

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2026-361-73>
УДК 004.9:528.8:004.85:004.89

ЛИТВИНОВ ЄГОР

Український державний університет науки і технологій
<https://orcid.org/0009-0004-0153-2655>
e-mail: ihor.litvinov@gmail.com

ГНАТУШЕНКО ВІКТОРІЯ

Український державний університет науки і технологій
<https://orcid.org/0000-0001-5304-4144>
e-mail: vyitagnat@gmail.com

УДОВИК ІРИНА

Національний технічний університет "Дніпровська Політехніка"
<https://orcid.org/0000-0002-5190-841X>
e-mail: udovyk.i.m@nmu.one

ВИЯВЛЕННЯ НЕЛЕГАЛЬНИХ СМІТТЄЗВАЛИЩ НА СУПУТНИКОВИХ ЗОБРАЖЕННЯХ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ МУЛЬТИАГЕНТНОГО ПОДХОДУ

У статті представлено розширену модель масиву ознак (feature array), призначену для автоматизованого виявлення нелегальних сміттєзвалищ на мультиспектральних аерокосмічних знімках. Запропонований метод ґрунтується на мультиагентній архітектурі, у якій кожен агент-детектор виділяє окремий спектральний, текстурний або контекстуальний індикатор, формуючи структуроване подання «екосистеми» сміттєзвалища. Масив ознак включає десять ключових компонентів, що відображають інфраструктурні, екологічні та фізико-хімічні характеристики полігонів, забезпечуючи повністю інтерпретоване та прозоре прийняття рішень без необхідності застосування складних стохастичних граматики чи ручних правил.

Незалежні YOLO-агенти виконують виявлення сміттєвих куп, дорожніх сегментів та промислових об'єктів. Їх результати об'єднуються за допомогою ймовірного механізму агрегації, який враховує просторову узгодженість, контекстуальні докази та ваги достовірності, отримані з даних дистанційного зондування. Така інтеграція істотно підвищує стійкість до шуму, забезпечує стабільну роботу зі знімками середньої роздільної здатності та робить увесь ланцюг логічних міркувань відтворюваним завдяки явному відображенню внеску кожної ознаки.

Запропонований підхід було оцінено на незалежній тестовій сцені поблизу Таромського (Україна) та підтверджено польовою перевіркою, що підтвердило практичну надійність мультиагентного конвеєра. Спільна агрегація гетерогенних детекцій підвищила впевненість у основному сміттєвому кластері та зменшила кількість хибних спрацьовувань, а структурований масив ознак дозволив детально відтворити логіку системи для експертного аналізу. Запропонований метод може бути розширений для масштабного екологічного моніторингу, раннього виявлення нових осередків накопичення відходів та ідентифікації інших видів антропогенних порушень на основі додаткових спектральних або теплових показників.

Ключові слова: сміттєзвалище; масив ознак; дистанційне зондування; агентна архітектура; аерокосмічні знімки.

LYTVYNOV YEHOR, HNATUSHENKO VIKTORIYA

Ukrainian State University of Science and Technologies

UDOVYK IRYNA

Dnipro University of Technology

DETECTION OF ILLEGAL LANDFILLS ON SATELLITE IMAGERY USING A MULTI-AGENT FRAMEWORK

This paper presents an extended feature-array model designed for automated detection of illegal landfills in multispectral aerospace imagery. The method relies on a multi-agent architecture in which each detector agent isolates a specific spectral, textural, or contextual indicator, collectively forming a structured representation of the landfill ecosystem. The feature array consists of ten core components that capture infrastructural, environmental, and physicochemical characteristics of landfill sites, ensuring fully interpretable and transparent decision-making without the need for complex stochastic grammars or manually crafted rule sets.

Independent YOLO-based agents are responsible for detecting waste piles, road segments, and nearby industrial facilities. Their outputs are subsequently merged through a probabilistic aggregation mechanism that incorporates spatial consistency, context-aware evidence, and confidence weighting derived from remote sensing data. This integration significantly improves robustness to noise, enables stable operation on medium-resolution imagery, and makes every reasoning step traceable by explicitly revealing the contribution of each feature to the final classification.

The approach was evaluated on an independent test scene near Taromske, Ukraine, and validated through field inspection, confirming the practical reliability of the multi-agent pipeline. Joint aggregation of heterogeneous detections increased confidence in the primary landfill cluster and reduced false positives, while the structured feature array made it possible to reconstruct the full decision path for expert analysis. The proposed system can be further extended to large-scale environmental monitoring, early identification of emerging waste sites, and detection of broader anthropogenic surface disturbances using additional spectral or thermal indicators.

