

ВИКЛИКИ І ОБМЕЖЕННЯ В ЗАДАЧАХ ВИЯВЛЕННЯ ВИБУХОНЕБЕЗПЕЧНИХ ПРЕДМЕТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА КОМП'ЮТЕРНОГО БАЧЕННЯ

Левченко Д.В., Подорожняк А.О.

Національний технічний університет «ХПІ», Харків, Україна

Виявлення вибухонебезпечних предметів за допомогою штучного інтелекту та комп'ютерного зору є складним і критично важливим завданням для безпеки. Вибухові небезпеки, такі як наземні міни, боеприпаси, що не розірвалися, і саморобні вибухові пристрої, як правило, невеликі, візуально нечіткі та часто приховані в складних середовищах [1]. На зображеннях, зроблених безпілотними літальними апаратами (БПЛА), наземними роботами або мультиспектральними датчиками, ці об'єкти часто виглядають як низькоконтрастні елементи, які зливаються з навколишнім середовищем, що робить надійне виявлення особливо складним [2, 3].

Фундаментальна складність полягає в обмеженій доступній візуальній інформації. Вибухові об'єкти часто не мають чітких текстур, країв або характерних кольорів і можуть займати лише кілька пікселів у зображенні, що призводить до слабого представлення ознак. Їх видимість ще більше знижується через оклюзію, оскільки об'єкти можуть бути частково або повністю вкриті ґрунтом, рослинністю, сміттям або снігом. Умови навколишнього середовища, такі як погане освітлення, тіні, туман, пил і розмиття руху, ще більше погіршують якість зображення та збільшують ймовірність помилкових негативів.

Іншою серйозною проблемою є точна локалізація, яка є важливою для уникнення, маркування та нейтралізації. Через невеликі розміри вибухонебезпечних предметів навіть незначні відхилення в прогнозованих обмежувальних коробках можуть призвести до збою виявлення. Ця проблема посилюється мінливістю масштабу, спричиненою змінами висоти датчика, кута камери, геометрії місцевості та глибини поховання, що ускладнює ефективне узагальнення стандартних механізмів виявлення [4].

Продуктивність виявлення також обмежена домінуванням фону та втратою функцій. Природні середовища, такі як ґрунт, рослинність і щербін, створюють візуально складні сцени, в яких вибухонебезпечні предмети легко закриваються. Згорткові нейронні мережі (CNN), хоча й ефективні в загальному виявленні об'єктів, часто втрачають дрібні просторові деталі через зниження дискретизації, що є критичним при виявленні малих об'єктів.

Подальші обмеження виникають через архітектуру моделі та обчислювальні обмеження. Багато існуючих моделей виявлення не оптимізовані для невеликих цілей з низьким контрастом. Хоча зображення з високою роздільною здатністю можуть підвищити точність виявлення, це значно збільшує обчислювальні витрати, обмежуючи розгортання в реальному часі на БПЛА та крайових пристроях. Крім того, відсутність високоякісних

даних залишається головним вузьким місцем, оскільки набори даних зазвичай невеликі, незбалансовані та їх важко отримати.

Ці виклики можна підсумувати таким чином:

- обмежена візуальна інформація: малий розмір, низька контрастність, відсутність відмінних рис;
- оклюзія: часткове або повне приховування рельєфом, рослинністю або сміттям;
- мінливість шкали: зміни через висоту датчика, кут огляду та глибину заритого об'єкту;
- домінування фону: складні середовища зменшують відношення сигнал/шум;
- архітектурні обмеження: моделі не оптимізовані для виявлення малих об'єктів;
- обмеження даних: обмежені, незбалансовані та упереджені набори даних.

Останні досягнення в глибокому навчанні пропонують багатообіцяючі рішення. Архітектура трансформер покращує розуміння глобального контексту, а гібридні моделі CNN–Transformer поєднують локальне та глобальне виділення функцій. Крім того, методи надвисокої роздільної здатності покращують чіткість зображення, а легкі моделі з дистиляцією знань забезпечують ефективне розгортання в реальному часі.

Підсумовуючи, виявлення вибухонебезпечних об'єктів залишається складною, але критичною сферою досліджень через сукупний вплив характеристик об'єктів, складності навколишнього середовища та системних обмежень. Майбутня робота має бути зосереджена на покращенні узагальнення в різних умовах, зменшенні розриву між синтетичними та реальними даними та оптимізації моделей для надійного розгортання в реальному часі. Досягнення цих цілей має важливе значення для розробки надійних, практичних і рятівних систем виявлення.

Список літератури

1. Kim J.-H., Kwon G.-R. Anti-Personnel Landmine Detection Using Long-Wave Infrared Imagery and Deep Learning. *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15, iss. 15. Article 8613. DOI: <https://doi.org/10.3390/app15158613>.
2. Levchenko D., Podorozhniak A., Liubchenko N. Tools and Methods for Explosive Objects Detection Using Artificial Intelligence and Computer Vision. Системи управління навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. 2025. Vol. 3(81). P. 117–121. DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2025.3.117>.
3. Gallagher J. E., Oughton E. J., Kosecka J. Multi-temporal Adaptive Red-Green-Blue and Long-Wave Infrared Fusion for You Only Look Once-Based Landmine Detection from Unmanned Aerial Systems. arXiv:2512.20487 [cs.CV], 2025. DOI: <https://arxiv.org/abs/2512.20487>.
4. Podorozhniak A., Liubchenko N., Skorlupin O., Korolenko S., Stas A. Mobile explosive object detection system for humanitarian demining needs. 2025 IEEE 6th KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek), pp. 1-6. DOI: <https://doi.org/10.1109/KhPIWeek61436.2025.11288620>.