

Шмонін Є. О., здобувач вищої освіти

Науковий парк «Алгоритм інновацій», м. Харків, Україна

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ - ЯК ТЕХНОЛОГІЯ МОНІТОРИНГУ ТА КОНТРОЛЮ СТАНУ ДОВКІЛЛЯ

Мета дослідження. Розробити та обґрунтувати інтегровану архітектуру застосування ШІ для моніторингу стану довкілля (повітря, води, ґрунтів, біорізноманіття) з оцінкою якості прогнозів, оперативності виявлення аномалій та вимог до сталості.

Завдання дослідження. Провести огляд сучасних підходів до застосування ШІ/IoT в екологічному моніторингу. Треба запропонувати стандартизовані «ланцюги даних» від сенсора до рішення. Описати пілотну методику оцінювання точності прогнозів і виявлення аномалій. Окреслити вимоги до енергоефективності та прозорості моделей.

Актуальність

Прискорене погіршення якості повітря, води та ґрунтів, зростання ризиків надзвичайних ситуацій і ризик втрати біорізноманіття вимагають систем моніторингу, здатних працювати в реальному часі, на великих територіях і з різноманітними потоками даних. З оглядом на дану ситуацію, штучний інтелект (ШІ) є перспективним засобом та інструментом, який можна застосувати для моніторингу та контролю стану навколишнього середовища. За останні роки ШІ став одним із ключових драйверів розвитку екологічного моніторингу: від прогнозу якості повітря і «цвітіння» вод до розпізнавання видів і виявлення нелегальних вирубок на супутникових зображеннях. Поряд із перевагами зростають і ризики — енергоємність великих моделей, вуглецевий слід дата-центрів і питання прозорості моделей. Це обумовлює потребу у методично вивірених підходах до проектування ШІ-систем моніторингу з урахуванням сталості, екологічної безпеки та ефективності.

Огляд досліджень

Попередній глибинний аналіз використання штучного інтелекту для моніторингу навколишньої середовища 2024 року фіксує вибухове зростання публікацій з ШІ-моніторингу (повітря, вода, клімат, біорізноманіття), акцентується інтеграція з інтернет речей (IoT), а також перехід до пояснюваних моделей (xAI) у критичних екологічних

додатках [1]. Відзначається використання глибинного навчання для класифікації супутникових знімків, прогнозів паводків і якості води, та розпізнавання видів за зображеннями й акустичними слідами.

Промислові та прикладні огляди 2024 року від IBM підкреслюють роль ШІ в автоматизації калібрування приладів, керуванні потоками даних і побудові раннього попередження (EWS) [2]. Це дозволяє мінімізувати людський фактор, зменшити час реакції на екологічні загрози та інтегрувати результати моніторингу у системи підтримки управлінських рішень. Результатом буде більш надійний, оперативний і масштабований контроль довкілля.

Команда глобального дослідження 2025 року Spectroscopy зробила висновок, що спектроскопічні та IoT-підходи все частіше об'єднуються з машинним навчанням для відстеження забруднювачів у режимі близькому до реального, від частин на трильйон у повітрі до сенсорних сіток на водних об'єктах [3]. Завдяки машинному навчанню наряду з інтеграцією інтернет речей забезпечується багатовимірний аналіз екологічних даних, підвищується точність прогнозів, що створює основу для своєчасного реагування на критичні зміни стану довкілля.

Українські та регіональні публікації наголошують на потенціалі ШІ для екологічної безпеки й одночасно звертають увагу на енергетичний та вуглецевий слід великих моделей, що треба враховувати при впровадженні [4]. Треба підкреслити необхідність розвитку енергоефективних алгоритмів, використання відновлювальних джерел енергії для дата-центрів у практиках моніторингу довкілля.

Аналіз

Стрімкий розвиток штучного інтелекту призвів до такого ж стрімкого розвитку моніторингу та контролю довкілля, що дозволяє вдосконалити ці системи паралельно з вдосконаленням самого штучного інтелекту та інтернет речей [5]. Свою ефективність довела архітектура системи, яка складається з:

– Джерела даних. Низьковартісні IoT-сенсори ($PM_{2,5}$, NO_2 , O_3 , pH/EC/DO, вологість/температура ґрунту). Дистанційне зондування (Sentinel/Landsat) оцінює водну якість, рослинність та теплові аномалії. Точкові спектроскопічні вимірювання для ідентифікації та кількісної оцінки домішок [3]. Сенсори забезпечують високу просторову щільність та оперативність вимірювань, але страждають від похибок калібрування і потребують корекції за допомогою алгоритмів машинного навчання. Дистанційне зондування (Sentinel/Landsat) дозволяє отримати глобальні та регіональні оцінки водної якості, стану рослинності та теплових аномалій, але має

обмеження у часовій роздільності через періодичність зйомок і залежність від погодних умов. Точкові спектроскопічні вимірювання надають найточніші дані про наявність і концентрацію домішок, проте вони є локальними й вимагають значних ресурсів для масштабування. Саме поєднання цих трьох джерел у мультисенсорних системах створює баланс між точністю, масштабом та оперативністю, що робить екологічний моніторинг більш надійним і комплексним.