Keywords: landfill; feature array; remote sensing; multi-agent architecture; aerospace imagery.

Стаття надійшла до редакції / Received 13.12.2025
Прийнята до друку / Accepted 11.01.2026
Опубліковано / Published 29.01.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© Литвинов Єгор, Гнатушенко Вікторія, Удовик Ірина

Постановка проблеми у загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Неконтрольовані сміттєзвалища залишаються одним із найбільш гострих екологічних викликів: за оцінками Світового банку щорічно утворюється понад дві мільярди тонн твердих побутових відходів, і ця цифра невпинно зростає.

Оперативне виявлення та моніторинг полігонів на великих територіях можливе лише завдяки даним дистанційного зондування Землі, проте «класичні» підходи на базі глибоких згорткових мереж вимагають знімків високої просторової роздільної здатності, що істотно здорожчує процес та обмежує його застосовність. Крім того, такі моделі залишаються «чорним ящиком», ускладнюючи верифікацію результатів і прийняття регуляторних рішень.

Навіть за достатньої кількості даних їх точність різко знижується на знімках середньої роздільної здатності, а відсутність формалізованого опису просторово-логічних взаємозв'язків між ключовими ознаками сміттєзвалища зменшує стійкість суто піксельних класифікаторів.

Отже, актуальною є розробка підходу, здатного ефективно працювати зі знімками середньої роздільної здатності, інтегрувати різноманітні спектральні, текстурні та контекстуальні індикатори й забезпечувати прозорість та пояснюваність результатів для екологічних служб.

Аналіз досліджень та публікацій

Упродовж 2022-2025 рр. з'явилася низка праць, що істотно змінили підходи до автоматизованого виявлення сміттєзвалищ на основі даних дистанційного зондування Землі. Узагальнююче оглядове дослідження у Waste Management (2024) систематизує понад 120 статей і фіксує два головні тренди: перехід від ручного візуального огляду до конвеєрів глибокого навчання та зміщення від надвисокої до середньої просторової роздільної здатності (Sentinel-2, Landsat-8) задля здешевлення моніторингу [1].

Серед моделей сімейства CNN особливу увагу привернула **CascadeDumpNet** (Remote Sensing of Environment, 2024), що інтегрує AutoML-пошук і каскад гібридних блоків та демонструє 91 % F-мірки на знімках із GSD = 0,3 м [2]. На глобальному рівні карта нелегальних полігонів, створена на основі >1,2 млн знімків, уперше виявила статистично значущу кореляцію між просторовим розподілом відходів та соціально-економічними факторами [3].

Дослідження спектральних індикаторів підтверджують, що середнє зниження NDVI навколо полігонів сягає 20-25 % [4], а навчальні набори Sentinel-2/NDVI суттєво підвищують міжрегіональну переносимість моделей. Семантична сегментація полігонів у межах воркшопу **PML4DC@ICLR 2022** показала, що навіть при обмежених даних CNN-архітектури можуть досягати 0,86 IoU [5]. Проблему дрібних об'єктів (< 50 пікселів) окреслює тематичний огляд Remote Sensing (2025), наголошуючи на необхідності залучення контекстних ознак [6].

Низка праць переглядає спектр цільових проявів сміттєзвалищ: від термальних аномалій до метанових шлейфів. Так, модель **PRISMethaNet** автоматизує виявлення CH₄ на даних гіперспектрального супутника PRISMA й відкриває шлях до комплексного моніторингу токсичних викидів [7].

Паралельно зростає інтерес до пояснюваності. Методики Grad-CAM/LIME застосовують для візуалізації «гарячих» зон моделі, однак автори відзначають зниження точності на 3–5 п. п. [9]. Для подолання «ефекту чорної скриньки» дедалі частіше звертаються до формальних граматики та графових моделей; фундамент заклали Zhu і Mumford, які показали потенціал стохастичних граматики у комп'ютерному баченні [8].

На практичному рівні міжнародні ініціативи підтверджують прикладну цінність цих підходів: пілот UNDP (2025) у Гватемалі інтегрував dumpsite-класифікатор зі спільнотним картуванням і скоротив час інвентаризації полігонів у 4 рази [10].

