

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.50>

УДК 528.88:004.627

Адаптивне стиснення геопросторових даних LiDAR та зображень для виявлення металевих захаращень

Щербакова Галина Юріївна¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9884-6201>; galina.sherbakova@op.edu.ua. Scopus Author ID: 27868185600

Усов Олександр Сергійович¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-1802-2019>; a.usoff@gmail.com

Сахно Кирило Олександрович¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-3015-5715>; kirillsakhno@stud.op.edu.ua

Вороненко Олександр Викторович¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3683-7278>; ysk.docs@gmail.com

¹⁾ Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

АНОТАЦІЯ

Робота присвячена вирішенню актуальної науково-практичної задачі автоматизованого виявлення хаотичних металевих захаращень (фрагментів арматури, техногенного сміття) у зонах руйнувань та стихійних лих за допомогою мультимодальних даних з безпілотних літальних апаратів. В роботі запропоновано використання при попередній обробці даних адаптивного стиснення вхідних просторово-спектральних даних зображень та лідар для подальшого інтелектуального аналізу засобами нейронної мережі. Для зниження обчислювального навантаження на бортові системи безпілотних літальних апаратів та з метою мінімізації надлишковості фону запропоновано використання алгоритму первинної статистичної фільтрації. Алгоритм поєднує порогову фільтрацію на базі правила трьох сигм для відсікання випадкових геометричних шумів карти глибин та метод квантильної фільтрації для локалізації спектральних аномалій (піків інтенсивності відбиття лазерного випромінювання або металевго блиску). Це дозволило виділяти інформативні ділянки, що містять високу щільність потенційно металевих об'єктів, та відсікати однорідні ділянки підстильної поверхні (грунт, бетонні плити) до етапу розпізнавання нейронною мережею. Експериментальні дослідження методу проведено на базі синтетичних зображень хаотичних завалів, згенерованих у середовищі симуляції. Результати моделювання продемонстрували, що послідовне впровадження на етапі попередньої обробки даних порогової та просторово-спектральної фільтрації за квантилями дозволяє скоротити обсяг оброблюваних нейронною мережею даних до дев'яноста відсотків при збереженні прийнятної точності сегментації завалів. Ці результати можуть слугувати підґрунтям для створення ефективних бортових систем моніторингу зон надзвичайних ситуацій у реальному часі.

Ключові слова: безпілотні літальні апарати, просторово-спектральні дані, карта глибин, правило трьох сигм, квантильна фільтрація, плиткове стиснення, металеві захаращення, синтетичні дані, дані лідар

Для цитування: Щербакова Г. Ю., Усов О. С., Сахно К. О., Вороненко О. В. «Адаптивне стиснення геопросторових даних LiDAR та зображень для виявлення металевих захаращень». *Інформатика. Культура. Техніка.* 2026; Том 3 № 2 (4): 665–673. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.50>

Актуальність. Моніторинг територій для виявлення антропогенних забруднень, зокрема уламків металу, є важливим задля екологічного моніторингу, безпеки територій та точного землеробства. Сучасні безпілотні літальні апарати (БПЛА) дозволяють одночасно збирати дані за допомогою повітряного лазерного сканування (англ. LiDAR) та детальних оптичних зображень (RGB).

Синхронний аналіз цих даних з використанням нейронних мереж (НМ) суттєво підвищує точність розпізнавання: геометричні аномалії рельєфу підтверджуються спектральними характеристиками металів (блиск, колірні ознаки оксидів заліза). Важливою проблемою при такому аналізі є значний обсяг даних.

Хмари точок LiDAR на площі в гектари містять десятки мільйонів просторових координат, а ортофотоплани – гігабайти графічної інформації. Обробка таких масивів НМ без попереднього стиснення призводить до перевантаження оперативної пам'яті та відеокарт.

Оскільки понад 90 % території моніторингу становить порожній фоновий рельєф (природний ґрунт, однорідна трава), виникає необхідність розробки методів адаптивного відсікання інформативно порожніх зон ще до етапу навчання НМ та класифікації.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Обробку просторових даних LiDAR та зображень активно досліджують для дистанційного зондування територій [1], [2], [3].

У роботах з тривимірного комп'ютерного зору для зменшення простору пошуку часто виділяють області інтересу на 2D-зображенні з подальшою обрізкою 3D-хмари.

