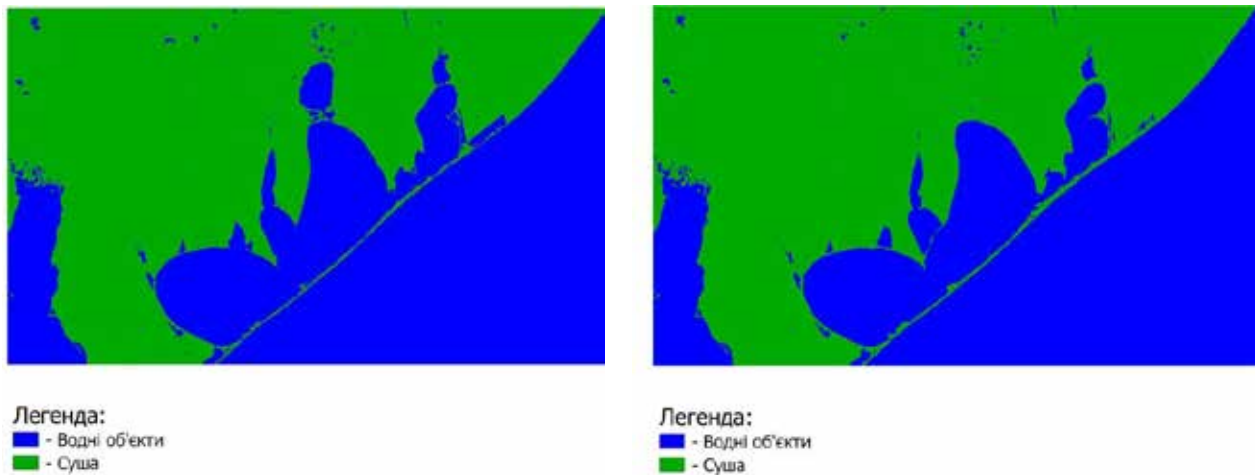


Рис. 3. Сегментація супутникового знімка за літній період: а) 2016 рік; б) 2023 рік

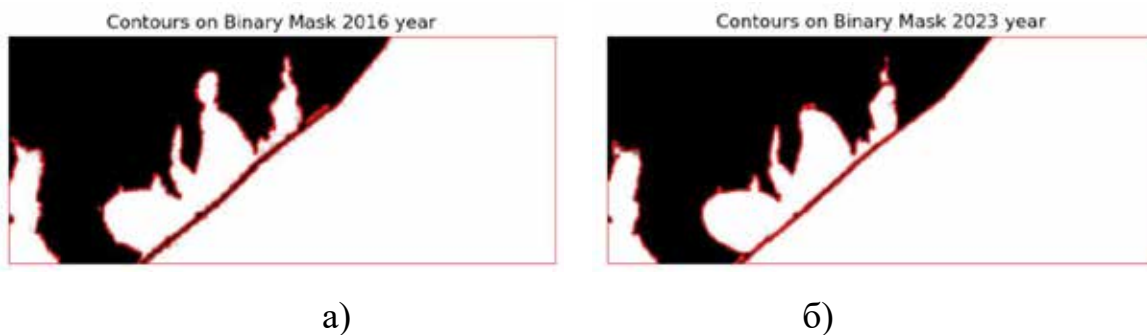


Рис. 4. Бінарна маска супутникового знімка за: а) 2016 рік; б) 2023 р.

Землі до Сонця в астрономічних одиницях для конкретного періоду; E_{sun} – середня сонячна позаатмосферна освітленість [Вт/(м² нм)]; θ – кут піднесення сонця.

Сегментація даних є четвертим етапом і використовується для розпізнавання водних об'єктів на знімках, включаючи берегову лінію. Для цього використовувалась класифікація пікселів супутникових знімків на дві категорії: суша і водні об'єкти. На цьому етапі було використано метод кластеризації в поєднанні з Orfeo ToolBox (OTB) в QGIS для групування пікселів за їхніми спектральними характеристиками у різних каналах (червоний, зелений, синій і т.д.).

П'ятий етап відповідає за картографування берегової лінії та базується на морфологічних операціях та функціях.