Таким чином, попри значний поступ CNN-моделей, залишаються нерозв'язаними питання пояснюваності, стійкості до втрати окремих ознак та роботи з даними середньої роздільної здатності. Запропонована в цьому дослідженні стохастична граматика спрямована на подолання цих викликів шляхом формалізованого об'єднання гетерогенних індикаторів у прозору ймовірнісну модель.

Формулювання цілей статті

Мета статті - розробити та експериментально обґрунтувати стохастичну контекстно-вільну граматику, яка забезпечує пояснюване ймовірнісне виявлення та типізацію сміттєзвалищ на мультиспектральних аерокосмічних знімках середньої просторової роздільної здатності.

Виклад основного матеріалу

Стан довкілля та зростання кількості стихійних сміттєзвалищ формують запит на ефективні автоматизовані методи екологічного моніторингу. Одним із перспективних напрямів є використання супутникових та БПЛА-знімків, що забезпечують охоплення великих територій із достатньою частотою оновлення. Поєднання дистанційного зондування Землі з технологіями комп'ютерного зору та машинного навчання формує основу інтелектуальних систем для автоматичного виявлення та картографування сміттєзвалищ. Формальні моделі — зокрема граматики або масиви ознак — дозволяють структурувати контекст та забезпечують інтерпретованість результатів.

Дані супутникової зйомки надходять до архіву, фрагментуються на тайли й передаються до системи задач, де програмний модуль виконує розпізнавання. Результати зберігаються для подальшої візуалізації й аналізу. Методи ДЗЗ у поєднанні з ML активно застосовуються у моніторингу забруднень та поведженні з

відходами, зокрема в рамках концепції «розумного міста» для автоматизованого виявлення полігонів та оптимізації логістики [11].

Для розпізнавання сміттєзвалищ використовуються класичні алгоритми комп'ютерного зору [12], а також аналіз спектральних і теплових характеристик. Мультиспектральні знімки дозволяють визначати матеріали — метали [13], органічні речовини [14], будівельні відходи; тепловізійні та гіперспектральні дані — фіксувати, зокрема, метанові викиди [15]. Додаткові дослідження підтверджують ефективність глибинних моделей сегментації для картування земного покриття (Sentinel-2) [16], а також можливість підвищення якості розпізнавання шляхом аугментації навчальних вибірок за умов обмежених даних [17].

Основним обмеженням залишається доступ до високоякісних зображень — їхня вартість, законодавчі обмеження на використання БПЛА або нестача спектральних каналів. Тому актуальним є використання моделей, здатних працювати з даними нижчої якості, у тому числі за рахунок контекстуального аналізу та граматичних структур. Розглядаючи сміттєзвалище як «екосистему» з характерними ознаками (під'їзні шляхи, відсутність рослинності, промислові об'єкти, димові шлейфи), можна суттєво підвищити точність розпізнавання.

Багатокомпонентна система, що складається з незалежних агентів — дорожнього детектора, виявлення промислових об'єктів, змін рослинності, теплових аномалій тощо — забезпечує стійкість до шуму й підвищує узагальнюючу здатність моделі. Агрегування результатів дозволяє отримати інтегральну оцінку ймовірності наявності сміттєзвалища навіть за умов неповних або неоднорідних даних.

Таким чином загальна архітектура є множиною агентів. Її загальна схема наведена на рис. 1

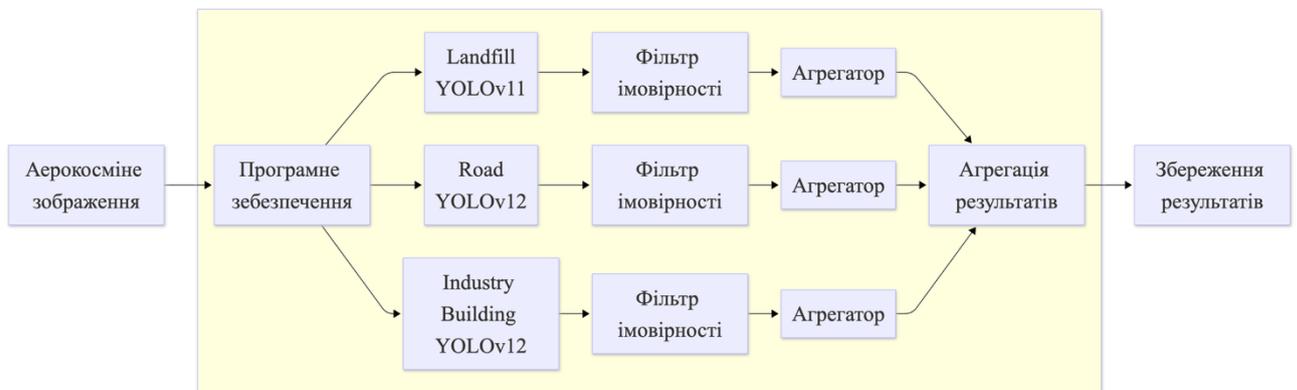


Рис. 1. Загальна схема системи моніторингу сміттєзвалищ на основі агентної архітектури