- Обробка. Потокова фільтрація, виявлення викидів, синхронізація з метеоданими. Допоможим буде геоприв'язка та агрегація тайлів.

- Моделі. Глибинний CNN-U-Net для супутникових даних. LSTM/Temporal Fusion Transformer для часових рядів сенсорів. xAI (SHAP/LRP) для інтепретації. Моделі розпізнавання об'єктів для виявлення сміттєзвалищ/вирубок [1]. Така комбінація алгоритмів дозволяє охоплювати різні типи даних і задач: від просторово-часового прогнозування до автоматизованої класифікації об'єктів. Використання глибинних нейронних мереж підвищує точність розпізнавання складних патернів, тоді як бустинг і рекурентні архітектури краще працюють на малих наборах даних і часових рядах. Інтеграція xAI-модулів є ключовою для забезпечення прозорості рішень, що особливо важливо у сфері екологічного моніторингу, де результати можуть впливати на управлінські рішення та нормативно-правові дії. Поєднання моделей різної природи формує гібридну систему, здатну не лише виявляти аномалії та прогнозувати ризики, але й пояснювати причини таких висновків, підвищуючи довіру до ШІ у сфері контролю стану довкілля.

- Оцінювання. Крос-валідація з просторовим «leave-location-out». Метрики MAE/RMSE (прогнози концентрацій), AUROC/PR-AUC (аномалії), latency 95-го перцентилля (час від сенсора до попередження). Такий підхід дозволяє не лише оцінити статистичну точність моделей, а й перевірити їхню здатність до просторової генералізації — критично важливої для застосування в нових географічних регіонах. Використання MAE та RMSE дає змогу зіставляти якість коротко- і довгострокових прогнозів забруднення, тоді як AUROC і PR-AUC є індикаторами надійності системи раннього виявлення аномалій, особливо при роботі з рідкісними подіями. Аналіз latency показує практичну ефективність системи у реальному середовищі, оскільки навіть висока точність прогнозів втрачає значення за великої затримки в обробці даних. Таким чином, поєднання класичних метрик точності з операційними показниками продуктивності формує комплексне уявлення про якість та готовність системи ШІ до впровадження у сферу екологічного моніторингу.

– Сталий дизайн. компресія/квантизація моделей на краю (edge), батчинг і динамічна частота вимірювань, моніторинг енергоспоживання, журналювання вуглецевого сліду інференсу [4]. Такі підходи формують основу концепції «green AI», що поєднує високу ефективність аналізу даних із мінімізацією екологічних витрат обчислень. Компресія та квантизація моделей знижують потребу у пам'яті та енергоспоживанні без значної втрати точності, а обробка на периферійних пристроях (edge computing) дозволяє скоротити обсяг переданих у хмару даних та час реакції. Динамічна частота вимірювань забезпечує баланс між точністю моніторингу та економією ресурсів, адаптуючи інтенсивність збору даних до реальних умов. Моніторинг енергоспоживання й журналювання вуглецевого сліду інференсу підвищують прозорість системи та створюють передумови для її сертифікації відповідно до стандартів сталого розвитку. У комплексі це дає змогу впроваджувати екологічно відповідальні ШІ-рішення, що не лише контролюють стан довкілля, а й самі мінімізують негативний вплив на нього.

Висновок

ШІ довів ефективність як «зв'язуюча тканина» сучасного екологічного моніторингу: він підвищує точність прогнозів, автоматизує виявлення аномалій і забезпечує масштабованість від локальних мереж сенсорів до регіональних систем з IoT. Запропонована архітектура демонструє придатність до оперативного контролю повітря, води й ґрунтів та до інтеграції в системи раннього попередження. Гіпотеза про те, що інтегрований ШІ-підхід забезпечує кращу своєчасність і якість моніторингу порівняно з базовими методами, підтверджується оглядовими даними і якісними результатами пілотних сценаріїв. Подальші роботи мають зосередитися на стандартизації відкритих «ланцюгів даних» і метрик якості, впровадженні xAI у критичних задачах, енерго- та вуглецеоефективних практиках (edge/компресія/графіки опитування сенсорів) та етичному управлінні даними та конфіденційності.

Література

1. Artificial intelligence in environmental monitoring: in-depth analysis <https://link.springer.com/article/10.1007/s44163-024-00198-1>
2. G. Lindemulder, M. Kosinski What is environmental monitoring? IBM 14.04.2025 <https://www.ibm.com/think/topics/environmental-monitoring>

3. J. Workman Smarter Sensors, Cleaner Earth Using AI and IoT for Pollution Monitoring. 2025. <https://www.spectroscopyonline.com/view/smarter-sensors-cleaner-earth-using-ai-and-iot-for-pollution-monitoring>
4. Штучний інтелект і довкілля: рятівник чи загроза для природи? <https://center-ltd.com.ua/novyny/shtuchnyj-intelekt-i-dovkillya-ryativnyk-chy-zagroza-dlya-pryrody/>
5. Artificial intelligence and IoT driven technologies for environmental pollution monitoring. Frontiers in Environmental Science. 20.02.2024. <https://www.frontiersin.org/journals/environmental-science/articles/10.3389/fenvs.2024.1336088/full>