Шостим етапом є отримання бінарної маски з контурами водних об'єктів за 2016 та 2023 роки. На цьому етапі використано метод порогового значення Отцу для визначення оптимального порогового значення сегментації водних об'єктів і суші.

Сьомим етапом є картографування контурів водних об'єктів на цифрових супутнико-

вих зображеннях. Вибір порогового значення є ключовим кроком у використанні підходів, заснованих на правилах, для картографування водойм. Тому було використано постійний параметр оптимізації SVM, який базується на статистичній теорії навчання та спрямований на визначення розташування меж прийняття рішень шляхом максимізації розриву між класами (Varpiik, 2013). У випадку двох лінійно роздільних класів SVM вибирає серед нескінченної кількості лінійних границь рішення оптимальну роздільну гіперплощину, яка мінімізує помилку узагальнення. Коли дані не є лінійно роздільними, SVM розширюється шляхом введення змінних slack і застосування функції ядра для вирішення проблеми оптимізації. Ядро радіальної базисної функції зазвичай тренується набагато швидше. Параметр c у c -SVM допомагає оптимізувати SVM, оскільки значення налаштовуються на основі вхідних даних.

Останнім етапом є проведення аналізу просторово-часових змін берегової лінії.

Експерименти. Тестування запропонованої в роботі інформаційної технології проводилось на прикладі берегової лінії Одеської

області, а саме Національного природного парку «Тузлівські лимани», розташованого у Татарбунарському районі. Цей парк включає в себе систему лиманів, таких як Шагани, Алібей та Бурнас, а також групу солоних лиманів лагунного типу. Від узбережжя Чорного моря ці лимани відокремлені піщаною косою завдовжки 29 кілометрів і шириною від 60 до 400 метрів. Національний природний парк був заснований у 2010 році з метою захисту унікальної і вразливої природи Причорномор'я (рис. 5).

Для аналізу зміни площі водного дзеркала Тузлівських лиманів, використано коефіцієнт Пірсона r :

$$r = \frac{\sum(x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x - \bar{x})^2 \sum(y - \bar{y})^2}}, \quad (3)$$

де \bar{x}, \bar{y} є середніми значеннями двох змінних x і y відповідно.

Для оцінки ефективності запропонованої в роботі технології моніторингу водних об'єктів було проведено обчислення двох метрик – загальної точності (Overall Accuracy, OA) та коефіцієнта Каппа (Карра). Ці метрики надають об'єктивну оцінку та порівнюють ефективність розробленого методу з водними індексами та методом K-means (Yang et al., 2017):

$$OA = \frac{TP + TN}{T}, \quad (4)$$

$$Карра = \frac{T \cdot (TP + TN) - \sum}{T \cdot T - \sum}, \quad (5)$$

де T – загальна кількість пікселів на знімку Sentinel-2; TP , TN – це категоризовані пікселі шляхом порівняння вилучених пікселів води з еталонною картою: TP істинні позитиви, тобто кількість правильних виділених пікселів; TN представляє собою кількість правильно визна-

чених пікселів, які не є водними об'єктами і були правильно віднесені до іншого класу.

Результати. Отримані контури водних об'єктів були детально проаналізовані з використанням геоінформаційних технологій та інструментів, зокрема QGIS і мови програмування Python (рис. 6). Аналіз контурів водних об'єктів надав змогу визначити характер змін, їхню інтенсивність та розподіл вздовж берегової зони Тузлівських лиманів.

Для оцінки змін водних об'єктів та берегової лінії використано коефіцієнт кореляції Пірсона, який може мати значення в діапазоні від -1 до 1. Значення близьке до 1 вказує на сильний позитивний зв'язок між масками, значення близьке до -1 вказує на сильний негативний зв'язок, а значення близьке до 0 вказує на відсутність зв'язку. Результати значень коефіцієнта Пірсона, наведено у вигляді графіка на рис. 7.

Наступним етапом є аналіз середньорічної швидкості змін площі водних об'єктів Тузлівських лиманів в період з 2016 по 2023 рр. На цьому етапі виконано розрахунок площі водного дзеркала Тузлівських лиманів за 7 років:

$$S = L \cdot W, \quad (6)$$

де L – довжина берегової лінії; W – ширина берегової лінії.