Програмний продукт, центральний компонент системи, вибирає задачі з черги та надсилає їх до кількох незалежних сервісів аналізу (сегментація, класифікація, контекстна перевірка). Кожен сервіс обробляє зображення та передає свої результати до результуючого модуля, який об'єднує їх і формує підсумковий висновок щодо наявності сміттєзвалища. Після цього дані надходять до системи збереження для подальшої візуалізації чи аналітики.

Ключовим елементом архітектури є результуючий сервіс, що інтегрує висновки окремих агентів, які розпізнають складові сміттєзвалищної екосистеми. На цьому етапі доцільно використовувати масив ознак, який описує сміттєзвалище як впорядковану сукупність структурних і контекстних елементів. Такий підхід забезпечує інтерпретованість, дозволяє класифікувати сміттєзвалища за типом і станом та підвищує прозорість і масштабованість системи у задачах екологічного моніторингу [18].

Додатково, інтеграційний механізм може враховувати не лише наявність окремих ознак, але й їхню просторову узгодженість, послідовність появи та типові патерни співрозташування. Це дозволяє моделі формувати більш стійкі рішення у випадках, коли частина даних зашумлена, відсутня або має низьку роздільну здатність. Завдяки цьому система здатна ефективно працювати зі знімками середньої якості (наприклад, Sentinel-2), компенсуючи обмеження спектральних або геометричних характеристик за рахунок контекстуального аналізу та взаємного підсилення сигналів від кількох спеціалізованих агентів. Така архітектура забезпечує підвищену надійність детекції у складних реальних умовах та робить її придатною для широкомасштабного моніторингу.

Нехай вхідне зображення позначається як $I:R^2 \rightarrow R^k$, де k — кількість спектральних каналів. Для обробки зображення використовується набір агентів $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$, кожен з яких спеціалізується на виявленні однієї ознаки.

Результатом роботи агента A_i є множина виявлених ознак:

$$F_i = \{f_{i,1}, f_{i,2}, f_{i,3}, \dots, f_{i,m}\}$$

$$f_{ij} = (b_{ij}, p_{ij}, s_{ij})$$

де:

$b_{ij} \in \{0, 1\}$ — булевий результат

$p_{ij} \in [0, 1]$ — ймовірність наявності ознаки

$s_{ij} \subseteq R^2$ — форма (маска, полігон або контур) розташування ознаки на зображенні

Для кожного агента задано поріг довіри θ

$$\theta = \theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_n$$

$$\theta_i \in [0,1]$$

Фільтрація виконується за правилом:

$$f_{ij} \in F_i^{valid} \leftrightarrow p_{ij} \geq \theta_i$$

Додамо до правил дві базові предикатні функції

$$near(p_i, p_j, d) = (max\ dist(p_i, p_j) < d)$$

$$inside(p_i, p_j) = p_i \subseteq p_j$$

Використовуючи ці функції ми можемо описати елементи масиву ознак як граф просторових відношень. Сформулюємо список терміналів які можуть бути використані як параметри

Таблиця 1

Структура масиву ознак: термінали, що визначають індикатори ймовірного сміттєзвалища

Термінал	Що виявляє агент	Чому це важливо
WASTE_PILE	Характерна текстура/рельєф сміттєвої купи (хаотичні скупчення світлих та темних фрагментів)	Базове ядро, кандидат у сміттєзвалище
ROAD	Під'їзна дорога $\leq 150m$ від передбачуваного ядра	Майже всі звалища обслуговуються транспортом
INDUSTRY	Промисловий комплекс, кар'єр чи ангар поблизу	Часто джерело/приймач відходів

$$T = \{WASTPILE, ROAD, INDUSTRY\}$$

Наведені ознаків охоплює як ядро сміттєзвалища, так і його типовий контекст, тому опис залишається компактним, але водночас інформативним.

