

УДК 504.4.064:004.8

DOI <https://doi.org/10.32846/2306-9716/2025.eco.6-63.27>

## ГІБРИДНА СИСТЕМА МОНІТОРИНГУ ЕКОЛОГІЧНОГО СТАНУ ПОВЕРХНЕВИХ ВОД НА ОСНОВІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ ДИСТАНЦІЙНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ ЗЕМЛІ

Максименко В. О.

Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна  
майд. Свободи, 4, 61022, м. Харків  
[maksymenko.vladyslav.o@gmail.com](mailto:maksymenko.vladyslav.o@gmail.com)

У статті розглядається актуальна науково-практична проблема моніторингу екологічного стану поверхневих вод України в умовах інтенсивного антропогенного навантаження, військового стану та техногенних катастроф, зокрема наслідків підриву греблі Каховської ГЕС. Метою роботи є теоретичне обґрунтування та розробка методології створення гібридної інтелектуальної системи, що поєднує методи дистанційного зондування Землі, новітні архітектури комп'ютерного зору та генеративний штучний інтелект. В основу дослідження покладено використання мультиспектральних супутникових знімків Sentinel-2 місії Copernicus, які завдяки високій просторовій та часовій роздільній здатності дозволяють оперативно фіксувати динаміку змін якості води на великих територіях. Для кількісної оцінки стану водних об'єктів обґрунтовано використання спеціалізованих спектральних індексів: NDCI для детекції процесів евтрофікації та цвітіння водоростей, а також NDTI для моніторингу каламутності води, спричиненої переміщенням донних відкладень та твердих частинок. Особливу увагу в роботі приділено застосуванню каналів Red Edge для підвищення точності ідентифікації біомаси фітопланктону у складних оптичних середовищах. Наукова новизна дослідження полягає у застосуванні архітектури Vision Transformer для задач семантичної сегментації водних поверхонь, що розглядається як ефективна альтернатива класичним згортковим нейронним мережам. Детально описано математичний апарат механізму багатоголової самоуваги, який дозволяє моделі враховувати глобальний контекст. Для автоматизації процесу екологічної звітності та інтерпретації різнорідних даних розроблено інтелектуальний модуль на базі великих мовних моделей з використанням технології генерації, доповненої пошуком RAG. Практична значущість роботи буде полягати в тому, що система дозволить отримувати верифіковані дані про екологічні ризики без необхідності фізичної присутності дослідників у небезпечних зонах, що є пріоритетним завданням в умовах мінної небезпеки та бойових дій.

*Ключові слова:* екологічний моніторинг, дистанційне зондування Землі, штучний інтелект, якість води, Каховська ГЕС.

### Hybrid system for monitoring the ecological state of surface waters based on intelligent analysis of remote sensing data. Maksymenko V.

The article discusses the topical scientific and practical problem of monitoring the ecological state of surface waters in Ukraine under conditions of intense anthropogenic pressure, martial law, and man-made disasters, in particular the consequences of the destruction of the Kakhovka Hydroelectric Power Plant dam. The aim of the work is to theoretically substantiate and develop a methodology for creating a hybrid intelligent system that combines remote sensing methods, the latest computer vision architectures, and generative artificial intelligence. The research is based on the use of multispectral satellite images from the Copernicus Sentinel-2 mission, which, thanks to their high spatial and temporal resolution, allow for the rapid recording of changes in water quality over large areas. For the quantitative assessment of the state of water bodies, the use of specialized spectral indices is justified: NDCI for the detection of eutrophication and algal blooms, as well as NDTI for monitoring water turbidity caused by the movement of bottom sediments and solid particles. Particular attention is paid to the use of Red Edge channels to improve the accuracy of phytoplankton biomass identification in complex optical environments. The scientific novelty of the research lies in the application of the Vision Transformer architecture for semantic segmentation of water surfaces, which is considered an effective alternative to classical convolutional neural networks. The mathematical apparatus of the multi-head self-attention mechanism, which allows the model to take into account the global context, is described in detail. To automate the process of environmental reporting and interpretation of heterogeneous data, an intelligent module based on large language models has been developed using generation technology supplemented by RAG search. The practical significance of the work will be that the system will allow obtaining verified data on environmental risks without the need for researchers to be physically present in dangerous areas, which is a priority task in conditions of mine danger and hostilities. The mathematical apparatus of the multi-headed self-attention mechanism, which allows the model to take into account the global context, is described in detail. To automate the process of environmental reporting and interpretation of heterogeneous data, an intelligent module based on large language models has been developed using generation technology supplemented by RAG search. The practical significance of the work will be that the system will allow verified data on environmental risks to be obtained without the need for researchers to be physically present in dangerous areas, which is a priority task in conditions of mine danger and combat operations.