Однак, використані для цього методи часто володіють низкою обмежень. Так, наприклад, хоча архітектура 3D-фрустум (англ. Frustum PointNets) [1] є ефективною для багатьох випадків, вона має кілька суттєвих обмежень, які зумовлені її двоетапною структурою та особливостями обробки даних.

Першим з обмежень є те, що наявна залежність від 2D-детектора на основі обробки зображень. Тобто, якщо цей детектор не помітить об'єкт (через погане освітлення, туман чи сильне перекриття об'єктів), 3D-фрустум взагалі не буде створено, і об'єкт буде назавжди втрачено для розпізнавання.

Можливим джерелом помилок підходу є також чутливість до шуму та зміщень у 2D. В процесі обробки даних це проявляється наступним чином. Якщо 2D-рамка навколо об'єкта зміщена або занадто велика, у 3D-фрустум потрапляє багато фонового шуму (точок від інших об'єктів або землі).

Це сильно підвищує імовірність помилок сегментації всередині фрустума. Також для підходу характерна проблема оклюзій. Це проявляється в тому, що коли один об'єкт знаходиться прямо позаду іншого на одній лінії щодо камери, вони потрапляють в один і той самий 3D-фрустум.

Моделі стає важко розділити їх та побудувати правильні окремі 3D-рамки. Крім того, послідовна архітектура системи (розділення на два кроки обробки (2D, а потім 3D), помилки першого етапу накопичуються і передаються на наступний. Модель не може одночасно оптимізувати і 2D, і 3D ознаки для взаємного покращення результату.

Також для підходу характерне те, що на результат обробки впливає щільність розподілу точок в просторі. Тобто на великих відстанях від сенсора (особливо у LiDAR) хмара точок стає занадто розрідженою. Якщо об'єкт у фрустумі представлений лише кількома точками, PointNet не має достатньо геометричної інформації для точного відновлення форми та орієнтації 3D-рамки.

Для прикладної задачі, що розглядається, важливою вадою методу є його невисока ефективність у випадках, коли металеві уламки частково приховані рослинністю, що робить їх малопомітними у видимому RGB-спектрі [1].

Інший підхід полягає у просторовому розрідженні хмар точок через визначення вокселів (англ. Voxel Grid Downsampling) [4].

В цьому підході виявлення 3D-об'єктів потребує визначення допоміжних елементів (наприклад, «якорів» або центрів об'єктів) з подальшою адаптацією відомих двовимірних методів обробки до 3D-простору.

Через це розріджені ознаки вокселів доводиться перетворювати на щільні та обробляти за допомогою блоків прогнозування, розрахованих на щільні дані, що неминуче призводить до додаткових обчислювальних витрат.

Долають цю складність у відомому методі VoxelNeXt [4] – методі для виявлення 3D-об'єктів, що базується на обробці саме розріджених даних.

Ключова ідея цього підходу полягає в безпосередньому прогнозуванні об'єктів на основі розріджених ознак вокселів, без використання спеціально розроблених допоміжних елементів.

Як стверджують автори розробки [4], метод забезпечує кращий баланс між швидкістю та точністю порівняно з іншими провідними системами виявлення на наборі даних nuScenes. В цій роботі також показано, що повністю розріджене представлення даних на основі вокселів ефективно працює для виявлення та відстеження 3D-об'єктів за даними LiDAR.

Результати експериментів на наборах даних nuScenes, Waymo та Argoverse2 підтверджують ефективність запропонованого підходу. Навіть без використання додаткових складних механізмів модель перевершує досліджені в роботі [4] методи обробки даних LiDAR на тестовому етапі відстеження об'єктів у наборі nuScenes [4].

Однак, в рамках прикладної задачі, що досліджується, при визначенні металевих захарашень територій через фіксований крок вокселя можуть бути не визначені (стерті) дрібні уламки металу, зрівняні з природними нерівностями ґрунту.

Методи адаптивної фільтрації рельєфу, такі як Cloth Simulation Filter, успішно розділяють точки рослинності та об'єктів [5], [6].

Так, в роботі [6] розглянутий підхід на базі автоматичної фільтрації хмари точок LiDAR з метою точного виділення дахів будівель у складних умовах, коли крони високих дерев безпосередньо перекривають дах або межують із ним.