Середня річна швидкість =

$$= \frac{\text{Сума приростів та втрат площі}}{\text{Кількість років}} \approx 4.96 \text{ км}^2 / \text{рік} \quad (7)$$

На рисунку 8 наведено графік змін площі водного дзеркала Тузлівських лиманів з 2016 по 2023 роки. З 2016 по 2018 рік спостерігалася стабільна тенденція втрати площі, а з 2019 по 2020 рік відбувся різкий спад. Найбільший приріст площі відбувся в 2020-2021 році, що вказує



Рис. 5. Область дослідження

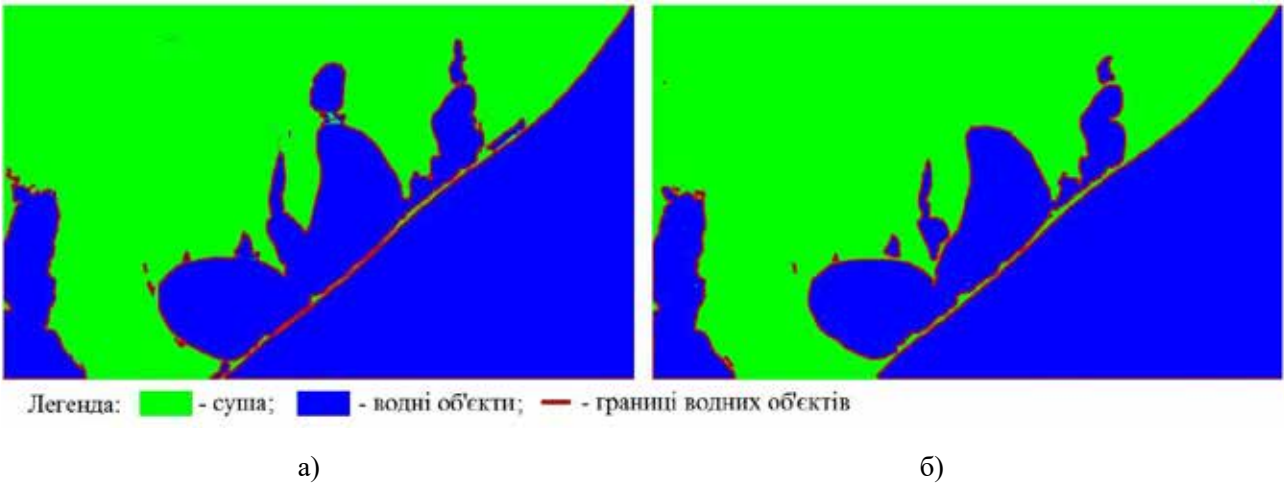


Рис. 6. Виділення водних об'єктів після сегментації: а) 2016 рік; б) 2023 р.



Рис. 7. Графік значень коефіцієнта Пірсона за роками

на позитивні зміни у водних об'єктах. Аналізуючи графік, можна визначити тенденцію зміни площі водного дзеркала, що вказує на тенденцію до втрати прибережних територій (обміління) з часом.

На наступному етапі було створено векторний шар отриманих контурів водних об'єктів на супутниковому знімку Sentinel-2 за період 2016-2023 р. (рис. 9). Візуально можна спостерігати за втратами прибережних територій (обміління) протягом семи років. Візуально проведений аналіз (рис. 9) водних об'єктів дозволяє виявити території, де відбувається осушення лиманів. Такими областями є озеро-лиман Солоне та озеро-лиман Хаджидер.

Значення коефіцієнтів відбиття світла від поверхні води та суші у 2023 році наведено на рис. 10. Коефіцієнт відбиття вказує на те, який