Ключовим елементом ядра є класичний детектор WASTE_PILE: сегментаційна модель виділяє хаотичні структури відходів, що різко контрастують із навколишньою поверхнею. Якщо така маска виявлена, система одразу шукає ROAD — ознаку транспортного доступу. Наявність під'їзної дороги суттєво підвищує правдоподібність того, що перед нами саме полігон відходів, а не, скажімо, природний зсув ґрунту. Додаткова присутність INDUSTRY — кар'єру, заводу або складу — часто означає стабільний потік відходів і наявність інфраструктури для їхнього складування.

Результати

Для незалежної валідації було обрано супутниковий знімок, що охоплює територію села Таромське, Дніпропетровська область, Україна, отриманий з 2024 року [48.45504°N, 34.79398°E, 2192 x 1115 pixels] (рис. 2). Це зображення не входило до жодного навчального набору даних.

Для реалізації запропонованої мультиагентної системи були натреновані три згорткові нейронні мережі на базі YOLO:

Таблиця 2

Конфігурація агентів: розмір навчальних вибірок і пороги довіри

Детектор	Версія YOLO	Навчальний набір	Кількість анотованих зображень (Тренування / Оцінка / тестування)	Поріг довіри
Сміттєзвалища	YOLOv11	Aerial-Dumping-Sites (Object Detection of Illegal Dumping Sites, 2023)	1385 / 63 / 63	0.25
Промислові будівлі	YOLOv12	roboflow-universe-projects /buildings-instance-segmentation (Roboflow Universe Projects, 2023)	6344 / 891 / 450	0.65
Дороги	YOLOv12	Turf100 Dataset (Andersen, 2025)	144 / 24 / 5	0.50

Тестова сцена оброблялася кожним агентом незалежно. У таблиці 3 показано ідентифікатор та рівні довіри до кожного кандидата на сміттєзвалище.

Таблиця 3

Список кандидатів на сміттєзвалища, виявлених на сцені, разом із рівнями довіри

Ідентифікатор	Довіра
WP1	0,36
WP2	0,29
WP3	0,28
WP4	0,01

Постобробка починається з фільтрації за ймовірністю: усі виявлення з достовірністю нижче 0.25 відкидаються, що забезпечує стабільність і порівнюваність експериментів. У табл. 3 лише WP4 має нижчу оцінку й виключається; решта переходять до наступних етапів - просторового кластерування та перевірки узгодженості між агентами.

Далі виконується внутрішньоагентне кластерування: WP1 і WP3, що розташовані ближче ніж на один піксель, об'єднуються в кандидат WP5, а його достовірність визначається через байєсівське підсумовування.

$$P = 1 - (1 - 0.36)(1 - 0.28) = 0.5392$$

Результати фільтрації та об'єднання наведені у таблиці 4

Таблиця 4

4

Список кандидатів на сміттєзвалище, із їхніми оцінками впевненості після етапів фільтрації та агрегації

Ідентифікатор	Довіра
WP2	0,29
WP5	0,54

Агент INDUSTRY виявив дві промислові споруди неподалік. Їх ідентифікатори та показники впевненості наведені в таблиці 5.

Таблиця 5

Список промислових будівель

Ідентифікатор	Довіра
IB1	0,81
IB2	0,80

Всі виявлення перевищували довірчий поріг, проходили фільтр ймовірності і були просторово віддалені один від одного; Отже, подальша агрегація не застосовувалася.

Агент ROAD виділив три лінійні особливості, пов'язані з можливими логістичними шляхами. Їх показники впевненості представлені в таблиці 6.

Таблиця 6

Список доріг

Ідентифікатор	Довіра
RD1	0,91
RD2	0,88
RD3	0,81

Всі елементи перевищили поріг. Оскільки RD2 і RD3 були розташовані на відстані менше одного пікселя один від одного, вони були об'єднані в єдиний кластер RD4. Баєсова агрегація дала комбіновану впевненість 0,92. Результати узагальнені в таблиці 7.