Алгоритм [6] використовує відомі етапи евристичного геометричного аналізу і не передбачає використання нейронних мереж. Важливими перевагами методу є те, що він володіє значною обчислювальною швидкістю. Алгоритм використовує суто геометричні ознаки, йому не потрібні кольорові аерофотознімки чи індекси рослинності типу NDVI [6].

Метод оперує одновимірними гістограмами висот та простими геометричними правилами, через це він працює значно швидше, ніж сучасні глибокі нейронні мережі на 3D-даних.

Серед особливостей методу (для задач, що вирішувались в роботі [6]) можна вказати те, що вдалий вибір кроку гістограми залежить від точності альтиметрії LiDAR-сенсора. Окрім того, якщо будівля має дах складної, багаторусної форми або значну кількість дрібних декоративних вертикальних елементів, алгоритм може помилково прийняти їх за рослинність на етапі фільтрації.

Також підходу притаманна вразливість до низької щільності точок: ефективність розпізнавання площини даху різко падає, якщо хмара точок є розрідженою, оскільки обчислення векторів нормалей стає нестабільним [6].

Одночасно з забезпеченням якості виникає потреба в проведенні обчислень в умовах зміни форми об'єктів, особливостей фону та/або шуму в даних [7], [8]. Такі особливості задачі вимагають вже використання методів на основі нейронних мереж.

Так, наприклад, у роботі [7] запропоновано та досліджено систему розпізнавання мобільних військових об'єктів (бойових машин) у режимі реального часу за допомогою нейромережі YOLOv8.

Згідно з дослідженням авторів, розпізнавання об'єктів у системі здійснюється на основі контурного аналізу, зіставлення із шаблоном та порівняння введених спеціальних точок.

Автори провели навчання моделей YOLOv8 для зображень різної роздільної здатності (512x512, 640x640, 1024x1024 пікселів) із використанням кількох оптимізаторів (AdamW, Adam, SGD) [7].

В роботі досягнуто високу точність розпізнавання (Accuracy): 92 %.

Важливою особливістю розробки є те, що розпізнавання можливе в умовах шуму, бо система адаптована для відстеження рухомих об'єктів зі зміною масштабу в умовах перешкод та змін навколишнього середовища.

Особливістю роботи є також те, що в статті запропоновано та деталізовано метод наповнення бази даних специфічними військовими об'єктами для навчання нейромережевого класифікатора [7].

Одночасно з забезпеченням якості виникає потреба в підвищенні швидкодії обчислень у вказаних умовах зміни форми об'єктів, фону та шуму в даних. Такі особливості задачі вимагають вже використання методів на основі нейронних мереж.

Зробити це дозволяють детектори об'єктів на основі нейронних мереж, які виконують локалізацію й класифікацію за один прохід мережею, а саме моделі сімейства YOLO, придатні для роботи в реальному часі [9], [10], [11], [12].

Огляд можливостей моделей YOLOv8 представлено огляд найсучасніших досягнень у сфері методів виявлення об'єктів наведено в роботі [11].

В цій роботі також розглядаються сфери застосування моделей YOLOv8, зокрема системи відеоспостереження, автономне керування транспортом, «розумне» сільське господарство, промисловий контроль якості та аналіз медичних зображень.

YOLOv8, випущена компанією Ultralytics на початку 2023 року, є новітнім етапом еволюції фреймворку You Only Look Once.

Порівняно з попередніми версіями, YOLOv8 демонструє значні покращення як у точності виявлення, так і у швидкості обробки даних [11].

В огляді [11] проаналізовано ключові зміни в архітектурі YOLOv8, зокрема вдосконалені структури базової мережі, ефективні процеси навчання та оптимізовані функції втрат, а також впровадження механізмів уваги та компактної архітектури моделей.

Результати, отримані на основі аналізу понад 40 відібраних досліджень, підтверджують потенціал YOLOv8 як надійного й ефективного рішення для завдань виявлення об'єктів – як у наукових дослідженнях, так і в реальних практичних застосуваннях.

Робота може слугувати джерелом інформації для дослідників і фахівців-практиків, які прагнуть оптимізувати та вдосконалити моделі на базі YOLOv8 для різноманітних сфер застосування.