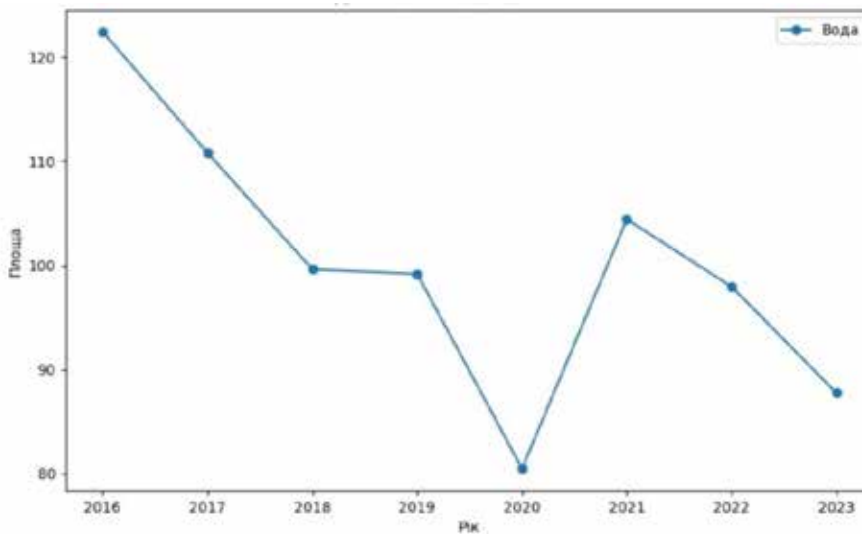


Рис. 8. Графік зміни площі водного дзеркала Тузлівських лиманів



Легенда
 - - - Берегова лінія 2016 року
 - - - Берегова лінія 2023 року

Рис. 9. Картографування зміни площі водного дзеркала Тузлівських лиманів з 2016 рік по 2023 рік

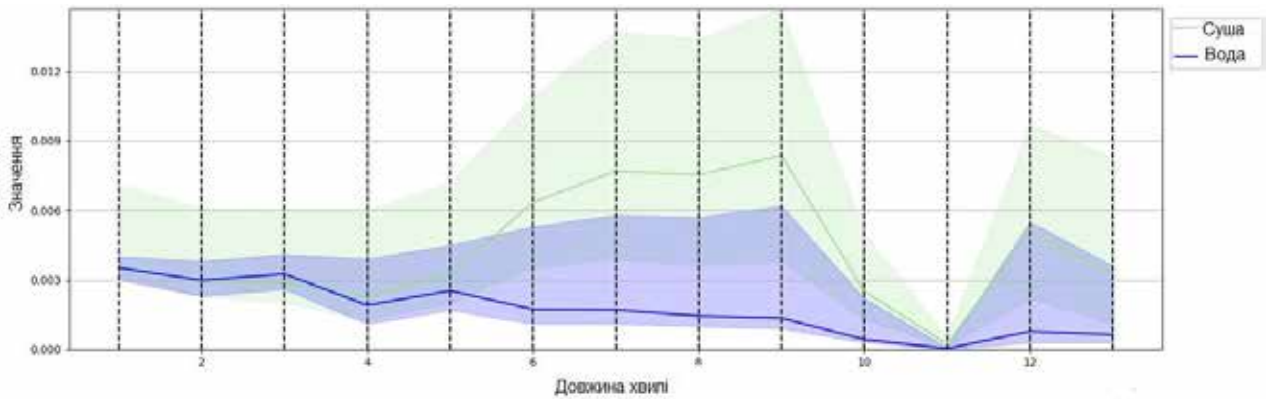


Рис. 10. Коефіцієнти відбиття водної поверхні та суші

відсоток світла падає на поверхню, відбивається від неї. Зміна цих коефіцієнтів пов'язана з різницею в фізичних властивостях води та суші, таких як структура поверхні, прозорість, вологість і т.д.

В даному дослідженні було побудовано та проаналізовано графік значень коефіцієнтів відбиття прибережної зони в інфрачервоному (ІЧ) каналі за період 2016–2023 роки (рис. 11). Зміни в значеннях коефіцієнтів відбиття в ІЧ-каналі свідчать про різниці в температурі та тепловіддачі прибережної зони. Це може бути пов'язано з такими факторами, як зміни клімату, розширення або зменшення водних об'єктів, або інші природні та антропогенні впливи.

У таблиці 1 представлено результати метрик OA та Карра для запропонованої технології та індексів NDWI, MNDWI, K-means. У 2016 році запропонована технологія виділяє водні об'єкти з точністю 97% та коефіцієнтом Карра– 0.94. Порівняно з цим, інші методи, такі як NDWI, MNDWI та K-means, мають нижчі показники ефективності. Для зображення 2023 р. запропонована технологія знову показує високу точність – 96.96%, а Карра залишається стабільно високою на рівні 0.94. При цьому NDWI має точність 77.08% та Карра 0.56, MNDWI демонструє точність 93.46% та Карра 0.86, а K-means – точність 95.36% та Карра 0.92.