Таблиця 7

Список доріг, після етапів фільтрації та агрегації

Ідентифікатор	Довіра
RD1	0,91
RD4	0,92

Щоб оцінити загальну ймовірність кожного кандидата на звалище, ми об'єднали оцінки впевненості кожного агента з контекстуальними показниками, які відображають типову структуру «екосистеми звалища». Ми використовували два простих, але інформативних контекстних правила: близькість до дороги та близькість до промислового об'єкта. Кожен сигнал обчислювався шляхом перевірки того, чи перетинає кандидатський полігон буфери фіксованої відстані навколо нанесених на карту доріг і промислових слідів. Ми розглядали репліки як незалежні докази і призначили кожному додаткову вагу 0,40. Така конструкція узгоджується з польовою практикою: більшість нелегальних сміттєзвалищ мають під'їзну колію та розташовані поблизу виробничих майданчиків, які можуть виступати джерелами або отримувачами відходів. Потім докази були об'єднані за допомогою баєсової агрегації. По суті, це підсилює кілька послідовних виявлень, розбавляючи ізольований шум: одне слабе влучення без наявності інших ознак рідко призводить до високої ймовірності результату.

$$\text{Result} = \text{Candidate Confidence} \oplus \text{Rule Confidence}$$

Розрахунок результату наведено на рис. 3.

Було проведено виїзд на місце з найвищим рейтингом (WP2). Було підтверджено, що це місце є активним сміттєзвалищем, що надає емпіричні докази обґрунтованості запропонованої системи виявлення та демонструє практичну корисність поєднання детекторів на основі YOLO з набором представлень ознак, які поєднують контекстуальні докази.



Рис. 2. Вхідне зображення



Рис. 3. Результати для Таромського (Дніпропетровська область, Україна).

Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

У роботі запропоновано інтерпретовану мультиагентну систему для виявлення нелегальних сміттєзвалищ на мультиспектральних супутникових знімках, яка базується на концепції масиву ознак (feature array) та поєднує незалежні детектори на основі YOLO з контекстними правилами просторової узгодженості. На відміну від класичних підходів, що покладаються виключно на CNN-моделі й залишаються «чорними ящиками», запропонований метод забезпечує прозорість прийняття рішень завдяки явному представленням кожної ознаки та її внеску в кінцеву оцінку.

Експериментальні результати доводять, що поєднання спектральних, текстурних і контекстуальних індикаторів у вигляді масиву ознак суттєво підвищує стійкість системи до шуму, неповноти детекцій та різних географічних умов. Використання знімків середньої просторової роздільної здатності не призвело до істотного зниження точності, що робить метод практичним для регіональних і національних систем моніторингу, де високороздільні знімки доступні не завжди. Застосовані механізми баєсової агрегації дозволили оптимально об'єднувати незалежні виявлення та формувати узгоджені рішення навіть у випадках конфліктних або слабких спостережень.

Важливим результатом є можливість детально відтворити логіку рішення для кожного кандидата: система зберігає окремі оцінки від агентів та контекстні ознаки, що дозволяє фахівцям екологічного моніторингу швидко оцінювати надійність результатів. Польова перевірка у районі села Таромське підтвердила достовірність моделі, а також показала, що комбінований підхід працює краще, ніж використання окремих CNN-детекторів.

Запропонована архітектура є масштабованою й здатна інтегрувати нові модулі — теплові індикатори, газові аномалії, гіперспектральні підписи, сезонні показники NDVI тощо. Це відкриває можливість побудови універсальної платформи для моніторингу різних видів антропогенного впливу: від відкритих кар'єрів та стихійних будівельних звалищ до зон промислової деградації.

У майбутньому перспективним напрямом є поєднання feature array з активним навчанням та автоматичним оновленням ваг ознак, що дозволить системі адаптуватися до різних регіональних умов і підвищити точність у складних середовищах. Додаткові дослідження також можуть охоплювати використання мультитемпоральних даних, що дасть змогу відстежувати динаміку змін у landfill-об'єктах та визначати нові осередки накопичення відходів. Таким чином, розроблений підхід формує надійну основу для побудови інтегрованих систем екологічного моніторингу нового покоління.