Для прикладних задач це може забезпечити швидкодію та простішу інтеграцію в потокову обробку, проте в складних умовах (малі об'єкти, часткові перекриття, низький контраст) такі моделі можуть поступатися двоетапним за стабільністю локалізації та якістю класифікації [7], [8].

Підвищити ці показники може інтеграція даних LiDAR в єдиний конвеєр спільно з оптичними знімками для оптимізації навчання нейронних мереж класу YOLO [13], [14], [15].

Мета дослідження. Метою роботи є підвищення ефективності розпізнавання з використанням нейронної мережі дрібних металевих уламків на великих площах шляхом створення та верифікації методу адаптивного плиткового стиснення суміщених даних LiDAR/RGB, який має мінімізувати обсяг вхідної інформації без втрати цільових об'єктів.

Для досягнення мети реалізовано алгоритм плиткового відсікання порожнього рельєфу на основі статистичного аналізу мікроструктури поверхні.

Оскільки реальні умови сканування динамічні (різна висота трави, шорсткість ріллі), адаптивний розрахунок порогу фільтрації проведено за правилом трьох сигм (3σ).

На першому етапі конвеєр проводить віднімання базового тренду рельєфу від повної матриці висот LiDAR (Рис. 16).

Далі масив відхилень поверхні аналізується як випадковий шум Гауса.

Математичне очікування μ (середнє значення перепадів висоти ґрунту) та σ (стандартне відхилення для перепадів висоти ґрунту) визначаються як:

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N h_i, \quad (1)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (h_i - \mu)^2}, \quad (2)$$

де h_i – висота точок над базовим рельєфом; N – загальна кількість точок території.

Адаптивний поріг фільтрації T_{adapt} динамічно встановлюється для кожної сцени як:

$$T_{adapt} = \mu + 3\sigma. \quad (3)$$

Все, що перевищує T_{adapt} , класифікується як аномалія (уламок).

Вся територія розбивається на фрагменти (плитки (англ. tiles)) розмірністю $B \times B$ пікселів.

Для захисту від випадкових помилок розрахунку (викидів) (радіометричний шум сенсора або поодинокі високі стебла сухої трави), пошук максимальної аномалії всередині кожної плитки виконується за значенням 99,9 % квантилю:

$$Anomaly_{tile} = P_{99.9}(H_{tile} - B_{tile}), \quad (4)$$

де H_{tile} — матриця висот плитки; B_{tile} — матриця базового рельєфу плитки.

Правило стиснення даних (статус плитки, (англ. $Status(Tile)$)) реалізується порівнянням з порогом (як $Anomaly_{tile} > T_{adapt}$, плитка зберігається для подальших обчислень) (Рис. 2а).

Програмна реалізація та симуляція даних. Верифікація методу проводилася за допомогою розробленого авторами програмного комплексу на мові Python з використанням бібліотек *numpy*, *matplotlib* та *ultralitics* [8], [9].

Для випробувань без залучення дорогої техніки було реалізовано математичний генератор синтетичних даних датчиків.

Генератор симулював 15 великих секторів територій (матриці 512×512 пікселів), де базовий рельєф задавався гармонійною функцією з додаванням випадкового нормального шуму амплітудою до 5 см.

У випадкові зони поля інтегрувалися цифрові моделі малих уламків металу (розмір від 15 до 35 см) (Рис.1а) із градієнтом висоти (+60 см) та іржаво-рудим спектральним позначенням у каналах RGB (Рис.1б).

Розмір обчислювальної плитки складав 128×128 пікселів (64 плитки на кожну сцену).

Результати та їх обговорення. Під час запуску інтегрованого конвеєра на базі 15 синтезованих сцен було згенеровано сумарно 960 потенційних обчислювальних плиток.

Завдяки застосуванню адаптивного фільтра 3σ у поєднанні з 99,9-м квантилем, алгоритм успішно ідентифікував та вивантажив з оперативної пам'яті 91,5 % порожніх плиток (Рис. 2а та Рис. 2б).

У фінальний тренувальний набір даних потрапили лише інформативні регіони інтересу (ROI) з наявними уламками (Рис. 2б).

Це дозволило скоротити обсяг даних та уникнути незбалансованості класів.