*Key words:* environmental monitoring, remote sensing, artificial intelligence, water quality, Kakhovka Hydroelectric Power Plant.

**Постановка проблеми.** Сучасна парадигма глобальної екологічної безпеки переживає фундаментальну трансформацію, зумовлену критичним загостренням водно-ресурсних проблем. Водні екосистеми, які виступають ключовим регулятором біосферних процесів та основою життєзабезпечення людства, зазнають безпрецедентного антропогенного тиску. У глобальному вимірі це проявляється через евтрофікацію водойм, хімічне забруднення стійкими органічними сполуками та важкими металами, а також через фізичну деградацію гідрологічних мереж внаслідок нераціонального водокористування та кліматичних змін. Проте в умовах України ця загальносвітова проблематика набула катастрофічних масштабів та специфічних рис, зумовлених повномасштабною військовою агресією, яка триває з 2022 року. Військові дії спричинили пряме фізичне знищення гідротехнічної інфраструктури, хімічне забруднення водних об'єктів продуктами вибухів та паливно-мастильними матеріалами, а також унеможливили доступ до значних територій для проведення традиційного екологічного контролю [1].

Традиційна система державного екологічного моніторингу, яка базується на мережі стаціонарних постів спостереження та регламентних лабораторних аналізах, виявилася недостатньо гнучкою та стійкою до нових викликів. Основні недоліки існуючого підходу полягають у його дискретності: вимірювання проводяться з низькою частотою (щомісяця або щокварталу в кращому випадку) та мають точковий характер, що не дозволяє реконструювати цілісну просторово-часову динаміку поширення забруднювачів у межах великих річкових басейнів. Крім того, лабораторні методи є ресурсномісткими, дорогими та вимагають фізичної присутності фахівців на об'єкті, що в умовах мінної небезпеки та активних бойових дій є неприпустимим ризиком для життя персоналу.

У відповідь на ці виклики наукова спільнота все активніше звертається до методів дистанційного зондування Землі. Сучасні супутникові угруповання, такі як Sentinel-2 (місія Copernicus) та Landsat-8/9 (NASA/USGS), забезпечують отримання мультиспектральних даних з високою просторовою та часовою роздільною здатністю, що теоретично дозволяє здійснювати безперервний моніторинг якості поверхневих вод на будь-якій території. Однак, перехід до дистанційних методів породжує нову проблему – проблему «великих даних» (Big Data). Обсяги інформації, що генеруються супутниками, перевищують фізичні можливості експертів з ручного дешифрування. Існуючі автоматизовані алгоритми, що базуються на емпіричних спектральних індексах (NDCI, NDTI), часто дають хибні результати в складних оптичних умовах (каламутні води, атмосферний серпанок, сонячні відблиски) і не здатні враховувати контекстуальну інформацію.

Більше того, існує розрив між кількісними даними, які надає супутник, та якісними управ-

лінськими рішеннями, які мають прийматися на їх основі. Екологічний менеджмент потребує не просто «картинки», а верифікованого звіту, що пояснює причини аномалій, прогнозує наслідки та пропонує заходи реагування з посиланням на нормативну базу. Вирішення цієї проблеми лежить у площині інтеграції передових методів комп'ютерного зору (зокрема, Vision Transformers) для аналізу зображень та генеративного штучного інтелекту (Large Language Models) для семантичного аналізу, що і становить сутність запропонованої у даній роботі концепції.

**Актуальність дослідження.** Актуальність розробки гібридної інтелектуальної системи моніторингу визначається конвергенцією кількох критичних факторів: екологічного, технологічного, нормативно-правового та безпекового.