Литература

1. Esposito F., De Angelis C., Rinaldi G. Solid waste detection, monitoring and mapping in remote sensing: a review // *Waste Management*. – 2024. – Vol. 180. – P. 45–59. – DOI: 10.1016/j.wasman.2024.06.012.
2. Zhang S., Ma J. CascadeDumpNet: enhancing open dumpsite detection through deep learning and AutoML integrated dual-stage approach using high-resolution satellite imagery // *Remote Sensing of Environment*. – 2024. – Vol. 313. – Art. 114349. – DOI: 10.1016/j.rse.2024.114349.
3. Sun X., Wang L., Chen Y. et al. Revealing influencing factors on global waste distribution via deep-learning-based dumpsite detection from satellite imagery // *Nature Communications*. – 2023. – Vol. 14. – Art. 1444. – DOI: 10.1038/s41467-023-37136-1.
4. Vanguri R., Laneve G., Cadau E., Scifoni S., Luca M. Assessing the impact of landfills on surrounding vegetation: a remote sensing analysis with Sentinel-2 and Landsat-8 // *Environmental Sciences Proceedings*. – 2024. – Vol. 29, № 1. – P. 21. – DOI: 10.3390/ECRS2023-15865.
5. Anupama R., Kumar S., Jain T. Detecting landfills using multi-spectral satellite images and deep learning methods // *Proc. Workshop Practical Machine Learning for Developing Countries (PML4DC) at ICLR 2022*. – 2022. – P. 1–6.
6. Li Y., Zhao H., Chen L. Small object detection based on deep learning for remote sensing: a review // *Remote Sensing*. – 2025. – Vol. 16, № 2. – Art. 3265. – DOI: 10.3390/rs160203265.
7. Martínez-Gómez J., Russo S., Lombardo P. PRISMethaNet: a novel deep learning model for landfill methane detection using PRISMA satellite data // *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*. – 2024. – Vol. 205. – P. 116–129. – DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2024.02.015.
8. Zhu S.-C., Mumford D. A stochastic grammar of images // *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision*. – 2006. – Vol. 2, № 4. – P. 259–362. – DOI: 10.1561/0600000018.
9. Selvaraju R.R., Cogswell M., Das A. et al. Grad-CAM: visual explanations from deep networks via gradient-based localization // *Proc. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. – 2017. – P. 618–626.
10. United Nations Development Programme. UNTAPPED: Leveraging Satellite Imagery for Community-Led Waste Mapping in Guatemala. – New York : UNDP, 2025. – 38 p. URL: https://www.undp.org/sites/g/files/zskgke326/files/2024-04/undp_untapped_2024.pdf (дата звернення 03.06.2025).
11. Remote sensing: A smart city solution for municipal waste management / Luong Nguyen, Tram-Anh Pham // United Nations Development Programme. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://www.undp.org/vietnam/blog/remote-sensing-smart-city-solution-municipal-waste-management>
12. Mapping illegal waste dumping sites with neural-network classification of satellite imagery / A. I. Kylili, P. A. Fokaides, S. A. Kalogirou // *Remote Sensing*, vol. 13, no. 7, p. 1277, 2021.
13. Spoil characterisation using UAV-based optical remote sensing in coal mine dumps / D. J. Franks, J. M. Gardner, L. D. Hughes // *Environmental Earth Sciences*, vol. 82, article 76, 2023.
14. Detection of illegal waste dumping sites using deep learning and satellite imagery / C. Zhang, B. Wu, X. Li // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 115, article 103224, 2022.
15. Satellite Imagery for Monitoring and Mapping Soil Chromium Pollution in a Mine Waste Dump / A. L. Miles, J. Li, D. P. Ames // *Environmental Research Letters*, vol. 15, no. 4, article 045003, 2020.
16. Viktoriia Hnatushenko, Oleksandr Honcharov. Land cover mapping with Sentinel-2 imagery using deep learning semantic segmentation models. // *Proceedings of the X International Scientific Conference "Information Technology and Implementation" (IT&I 2024)*. - Kyiv, Ukraine, - November 20-21, 2024. – p.1-18 CEUR-WS.org/Vol-3909 - Information Technology and Implementation (IT&I 2024)
17. Soldatenko D., Hnatushenko V. Improving Satellite Imagery Recognition Performance with Initial Dataset Limitation by Augmenting Training Data. In: Babichev S., Lytvynenko V. (eds.) *Lecture Notes in Data Engineering, Computational Intelligence, and Decision-Making, Volume 2. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*. Vol. 244. Cham: Springer, 2025. P. 128–143. DOI: 10.1007/978-3-031-88483-2_10.
18. Lin L., Wu T., Porway J., Xu Z. - A stochastic graph grammar for compositional object representation and recognition // *Pattern Recognition*. – 2009. – Vol. 42. – P. 1297–1307. – DOI: 10.1016/j.patcog.2008.10.033.