Дані було передано на вхід НМ моделі YOLOv8 (версія Nano).

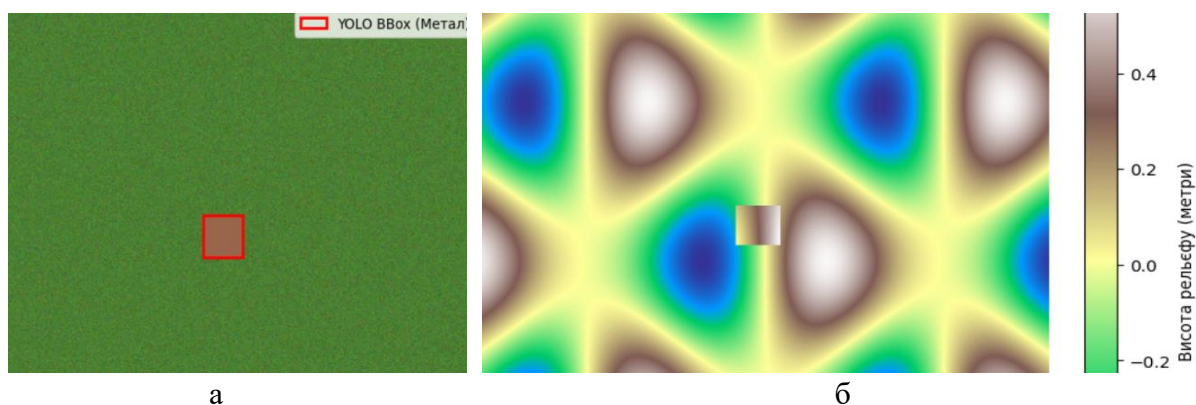


Рис. 1. Синтезований набір даних (один фрагмент території):
а – оптичне фото з БПЛА; б – карта висот (імітація LiDAR)

Джерело: розроблено авторами

Завдяки малому обсягу відфільтрованих даних, процес навчання на стандартному CPU (Intel Core i5) зайняв менше 2 хвилин при глибині тренування в 15 епох, демонструючи досить стрімке падіння функцій втрат (Box Loss та Class Loss).

Для перевірки узагальнюючої здатності мережі YOLOv8 (версія Nano) було згенеровано нову ділянку поля, яку модель не використовувала для навчання.

Результати сканування нової території навченою нейронною мережею представлені на Рис. 2в та на Рис. 2г.

НМ локалізувала уламок металу на новому фоні, з коефіцієнтом упевненості (англ. Confidence Score) на рівні 0.65 (65 %).

Даний показник є високим для стартових 15 епох навчання і підтверджує, що модель виділила стійкі інваріантні ознаки об'єктів.

Візуальний та геометричний аналіз карти висот LiDAR (Рис. 2в) підтвердив просторовий збіг: зелена рамка (англ. bounding box), що є результатом розрахунків з допомогою нейронної мережі YOLOv8 (версія Nano), окреслила тривимірну аномалію висоти над рівнем ґрунту.