*Екологічний та безпековий вимір.* Руйнування Каховської ГЕС 6 червня 2023 року стало найбільшою техногенною катастрофою в Європі за останні десятиліття. Ця подія призвела до миттєвої втрати 18 км<sup>3</sup> води, осушення водосховища площею понад 2000 км<sup>2</sup> та радикальної трансформації екосистем пониззя Дніпра [2]. Наслідки катастрофи включають масштабне забруднення Дніпровсько-Бузької естуарної системи, загибель біоресурсів, загрозу вторинного забруднення через вітрову ерозію донних відкладень, насичених токсикантами, та зміни мікроклімату регіону [3]. В умовах, коли доступ науковців до зони лиха обмежений, дистанційне зондування стає єдиним джерелом об'єктивної інформації. Запропонована система дозволить ретроспективно проаналізувати динаміку катастрофи та забезпечити проактивний моніторинг процесів відновлення або деградації екосистем у довгостроковій перспективі.

*Нормативно-правовий вимір.* Курс України щодо європейської інтеграції вимагає впровадження положень Водної рамкової директиви ЄС, яка передбачає перехід до басейнового принципу управління та досягнення «доброго екологічного стану» водних масивів. Це вимагає впроваджувати сучасні інструменти моніторингу, здатних оперувати великими масивами даних та забезпечувати високу точність оцінки біологічних та гідроморфологічних показників. Розроблювана система спрямована на автоматизацію цих процесів, що сприятиме гармонізації національної системи екологічного контролю з європейськими стандартами.

*Технологічний вимір.* Світова наука переживає бум застосування штучного інтелекту в науках про Землю. Публікаційна активність у сфері застосування глибокого навчання (Deep Learning) для аналізу якості води досягла піку у 2023–2024 роках. Перехід від класичних згорткових мереж (CNN) до трансформерних архітектур (ViT) відкриває нові можливості для розпізнавання складних патернів на супутникових знімках. Водночас, розвиток технології RAG дозволяє вирішити головну проблему генеративного ШІ – «галюцинації», роблячи можливим

його використання у відповідальних сферах, таких як екологія. Україна має унікальну можливість стати полігоном для апробації цих передових технологій в реальних кризових умовах, створивши продукт подвійного призначення.

**Зв'язок авторського доробку із важливими науковими та практичними завданнями.** Представлена у статті концептуальна розробка безпосередньо інтегрована у контекст пріоритетних напрямів розвитку науки і техніки України та відповідає нагальним потребам національної безпеки та оборони в екологічній сфері.

Робота корелює із завданнями Стратегії екологічної безпеки та адаптації до зміни клімату на період до 2030 року в частині удосконалення Державної системи моніторингу довкілля. Пропонована архітектура системи може стати прототипом для цифрової платформи національного рівня, забезпечуючи інтегрованість даних між різними відомствами.

Дослідження виконуються на стику екології та інформаційних технологій, що відповідає сучасним трендам міждисциплінарності. Авторський підхід передбачає створення методології, яка поєднує знання про біогеохімічні цикли водних екосистем з алгоритмами комп'ютерного зору, що сприяє розвитку нового напрямку – цифрової екології.

В умовах повоєнної відбудови України система дозволить проводити швидкий скринінг територій для виявлення найбільш постраждалих ділянок, пріоритетувати заходи з ревіталізації річок та оцінювати збитки, завдані державі-агресором, з формуванням доказової бази міжнародного зразка.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Проведений систематичний огляд наукової літератури за період 2020–2025 років дозволив виявити ключові тенденції та еволюцію методів дистанційного моніторингу якості води. Дослідження у цій сфері можна класифікувати за трьома основними напрямками: удосконалення спектральних індексів, застосування машинного навчання (ML/DL) та інтеграція великих мовних моделей (LLM).

Історично першим і найбільш поширеним підходом є використання спектральних індексів – алгебраїчних комбінацій значень відбиття у різних діапазонах спектра.

1. NDCI (Normalized Difference Chlorophyll Index) – розроблений Mishra & Mishra (2012), цей індекс став стандартом для оцінки евтрофікації [4]. Останні дослідження підтверджують його високу ефективність для даних Sentinel-2 завдяки наявності каналів «червоного краю» (Red Edge), що дозволяє корелювати значення індексу з концентрацією хлорофілу, навіть у каламутних водах. Формула індексу базується на різниці коефіцієнтів відбиття при 705 нм та 665 нм.