References

1. Esposito F., De Angelis C., Rinaldi G. Solid waste detection, monitoring and mapping in remote sensing: a review // *Waste Management*. – 2024. – Vol. 180. – P. 45–59. – DOI: 10.1016/j.wasman.2024.06.012.
2. Zhang S., Ma J. CascadeDumpNet: enhancing open dumpsite detection through deep learning and AutoML integrated dual-stage approach using high-resolution satellite imagery // *Remote Sensing of Environment*. – 2024. – Vol. 313. – Art. 114349. – DOI: 10.1016/j.rse.2024.114349.
3. Sun X., Wang L., Chen Y. et al. Revealing influencing factors on global waste distribution via deep-learning-based dumpsite detection from satellite imagery // *Nature Communications*. – 2023. – Vol. 14. – Art. 1444. – DOI: 10.1038/s41467-023-37136-1.
4. Vanguri R., Laneve G., Cadau E., Scifoni S., Luca M. Assessing the impact of landfills on surrounding vegetation: a remote sensing analysis with Sentinel-2 and Landsat-8 // *Environmental Sciences Proceedings*. – 2024. – Vol. 29, № 1. – P. 21. – DOI: 10.3390/ECRS2023-15865.
5. Anupama R., Kumar S., Jain T. Detecting landfills using multi-spectral satellite images and deep learning methods // *Proc. Workshop Practical Machine Learning for Developing Countries (PML4DC) at ICLR 2022*. – 2022. – P. 1–6.
6. Li Y., Zhao H., Chen L. Small object detection based on deep learning for remote sensing: a review // *Remote Sensing*. – 2025. – Vol. 16, № 2. – Art. 3265. – DOI: 10.3390/rs160203265.

7. Martínez-Gómez J., Russo S., Lombardo P. PRISMethaNet: a novel deep learning model for landfill methane detection using PRISMA satellite data // *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*. – 2024. – Vol. 205. – P. 116–129. – DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2024.02.015.
8. Zhu S.-C., Mumford D. A stochastic grammar of images // *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision*. – 2006. – Vol. 2, № 4. – P. 259–362. – DOI: 10.1561/0600000018.
9. Selvaraju R.R., Cogswell M., Das A. et al. Grad-CAM: visual explanations from deep networks via gradient-based localization // *Proc. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. – 2017. – P. 618–626.
10. United Nations Development Programme. UNTAPPED: Leveraging Satellite Imagery for Community-Led Waste Mapping in Guatemala. – New York : UNDP, 2025. – 38 p. URL: https://www.undp.org/sites/g/files/zskgke326/files/2024-04/undp_untapped_2024.pdf (дата звернення 03.06.2025).
11. Remote sensing: A smart city solution for municipal waste management / Luong Nguyen, Tram-Anh Pham // United Nations Development Programme. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://www.undp.org/vietnam/blog/remote-sensing-smart-city-solution-municipal-waste-management>
12. Mapping illegal waste dumping sites with neural-network classification of satellite imagery / A. I. Kylili, P. A. Fokaidis, S. A. Kalogirou // *Remote Sensing*, vol. 13, no. 7, p. 1277, 2021.
13. Spoil characterisation using UAV-based optical remote sensing in coal mine dumps / D. J. Franks, J. M. Gardner, L. D. Hughes // *Environmental Earth Sciences*, vol. 82, article 76, 2023.
14. Detection of illegal waste dumping sites using deep learning and satellite imagery / C. Zhang, B. Wu, X. Li // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 115, article 103224, 2022.
15. Satellite Imagery for Monitoring and Mapping Soil Chromium Pollution in a Mine Waste Dump / A. L. Miles, J. Li, D. P. Ames // *Environmental Research Letters*, vol. 15, no. 4, article 045003, 2020.
16. Viktoriia Hnatushenko, Oleksandr Honcharov. Land cover mapping with Sentinel-2 imagery using deep learning semantic segmentation models. // Proceedings of the X International Scientific Conference "Information Technology and Implementation" (IT&I 2024). - Kyiv, Ukraine, - November 20-21, 2024. – p.1-18 CEUR-WS.org/Vol-3909 - Information Technology and Implementation (IT&I 2024)
17. Soldatenko D., Hnatushenko V. Improving Satellite Imagery Recognition Performance with Initial Dataset Limitation by Augmenting Training Data. In: Babichev S., Lytvynenko V. (eds.) *Lecture Notes in Data Engineering, Computational Intelligence, and Decision-Making, Volume 2. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*. Vol. 244. Cham: Springer, 2025. P. 128–143. DOI: 10.1007/978-3-031-88483-2_10.
18. Lin L., Wu T., Porway J., Xu Z. - A stochastic graph grammar for compositional object representation and recognition // *Pattern Recognition*. – 2009. – Vol. 42. – P. 1297–1307. – DOI: 10.1016/j.patcog.2008.10.033.