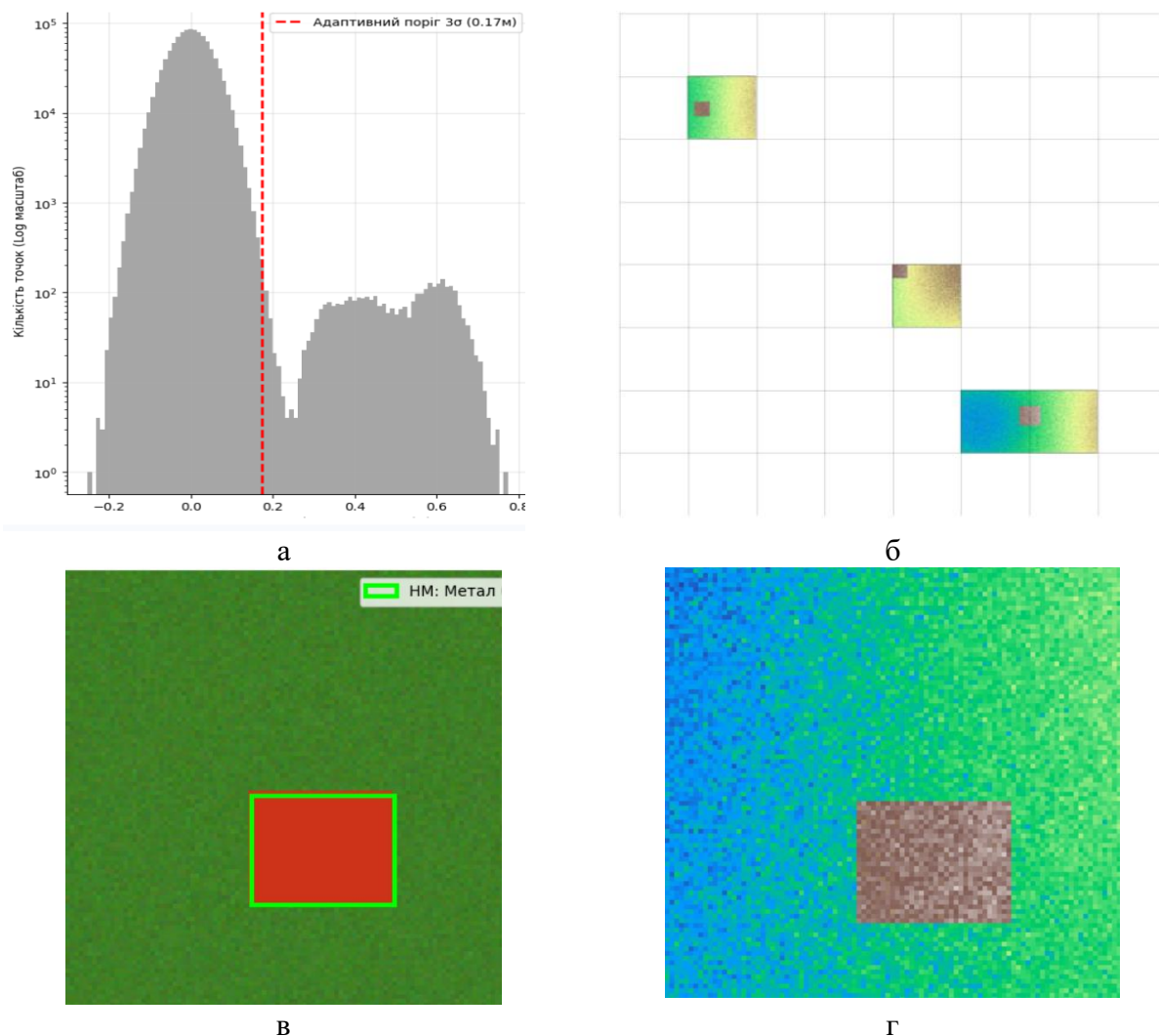


Рис. 2. Результати обробки синтезованого набору даних:

а – адаптивний поріг, б – виділення ROI, в – результат розпізнавання НМ;
г – підтвердження синхронним каналом висот LiDAR

Джерело: розроблено авторами

Висновки та перспективи подальших досліджень. У роботі запропоновано та практично реалізовано метод адаптивного плиткового стиснення комбінованих просторово-спектральних даних, отриманих безпілотним літальним апаратом, для пошуку металевих захаращень території.

Застосування традиційного математичного апарату на основі правила трьох сигм та фільтрації квантилів дозволило досягти стиснення даних на рівні понад 90 %. Це може зробити можливою швидку обробку інформації нейронною мережею YOLOv8 (версія Nano), безпосередньо після приземлення безпілотної літальної апарату на мобільних робочих станціях (ноутбуках) без використання хмарних суперкомп'ютерів.

Перспективою досліджень у даному напрямку є модифікація архітектури першого згорткового шару нейронної мережі YOLO для переходу від 3-канального RGB-тензора до 5-канального тензора [R, G, B, Height, Intensity], де п'ятим каналом виступатиме радіометрична інтенсивність відбиття лазерного променя.

Це дозволить виявляти замасковані та приховані у траві металеві осколки.