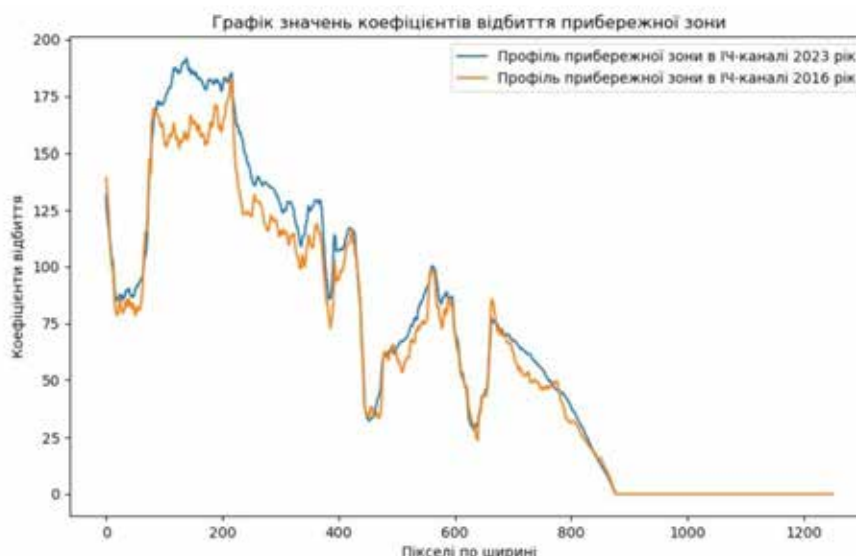


Рис. 11. Графік коефіцієнтів відбиття прибережної зони в ІЧ-каналі

Таблиця 1

Результати оцінки точності картографування водних об'єктів

Метод	2016 рік		2023 рік	
	ОА	Карра	ОА	Карра
NDWI	83%	0.67	77%	0.56
MNDWI	91%	0.82	93%	0.86
K-means	94%	0.90	95%	0.90
Запропонована технологія	97%	0.94	97%	0.94

Отримані результати свідчать про високу точність запропонованої інформаційної технології у порівнянні з існуючими методами, підкреслюючи її ефективність для розпізнавання та моніторингу водних об'єктів на основі супутникових зображень.

Висновки. Автоматизовані та точні карти поверхневих вод з використанням супутникових зображень стають невід'ємною складовою для досліджень та прийняття рішень в області міських екосистем. Ці карти дозволяють проводити моніторинг впливу міських факторів, таких як теплові острови та адаптація до зміни клімату. У цій роботі представлено технологію розпізнавання та моніторингу водних об'єктів на цифрових оптичних супутникових зобра-

женнях з використанням машинного навчання. Запропонований підхід дозволяє отримати результати з субпіксельною точністю для подальших досліджень та прийняття рішень. Здійснено порівняльний аналіз з альтернативними методами, такими як водні індекси та K-means, який підтверджує високу точність (97%) та стабільність розробленої технології. Коефіцієнт Карра, який враховує ступінь узгодженості між реальною та передбачуваною класифікацією, підтверджує високу стабільність та достовірність підходу (0.94 для обох років). Додаткові дослідження на сезонність та стійкість у вилученні та картографуванні водних поверхонь залишаються об'єктом майбутніх досліджень.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Chatufale, Aditya P., Priti, P. Rege, and Abhishek Bhatt. Extraction of waterbody using object-based image analysis and XGBoost. *Advanced Machine Intelligence and Signal Processing*. Singapore: Springer Nature Singapore, 2022. 341-350.
2. Chen, Y., Fan, R., Bilal, M., Yang, X., Wang, J., Li, W. Multilevel Cloud Detection for High-Resolution Remote Sensing Imagery Using Multiple Convolutional Neural Networks. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.*, 7, 2018. 181.
3. Désirée, Ruppen, James, Runnalls, Raphael, M., Tshimanga, Bernhard, Wehrli, Daniel, Odermatt. Optical remote sensing of large-scale water pollution in Angola and DR Congo caused by the Catoca mine tailings spill. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023. 118.