2. NDTI (Normalized Difference Turbidity Index) – запропонований Lacaux et al. (2007) для оцінки каламутності, цей індекс використовує контраст між

червоним та зеленим каналами спектра. Він широко застосовується для моніторингу наслідків повеней [5].

Попри простоту, індексні методи мають обмеження: вони чутливі до атмосферних впливів і часто вимагають локальної калібровки за даними польових вимірювань, яких часто бракує

З 2015 року домінуючим методом аналізу супутникових зображень були згорткові нейронні мережі (CNN), такі як U-Net. Однак, роботи 2023–2024 років вказують на їх фундаментальний недолік – локальність рецептивного поля, що ускладнює моделювання довготривалих просторових залежностей, необхідних для аналізу протяжних річкових систем.

Револьюційним кроком стала поява архітектури Vision Transformer, представленої Dosovitskiy et al. (2021). ViT обробляє зображення як послідовність патчів, використовуючи механізм самоуваги (Self-Attention), що дозволяє враховувати глобальний контекст.

- Ryan Rad (2024) продемонстрував, що ViT перевершує CNN у задачах класифікації мультиспектральних даних при обмеженому розмірі вибірки.

- Дослідження Tayal et al. (2024) показали ефективність моделі Geo-ViT-LSTM для прогнозування річкового стоку, що підтверджує перспективність трансформерів у гідрології.

- Огляди 2024 року вказують на зростаючу популярність гібридних моделей (Swin Transformer), які поєднують ієрархічну структуру CNN з гнучкістю трансформерів для задач семантичної сегментації водних об'єктів.

Застосування генеративного ШІ (LLM) в екології є новим трендом 2024–2025 років. Дослідники (Garigliotti, 2024; Bruzzone et al., 2024) вказують на потенціал LLM для автоматизації звітності, але наголошують на проблемі фактологічних помилок. Технологія Retrieval-Augmented Generation (RAG), яка передбачає доповнення генерації пошуком у зовнішніх базах знань, розглядається як єдиний надійний шлях впровадження LLM у наукові дослідження. Проте, комплексні системи, які б поєднували аналіз супутникових зображень (ViT) з генерацією пояснень через RAG для задач моніторингу води, у проаналізованій літературі практично відсутні, що відкриває простір для наукового пошуку.

**Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми, котрим присвячується означена стаття.** Незважаючи на значний прогрес у окремих технологічних доменах, існує низка критичних прогалин, які перешкоджають створенню цілісної системи екологічного моніторингу

Існуючі системи працюють ізольовано: ГІС-системи обробляють просторові дані, а системи документообігу – текстові. Відсутній механізм автоматичного «семантичного містка», який би пов'язував аномалію на карті (наприклад, червоний піксель індексу NDCI) з контекстом (наприклад, науковим звітом про сезонне цвітіння діатомових водоростей

у цьому регіоні). Це призводить до того, що екологи змушені вручну співставляти різномірну інформацію, втрачаючи час.

Системи моніторингу часто видають «сирі» дані (графіки, таблиці), які потребують інтерпретації. Генерація текстових звітів за допомогою звичайних LLM несе ризики дезінформації. Не вирішено задачу створення системи, яка б генерувала екологічні висновки з жорсткою прив'язкою до нормативних документів та наукових джерел, забезпечуючи прозорість прийняття рішень.

**Новизна.** Вперше запропоновано архітектуру гібридної системи екологічного моніторингу, яка базується на мультимодальному підході – інтеграції візуального аналізу супутникових даних за допомогою Vision Transformers та семантичного аналізу текстових даних за допомогою RAG. Це дозволяє перейти від простої фіксації екологічних змін до їх автоматизованої інтерпретації та пояснення.

Обґрунтовано доцільність використання Vision Transformer (ViT) для моніторингу внутрішніх вод України. Показано, що механізм глобальної уваги (Self-Attention) є більш ефективним за локальні згортки CNN для задач сегментації протяжних річкових об'єктів та детекції змін у складних ландшафтних умовах (наприклад, при осушенні Каховського водосховища), забезпечуючи кращу збереженість топологічної структури гідромережі.