Конфлікт інтересів: Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів, зокрема фінансового, особистого, авторського чи будь-якого іншого характеру, який міг би вплинути на дослідження, а також на результати, опубліковані в цій статті

Фінансування: Дослідження проводилося без фінансової підтримки

Доступність даних: Усі дані доступні в цифровій або графічній формі в основному тексті рукопису

Використання засобів штучного інтелекту: Під час підготовки рукопису використовувався інструмент штучного інтелекту (ШІ): Google. (2026). *Gemini* (Версія від 14 вересня 2026 р.) [Велика мовна модель]. google.com для граматичної та стилістичної перевірки тексту. Усі фрагменти, опрацьовані за його допомогою, були перевірені й відредаговані автором. ШІ не використовувався для генерації тексту, формул і таблиць, формування наукових положень, отримання результатів або формулювання висновків. Наукові положення, результати та висновки є власним інтелектуальним внеском авторів

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Qi, C. R., Liu, W., Wu, C., Su, H. & Guibas, L. J. “Frustum PointNets for 3D object detection from RGB-D data”. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2018. p. 918–927. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1711.08488>.
2. Zheng, Y., Shcherbakova, G., Rusyn, B., Sachenko, A., Volkova, N., Kliushnikov, I. & Antoshchuk, S. “Wavelet transform cluster analysis of UAV images for sustainable development of smart regions due to inspecting transport infrastructure”. *Sustainability*. 2025; 17: 927. DOI: <https://doi.org/10.3390/su17030927>.
3. Antoshchuk, S., Kondratyev, S., Shcherbakova, G. & Hodovychenko, M. “Depth map generation for mobile navigation systems based on objects localization in images”. *Herald of Advanced Information Technology*. 2022; 5 (1): 11–18. DOI: <https://doi.org/10.15276/haht.05.2022.1>.
4. Zhou, Y. & Tuzel, O. “VoxelNet: End-to-End learning for point cloud based 3D object detection”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2018; 40 (11): 2645–2659. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1711.06396>.
5. Zhang, W., Qi, J., Wan, P., Wang, H., Xie, D., Wang, X. & Yan, G. “An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation”. *Remote Sensing*. 2016; 8: 501. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs8060501>.
6. Tarsha Kurdi, F., Gharineiat, Z., Campbell, G., Awrangjeb, M. & Dey, E. K. “Automatic filtering of lidar building point cloud in case of trees associated to building roof”. *Remote Sensing*. 2022; 14: 430. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs14020430>.
7. Nazarkevych, M. A. & Oleksiv, N. T. “Object recognition system based on the YOLO model”. *Ukrainian Journal of Information Technology*. 2024; 6 (1): 120–126. DOI: <https://doi.org/10.23939/ujit2024.01.120>.
8. Горбань, В. та Левченко, С. «Порівняльний аналіз версій архітектури YOLO для задач детекції об'єктів». *Матеріали конференції МЦНД*. Київ, Україна. 2025. С. 374–377. DOI: <https://doi.org/10.62731/mcnd-30.05.2025.008>.
9. Alashrafi L., Badawood R., Almagrabi H, Alrige M., Alharbi F. & Almatrafi O. “Benchmarking lightweight YOLO object detectors for real-time hygiene compliance monitoring”. *Sensors*. 2025; 25: 6140. DOI: <https://doi.org/10.3390/s25196140>.

10. Liu, Q., Ye, H., Wang, S. & Xu, Z. “YOLOv8-CB: Dense pedestrian detection algorithm based on in-vehicle camera”. *Electronics*. 2024; 13 (1): 236. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics13010236>.
11. Afifah, V. & Erniwati, S. “YOLOv8 for object detection: A comprehensive review of advances, techniques, and applications”. *International Journal of Advanced Computing and Informatics*. 2026; 2 (1): 53 – 61. DOI: <https://doi.org/10.71129/ijaci.v2i1>.
12. Huang, H., Wang, B., Xiao, J. & Zhu, T. “Improved small-object detection using YOLOv8: A comparative study,” *Appl. Comput. Eng.* 2024; 41 (1): 80–88. DOI: <https://doi.org/10.54254/2755-2721/41/20230714>.
13. Wang, G., Chen, Y., An, P., Hong, H., Hu, J. & Huang, T. “UAV-YOLOv8: A small-object-detection model based on improved YOLOv8 for UAV aerial photography scenarios”. *Sensors*. 2023; 23 (16). DOI: <https://doi.org/10.3390/s23167190>.
14. Lou, H. et al., “DC-YOLOv8: Small-size object detection algorithm based on camera sensor”. *Electron*. 2023; 12 (10): 1–14. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics12102323>.
15. Khalid, S., Oqaibi, H. M., Aqib, M. & Hafeez, Y. “Small pests detection in field crops using deep learning object detection”. *Sustain*. 2023; 15 (8): 1–19. DOI: <https://doi.org/10.3390/su15086815>.