4. Feng, W., Sui, H., Huang, W., Xu, C. and An, K. Water Body Extraction From Very High-Resolution Remote Sensing Imagery Using Deep U-Net and a Superpixel-Based Conditional Random Field Model. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019. 16(4), 618-622.
5. Fisher, A., Flood, N., Danaher, T. Comparing Landsat water index methods for automated water classification in eastern Australia. *Remote Sens. Environ*, 2016. 175, 167–182.
6. Jiang, W., He, G., Long, T., Ni, Y., Liu, H., Peng, Y., Lv, K., Wang G. Multilayer Perceptron Neural Network for Surface Water Extraction in Landsat 8 OLI Satellite Images. *Remote Sens*, 2018. 10, 755.
7. Li, W, Qin, Y, Sun, Y, Huang H, Ling F, Tian L, Ding Y. Estimating the relationship between dam water level and surface water area for the Danjiangkou Reservoir using Landsat remote sensing images. *Remote Sens Lett*, 2016. 7(2), 121–130.
8. Liu, Qihang, et al. Probabilistic river water mapping from Landsat-8 using the support vector machine method. *Remote Sensing*, 2020. 12(9), 1374.
9. Mao, Taomin, Yewen, Fan, Shuang Zhi, and Jinshan, Tang. A Morphological Feature-Oriented Algorithm for Extracting Impervious Surface Areas Obscured by Vegetation in Collaboration with OSM Road Networks in Urban Areas. *Remote Sensing*, 2022. 10(14), 2493.
10. Nardini, A.G.C., Salas, F., Carrasco, Z., Valenzuela, N., Rojas, R., Vargas-Baecheler, J., Yépez S. Automatic River Planform Recognition Tested on Chilean Rivers. *Water*, 2023. 15, 2359.
11. Palomar-Vázquez, Jesús, Josep E., Pardo-Pascual, Jaime, Almonacid-Caballer, and Carlos, Cabezas-Rabadán. Shoreline Analysis and Extraction Tool (SAET): A New Tool for the Automatic Extraction of Satellite-Derived Shorelines with Subpixel Accuracy. *Remote Sensing*, 2023. (15), 3198.
12. Vapnik V. Cham. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer Science & Business Media. 2013.
13. Wangchuk, Sonam, and Tobias, Bolch. Mapping of glacial lakes using Sentinel-1 and Sentinel-2 data and a random forest classifier: Strengths and challenges. *Science of Remote Sensing*, 2020. 2, 100008.
14. Xiang, X., Li, Q., Khan, S., & Khalaf, O. I. Urban Water Resource Management for Sustainable Environment Planning Using Artificial Intelligence Techniques. *Environmental Impact Assessment Review*, 2021. (86), 106515.
15. Xie, H, Luo, X, Xu, X, Pan, H, Tong, X. Automated Subpixel Surface Water Mapping from Heterogeneous Urban Environments Using Landsat 8 OLI Imagery. *Remote Sensing*, 2016. 87, 584.
16. Xie, H., Luo, X., Xu, X., Pan, H., Tong, X. Automated Subpixel Surface Water Mapping from Heterogeneous Urban Environments Using Landsat 8 OLI Imagery. *Remote Sens*, 2016. 8.
17. Yang, X., Zhao, S., Qin, X., Zhao, N., Liang, L. Mapping of Urban Surface Water Bodies from Sentinel-2 MSI Imagery at 10 m Resolution via NDWI-Based Image Sharpening. *Remote Sens*, 2017. 9, 596.
18. Zhou, Y., Dong, J., Xiao, X., Xiao, T., Yang, Z., Zhao, G., Zou, Z., Qin, Y. Open Surface Water Mapping Algorithms: A Comparison of Water-Related Spectral Indices and Sensors. *Water*, 2017. 7.