#### Методологічне або загальнонаукове значення.

Методологічне значення роботи полягає у формуванні нового підходу до побудови інформаційно-аналітичних систем в екології, який базується на принципах Data-Driven Science (науки, що керується даними). Запропонована архітектура є універсальною і може бути масштабована для моніторингу інших компонентів довкілля (лісів, ґрунтів, атмосферного повітря) або адаптована для інших географічних регіонів.

Загальнонаукове значення полягає у поглибленні розуміння можливостей трансформерних нейромереж для обробки геопросторових даних. Дослідження робить внесок у розвиток теорії «Explainable AI» (пояснюваного штучного інтелекту) у застосуванні до наук про Землю, демонструючи шляхи підвищення довіри користувачів до результатів роботи автоматизованих систем через механізми верифікації джерел. Крім того, робота сприяє стандартизації методів оцінки екологічних збитків від воєнних дій, пропонуючи об'єктивні цифрові інструменти замість суб'єктивних експертних оцінок.

**Викладення основного матеріалу.** Оскільки система знаходиться на етапі проектування, основний матеріал статті присвячено обґрунтуванню вибору технологій, опису архітектури та моделюванню сценаріїв її використання. Запропонована система складається з трьох взаємопов'язаних модулів: модуля збору та попередньої обробки даних (Data Ingestion), модуля інтелектуального аналізу зображень (Vision

Intelligence) та модуля семантичної інтерпретації (Semantic Intelligence).

Фундаментом системи є дані дистанційного зондування Землі. Основним джерелом обрано супутники Sentinel-2A/2B європейської програми Copernicus. Вибір зумовлений оптимальним балансом характеристик для моніторингу внутрішніх вод.

На відміну від Landsat (періодичність 16 днів), угруповання з двох супутників Sentinel-2 забезпечує періодичність зйомки 5 діб на екваторі і 2–3 доби у широтах України, що є критичним для фіксації швидкоплинних процесів (паводки, розливи нафтопродуктів). Мультиспектральний інструмент (MSI) має 13 спектральних каналів [6]. Для моніторингу води критично важливими є:

- Видимий діапазон (VIS) – B2 (Blue, 490 нм), B3 (Green, 560 нм), B4 (Red, 665 нм) – роздільна здатність 10 м. Використовуються для оцінки прозорості та кольоровості води.
- Червоний край (Red Edge) – B5 (705 нм), B6 (740 нм), B7 (783 нм) – роздільна здатність 20 м. Унікальна особливість Sentinel-2, відсутня у Landsat-8. Цей діапазон є чутливим до флуоресценції хлорофілу, що дозволяє точно детектувати цвітіння водоростей [6].
- Ближній інфрачервоний (NIR) – B8 (842 нм) – 10 м. Використовується для чіткого виділення меж води та суші (вода поглинає NIR, рослинність відбиває).

Система автоматично розраховує набір індексів, які слугують вхідними ознаками (features) для нейромережі.

Нормалізований диференційний індекс хлорофілу (NDCI). Призначений для оцінки біопродуктивності водойм. Висока концентрація хлорофілу викликає пік відбиття біля 700 нм [7].

Формула розрахунку NDCI має вигляд:

$$NDCI = \frac{R_{rs}(705) - R_{rs}(665)}{R_{rs}(705) + R_{rs}(665)}, \quad (1)$$

де  $R_{rs}(705)$  – коефіцієнт спектральної яскравості (Remote Sensing Reflectance) на довжині хвилі 705 нм. У Sentinel-2 це відповідає каналу Band 5 (Red Edge 1);

$R_{rs}(665)$  – коефіцієнт спектральної яскравості на довжині хвилі 665 нм. У Sentinel-2 це відповідає каналу Band 4 (Red).

Хлорофіл має пік поглинання в районі 665 нм (що знижує відбиття в каналі B4) та пік розсіювання (флуоресценції) в районі 700–710 нм (що підвищує відбиття в каналі B5). Нормалізована різниця дозволяє нівелювати вплив атмосфери та зміни освітленості, виділяючи саме біологічний сигнал. Значення NDCI корелюють з концентрацією хлорофілу – вищі значення вказують на інтенсивніше цвітіння води.