Отримано 26.08.2026

Отримано після перегляду 23.09.2026

Прийнято 05.10.2026

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.50>

UDC 528.88:004.627

Adaptive compression of geospatial LiDAR data and images for metal clutter detection

Galina Y. Shcherbakova¹⁾ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9884-6201>; galina.sherbakova@op.edu.ua. Scopus Author ID: 27868185600Alexandr S. Usov¹⁾ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-1802-2019>; a.usoff@gmail.comKirill A. Sakhno¹⁾ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-3015-5715>; kirillsakhno@stud.op.edu.uaOleksandr V. Voronenko¹⁾ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3683-7278>; ysk.docs@gmail.com¹⁾ Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Av. Odesa, 65044, Ukraine

ABSTRACT

The work is devoted to solving the urgent scientific and practical problem of automated detection of chaotic metal clutter (fragments of reinforcement, man-made debris) in areas of destruction and natural disasters using multimodal data from unmanned aerial vehicles. The work proposes the use of adaptive compression of input spatial-spectral image data and lidar for further intelligent analysis using the architecture neural network during data preprocessing. To reduce the computational load on the onboard systems of unmanned aerial vehicles and minimize background redundancy, the use of an algorithm for primary statistical filtering is proposed. The algorithm combines threshold filtering based on the three-sigma rule for cutting off random geometric noise of the depth map and the quantile filtering method for localization of spectral anomalies (peaks of the intensity of laser radiation reflection or metallic sheen). This allowed to select informative areas containing a high density of potentially metallic objects, and to cut off homogeneous areas of the underlying surface (soil, concrete slabs) before the neural network recognition stage. Experimental studies of the method were conducted on the basis of synthetic images of chaotic debris generated in a simulation environment. The simulation results demonstrated that the sequential implementation of threshold and spatial-spectral filtering by quantiles at the data preprocessing stage allows to reduce the volume of data processed by the neural network by ninety percent while maintaining an acceptable accuracy of debris segmentation. These results can serve as the basis for creating effective on-board systems for monitoring emergency zones in real time.

Keywords: Unmanned aerial vehicles; spatial-spectral data; depth map; three-sigma rule; quantile filtering; tiling compression; metal clutter; synthetic data; lidar data

ІНФОРМАЦІЯ ПРО АВТОРІВ



Щербакова Галина Юрївна - доктор техн. наук, професор, професор каф. Інформаційних систем. Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна
Галузь досліджень: аналіз даних, кластеризація, вейвлет аналіз

Galina Y. Shcherbakova - Dr. Sc., Professor, Department of Information Systems. Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Av. Odesa, 65044, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9884-6201>; galina.sherbakova@op.edu.ua. Scopus Author ID: 27868185600
Research field: data analysis, clustering, wavelet analysis



Усов Олександр Сергійович - аспірант каф. Інформаційних систем, Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна
Галузь досліджень: аналіз даних

Alexandr S. Usov - postgraduate student, Department of Information Systems. Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Av. Odesa, 65044, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-1802-2019>; a.usoff@gmail.com
Research field: data analysis



Сахно Кирило Олександрович - аспірант каф. Інформаційних систем. Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна
Галузь досліджень: аналіз даних

Kirill A. Sakhno - postgraduate student, Department of Information Systems. Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Av. Odesa, 65044, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-3015-5715>/kirillsakhno@stud.op.edu.ua
Research field: data analysis



Вороненко Олександр Вікторович - кандидат пед. наук, старший дослідник, старший науковий співробітник наукової частини. Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна
Галузь досліджень: цифрові трансформації, розвиток цифрових компетентностей фахівців, прикладний аналіз даних

Oleksandr V. Voronenko - Candidate of Pedagogical Sciences, Senior Researcher, Senior Researcher, Research Department. Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Av. Odesa, 65044, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3683-7278>; ysk.docs@gmail.com
Research field: digital transformations, development of specialists' digital competencies, applied data analysis