REFERENCES:

1. Chatufale, Aditya P., Priti, P. Rege, and Abhishek Bhatt. (2022). Extraction of waterbody using object-based image analysis and XGBoost. *Advanced Machine Intelligence and Signal Processing*. Singapore: Springer Nature Singapore, 341-350.
2. Chen, Y., Fan, R., Bilal, M., Yang, X., Wang, J., Li, W. (2018). Multilevel Cloud Detection for High-Resolution Remote Sensing Imagery Using Multiple Convolutional Neural Networks. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.*, 7, 181.
3. Désirée, Ruppen, James, Runnalls, Raphael, M., Tshimanga, Bernhard, Wehrli, Daniel, Odermatt. (2023). Optical remote sensing of large-scale water pollution in Angola and DR Congo caused by the Catoca mine tailings spill. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 118.
4. Feng, W., Sui, H., Huang, W., Xu, C. and An, K. (2019). Water Body Extraction From Very High-Resolution Remote Sensing Imagery Using Deep U-Net and a Superpixel-Based Conditional Random Field Model. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(4), 618-622.
5. Fisher, A., Flood, N., Danaher, T. (2016). Comparing Landsat water index methods for automated water classification in eastern Australia. *Remote Sens. Environ*, 175, 167–182.
6. Jiang, W., He, G., Long, T., Ni, Y., Liu, H., Peng, Y., Lv, K., Wang G. (2018). Multilayer Perceptron Neural Network for Surface Water Extraction in Landsat 8 OLI Satellite Images. *Remote Sens*, 10, 755.
7. Li, W, Qin, Y, Sun, Y, Huang H, Ling F, Tian L, Ding Y. (2016). Estimating the relationship between dam water level and surface water area for the Danjiangkou Reservoir using Landsat remote sensing images. *Remote Sens Lett*, 7(2), 121–130.

8. Liu, Qihang, et al. (2020). Probabilistic river water mapping from Landsat-8 using the support vector machine method. *Remote Sensing*, 12(9), 1374.
9. Mao, Taomin, Yewen, Fan, Shuang Zhi, and Jinshan, Tang. (2022). A Morphological Feature-Oriented Algorithm for Extracting Impervious Surface Areas Obscured by Vegetation in Collaboration with OSM Road Networks in Urban Areas. *Remote Sensing*, 10(14), 2493.
10. Nardini, A.G.C., Salas, F., Carrasco, Z., Valenzuela, N., Rojas, R., Vargas-Baecheler, J., Yépez S. (2023). Automatic River Planform Recognition Tested on Chilean Rivers. *Water*, 15, 2359.
11. Palomar-Vázquez, Jesús, Josep E., Pardo-Pascual, Jaime, Almonacid-Caballer, and Carlos, Cabezas-Rabadán. (2023). Shoreline Analysis and Extraction Tool (SAET): A New Tool for the Automatic Extraction of Satellite-Derived Shorelines with Subpixel Accuracy. *Remote Sensing*, (15), 3198.
12. Vapnik V. Cham. (2013). *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer Science & Business Media.
13. Wangchuk, Sonam, and Tobias, Bolch. (2020). Mapping of glacial lakes using Sentinel-1 and Sentinel-2 data and a random forest classifier: Strengths and challenges. *Science of Remote Sensing*, 2, 100008.
14. Xiang, X., Li, Q., Khan, S., & Khalaf, O. I. (2021). Urban Water Resource Management for Sustainable Environment Planning Using Artificial Intelligence Techniques. *Environmental Impact Assessment Review*, (86), 106515.
15. Xie, H, Luo, X, Xu, X, Pan, H, Tong, X. (2016). Automated Subpixel Surface Water Mapping from Heterogeneous Urban Environments Using Landsat 8 OLI Imagery. *Remote Sensing*, 87, 584.
16. Xie, H., Luo, X., Xu, X., Pan, H., Tong, X. (2016). Automated Subpixel Surface Water Mapping from Heterogeneous Urban Environments Using Landsat 8 OLI Imagery. *Remote Sens*, 8.
17. Yang, X., Zhao, S., Qin, X., Zhao, N., Liang, L. (2017). Mapping of Urban Surface Water Bodies from Sentinel-2 MSI Imagery at 10 m Resolution via NDWI-Based Image Sharpening. *Remote Sens*, 9, 596.
18. Zhou, Y., Dong, J., Xiao, X., Xiao, T., Yang, Z., Zhao, G., Zou, Z., Qin, Y. (2017). Open Surface Water Mapping Algorithms: A Comparison of Water-Related Spectral Indices and Sensors. *Water*, 7.