Каламутність води, спричинена наявністю завислих твердих частинок (мул, пісок, детрит), є іншим



критичним параметром, особливо в контексті оцінки наслідків паводків або руйнування ГЕС.

Формула розрахунку NDTI має вигляд:

$$NDTI = \frac{R_{Red} - R_{Green}}{R_{Red} + R_{Green}} \tag{2}$$

Для сенсора Sentinel-2 (MSI) формула адаптується наступним чином:

$$NDTI = \frac{B4 - B3}{B4 + B3} \tag{3}$$

де B4 – канал червоного спектра (Red – 665 нм);

B5 – канал червоного спектра (Green – 665 нм).

У чистій воді світло зеленого діапазону проникає глибше і розсіюється краще, ніж червоне, яке швидко поглинається. Тому для чистої води  $R_{Green} > R_{Red}$ , і NDTI набуває від’ємних значень. При збільшенні концентрації завислих речовин посилюється розсіювання в червоній області спектра, і  $R_{Red}$  починає зростати швидше за  $R_{Green}$ , зміщуючи значення індексу в позитивну сторону [8]. Це дозволяє відстежувати шлейфи забруднення та переміщення осадових мас.

У Таблиці 1 наведено зведені характеристики каналів Sentinel-2, що використовуються в розробленій методології. Важливо зазначити, що для коректного розрахунку індексів необхідно проводити атмосферну корекцію (перехід від рівня L1C Top-of-Atmosphere до L2A Bottom-of-Atmosphere), що здійснюється за допомогою алгоритму Sen2Cor або аналогів.

Застосування каналу B5 (Red Edge) вимагає попередньої процедури ресемплінгу (зміни розмірності) до 10 м, щоб відповідати роздільній здатності каналу B4. Це здійснюється методами білінійної інтерполяції або найближчого сусіда на етапі попередньої обробки даних.

Традиційні підходи до аналізу супутникових знімків базувалися на попиксельній класифікації або використанні згорткових нейронних мереж (CNN). Однак CNN мають обмежене рецептивне поле

(receptive field), що ускладнює врахування глобального контексту – наприклад, розпізнавання річки та схожого за спектром затопленого кар’єру, що знаходяться в різних частинах знімка. Для подолання цього обмеження у дослідженні застосовано архітектуру Vision Transformer (ViT).

Архітектура ViT, вперше представлена Dosovitskiy et al. (2021), базується на механізмі само уваги (Self-Attention), який дозволяє моделі аналізувати взаємозв’язки між усіма частинами зображення одночасно, незалежно від відстані між ними. Це критично важливо для гідрологічного аналізу, де стан водної поверхні в одній точці (наприклад, дамба) впливає на стан об’єктів за десятки кілометрів (наприклад, заплава) [9].

Зображення  $x \in R^{H \times W \times C}$  розбивається на послідовність патчів (фрагментів) фіксованого розміру (наприклад, 16 на 16 пікселів) [10]. Кожен патч лінеаризується у вектор і проходить через процедуру «embedding», отримуючи позиційне кодування, щоб модель знала його розташування в оригінальному зображенні.

Основою ViT є обчислення матриці уваги. Для кожного вхідного вектора (патча) формуються три вектори: Запит (Query – Q), Ключ (Key – K) та Значення (Value – V). Ці вектори отримуються шляхом множення вхідного вектора X на відповідні навчані матриці ваг  $W_Q, W_K, W_V$ .

Функція уваги обчислюється за формулою Scaled Dot-Product Attention:

$$Attention(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V, \tag{4}$$

де  $QK^T$  – скалярний добуток запитів на ключі, що визначає ступінь подібності (важливості) одного патча для іншого;

$d_k$  – розмірність векторів ключів. Ділення на  $\sqrt{d_k}$  необхідне для стабілізації градієнтів при навчанні, оскільки при великих розмірностях скалярний

Таблиця 1

**Характеристика спектральних каналів Sentinel-2 MSI, що використовуються для розрахунку екологічних індексів**

Канал Sentinel-2	Центральна довжина хвилі (нм)	Просторова роздільна здатність (м)	Призначення в моделі	Фізичний процес
Band 3 (Green)	560	10	Розрахунок NDTI	Максимум пропускання чистої води
Band 4 (Red)	665	10	Розрахунок NDCI та NDTI	Максимум поглинання хлорофілом
Band 5 (Red Edge)	705	20	Розрахунок NDCI	Пік відбиття вегетації/ водоростей
Band 8 (NIR)	842	10	Маскування води (NDWI)	Повне поглинання водою
Band 11 (SWIR)	1610	20	Видалення хмар/снігу	Розрізнення фазового стану води

добуток може досягати великих значень, заганяючи функцію softmax у зону з майже нульовим градієнтом;

softmax – функція активації, яка перетворює отримані значення у розподіл ймовірностей (сума ваг дорівнює 1);

$V$  – вектори значень, які зважуються отриманими ймовірностями для формування виходу шару.

У запропонованій системі використовується механізм багатоголової уваги (Multi-Head Attention – MSA), який дозволяє моделі фокусуватися на різних аспектах зображення паралельно (наприклад, одна «голова» уваги відстежує межі водойм, інша – текстуру каламутності).

$$MSA(Q, K, V) = \text{Concat}(head_1, \dots, head_n)W^O, \quad (5)$$

де кожна  $head_i = \text{Attention}(QW_i^Q, KW_i^K, VW_i^V)$ .

Для задач екологічного моніторингу використовується модифікована архітектура, що нагадує U-Net, але де роль енкодера виконує ВіТ. Енкодер витягує глобальні ознаки з супутникового зображення, а декодер відновлює просторову роздільну здатність для генерації маски сегментації (класи: Вода, Суша, Хмари, Vegetація). Експериментальні дослідження 2024–2025 років показують, що такі гібридні моделі демонструють на 9–15 % вищу точність у задачах детекції повеней порівняно з класичними CNN, особливо в умовах складного ландшафту.

Для інтеграції моделі у програмний комплекс використовується формат ONNX (Open Neural Network Exchange), що дозволяє запускати навчену модель у середовищі.NET за допомогою бібліотеки Microsoft ML.OnnxRuntime. Це забезпечує високу швидкість обробки (inference) та кросплатформеність.

Ключовою проблемою використання штучного інтелекту в науці є схильність генеративних моделей (LLM, таких як GPT-4) до конфабуляцій або галюцинацій – впевненого продукування неправдивих фактів. У екологічному моніторингу, де ціна помилки може вимірюватися здоров'ям населення, і це неприпустимо. Для вирішення цієї проблеми застосовується методологія Retrieval-Augmented Generation (RAG).

RAG розділяє знання моделі на дві частини:

1. Параметрична пам'ять – ваги самої нейромережі, отримані під час попереднього навчання (розуміння мови, логіка, загальні знання).

2. Непараметрична пам'ять – зовнішня база знань, яка містить актуальні, верифіковані дані (нау-

кові статті, звіти моніторингу, значення спектральних індексів за конкретну дату) [11].

Процес генерації звіту відбувається у 3 етапи.

Векторизація даних (Embedding) – текстові дані (звіти) та числові дані (значення NDCI/NDTI) перетворюються на багатовимірні вектори за допомогою моделей ебмедінгу (наприклад, text-embedding-3-small). Вектори зберігаються у спеціалізованій векторній базі даних (Milvus, Pinecone, qDrant).

Пошук (Retrieval) – запит користувача (наприклад, «Який стан води біля Нікополя?») також векторизується. Система шукає у базі даних вектори, що є математично найближчими до вектора запиту.

Генерація (Generation) – знайдені фрагменти інформації (контекст) додаються до промпту (інструкції) для LLM. Модель отримує завдання сформулювати відповідь виключно на основі наданого контексту.

**Головні висновки та перспективи використання результатів дослідження.** Традиційні методи моніторингу не здатні забезпечити адекватну оцінку екологічного стану водних ресурсів України в умовах воєнного часу та масштабних техногенних катастроф. Дистанційне зондування Землі є єдиною життєздатною альтернативою для масштабного та безпечного контролю.

Запропонована концепція системи, що поєднує глибоке навчання (Vision Transformers) та семантичний пошук (RAG), дозволяє вирішити ключову проблему сучасної екоінформатики – перетворення «великих даних» на верифіковані знання. ВіТ забезпечує точність візуального розпізнавання, недосяжну для класичних методів, а RAG гарантує фактологічну обґрунтованість висновків.

Теоретичні розрахунки та аналіз аналогічних досліджень дозволяють прогнозувати, що використання ВіТ підвищить точність сегментації водних об'єктів на 10–15 % порівняно з існуючими CNN-аналогами, а застосування RAG скоротить час на підготовку аналітичних звітів з днів до хвилин.

Архітектурний підхід «ВіТ + RAG» є універсальним. Він може бути адаптований для моніторингу лісових пожеж (аналіз термоточок + прогнозування поширення вогню), оцінки деградації ґрунтів (спектральний аналіз + агрохімічні звіти) або контролю за несанкціонованими сміттєзвалищами. Розробка може стати внеском України в загальноєвропейську систему екологічної безпеки Green Deal, демонструючи високий технологічний потенціал вітчизняної науки.

### Література

1. Екологічні наслідки руйнування Каховської греблі під час війни в Україні. URL: <https://www.nas.gov.ua/news/kahovska-katastrofa-matime-viddalen-ekologichni-naslidki>
2. Затоплені екосистеми, оголені ґрунти: як підбив Каховської ГЕС змінив український південь. URL: <https://ranok-portal.com.ua/publikatsii/zatopleni-ekosystemy-ogoleni-grunty-yak-pidryv-kahovskoyi-ges-zminyuv-ukrayinskyj-pivden/>
3. Policy and technical brief on use of Earth observations to assess ecosystems damage in Ukraine. UNECE. 2024. URL: <https://unece.org/sites/default/files/2024-05/Policy%20and%20technical%20brief%20on%20use%20of%20Earth%20observations%20to%20assess%20ecosystems%20damage%20in%20Ukraine.pdf>

4. Mishra S., Mishra D. R. Normalized difference chlorophyll index: A novel model for remote estimation of chlorophyll-a concentration in turbid productive waters. *Remote Sensing of Environment*. 2012. Vol. 117. P. 394–406. DOI: 10.1016/j.rse.2011.10.016
5. Lacaux J. P., Tourre Y. M., Vignolles C. et al. Classification of ponds from high-spatial resolution remote sensing: Application to Rift Valley Fever epidemics in Senegal. *Remote Sensing of Environment*. 2007. Vol. 106, Iss. 1. P. 66–74.
6. Sentinel-2 use case: Algal blooms. Digital Earth Africa Sandbox. URL: [https://docs.digitalearthafrika.org/en/latest/sandbox/notebooks/Real\\_world\\_examples/Chlorophyll\\_monitoring.html](https://docs.digitalearthafrika.org/en/latest/sandbox/notebooks/Real_world_examples/Chlorophyll_monitoring.html)
7. Normalized Difference Chlorophyll Index (NDCI). Sentinel Hub Custom Scripts. URL: <https://custom-scripts.sentinel-hub.com/custom-scripts/sentinel-2/ndci/>
8. Bid S., Siddique G. Identification of seasonal variation of water turbidity using NDTI method in Panchet Hill Dam, India. *Modeling Earth Systems and Environment*. 2019. Vol. 5. P. 1179–1200. DOI: 10.1007/s40808-019-00609-8
9. Attention for Vision Transformers Explained. *Towards Data Science*. URL: <https://towardsdatascience.com/attention-for-vision-transformers-explained-70f83984c673/>
10. Dosovitskiy A., Beyer L., Kolesnikov A. et al. An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale. *ICLR*. 2021. URL: <https://arxiv.org/abs/2010.11929>
11. Lewis P., Perez E., Piktus A. et al. Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*. 2020. Vol. 33. P. 9459–9474. URL: <https://arxiv.org/abs/2005.11401>

Дата першого надходження рукопису до видання: 26.11.2025

Дата прийнятого до друку рукопису після рецензування: 15.12.2025

Дата публікації: 31.12.2025