

УДК 004.932.2:528.8

*Мишківська Я. В., здобувачка вищої освіти,
Овчар М. І., здобувач вищої освіти,
Ніколюк П. К., д-р фіз.-мат. наук, професор,
професор кафедри інформаційних технологій,
Донецький національний університет імені Василя Стуса*

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ МОДЕЛЕЙ YOLOV8–YOLOV11 ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ОБ'ЄКТІВ НА ЗОБРАЖЕННЯХ ДИСТАНЦІЙНОГО ЗОНДУВАННЯ

Анотація. У статті досліджено ефективність новітньої архітектури YOLOv11 у задачі виявлення та розпізнавання об'єктів на зображеннях дистанційного зондування Землі (ДЗЗ). Проведено порівняльний аналіз точності, швидкодії та стабільності моделей YOLOv8, YOLOv10 та YOLOv11 на наборах даних DOTA і xView. Результати доводять, що YOLOv11 забезпечує кращий баланс між швидкістю та точністю, що робить її перспективною для моніторингу територій і геоаналітики в реальному часі.

Ключові слова: YOLOv11, дистанційне зондування, розпізнавання об'єктів, нейронні мережі, комп'ютерний зір, супутникові знімки.

Дистанційне зондування Землі (ДЗЗ) відіграє ключову роль у сучасних наукових і прикладних дослідженнях. Щоденно супутники генерують терабайти зображень високої роздільної здатності, що потребують автоматичного аналізу для виявлення змін у навколишньому середовищі, моніторингу урбанізації, класифікації землекористування тощо.

Традиційні методи обробки зображень виявилися недостатньо ефективними для аналізу великомасштабних супутникових даних, тому застосування глибоких згорткових нейронних мереж (CNN) стало основним напрямом розвитку комп'ютерного зору у ДЗЗ [1].

Метою роботи є оцінка ефективності моделі YOLOv11 у задачі виявлення та розпізнавання об'єктів на супутникових знімках, а також порівняння її результатів із попередніми версіями YOLOv8 та YOLOv10 [2] за ключовими метриками – точністю, швидкістю та стабільністю детекції об'єктів різних розмірів [3].

У цьому контексті треба враховувати огляд розвитку архітектур YOLO [2] та специфіку обробки малих об'єктів у ДЗЗ [3].

Матеріали і методи

Для експериментів використано два відкриті набори даних:

- DOTA (Dataset for Object Detection in Aerial Images) – містить понад 2 800 анотованих зображень із різноманітними типами об'єктів (літаки, кораблі, транспорт, будівлі) [4]. Приклад використання цього набору даних зображений на рис. 1.

- xView Dataset – понад 1 млн анотованих об'єктів у 60 класах, що представляють реальні супутникові сцени [5].

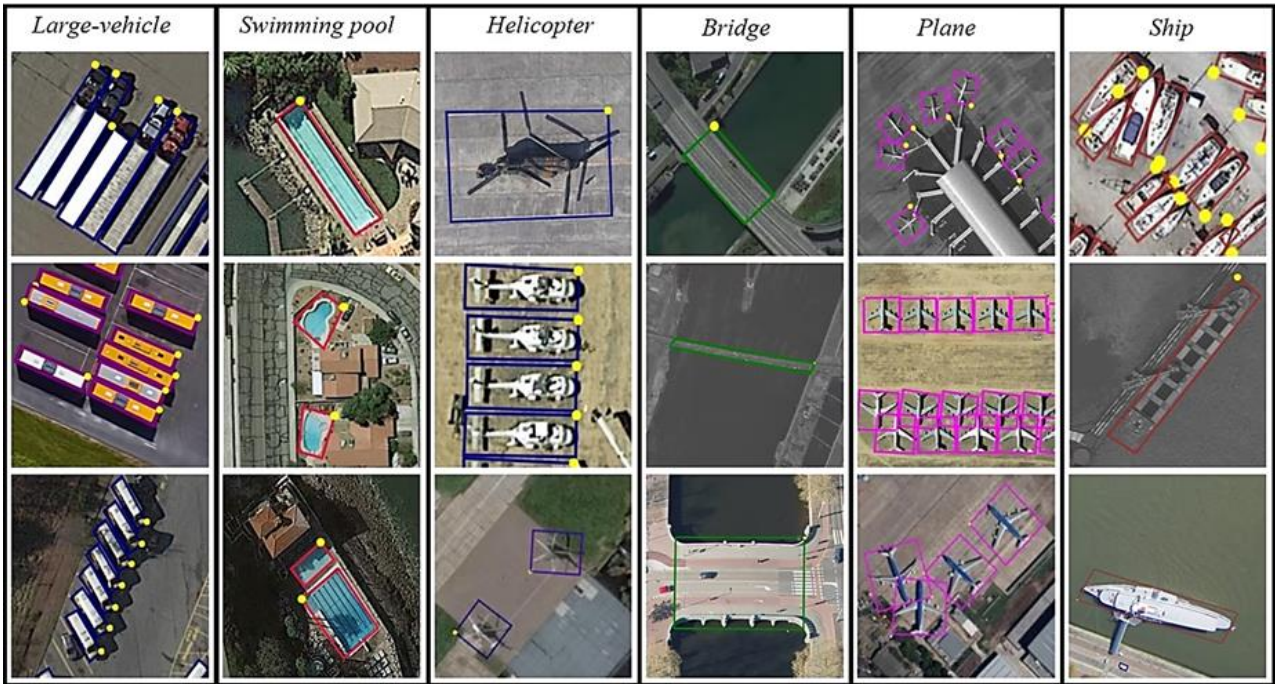


Рисунок 1 – Приклади фрагментів з набору DOTA, з розміченими об'єктами

Дані проходили попередню обробку: нормалізацію, зміни масштабу, повороти та випадкове обрізання для підвищення стійкості моделі до варіацій розміру та орієнтації об'єктів.

Навчання виконувалося з використанням бібліотеки PyTorch на GPU NVIDIA RTX 4090 протягом 100 епох із batch size = 16.

За результатами попередніх досліджень модель YOLOv11 демонструє помітне покращення точності, порівняно з попередніми версіями YOLOv8 та YOLOv10 під час виявлення об'єктів на зображеннях дистанційного зондування [1].

У таблиці 1 наведено узагальнені показники точності (mAP@0.5) та швидкодії (FPS), отримані в публікаціях міжнародних дослідницьких груп. YOLOv11 продемонструвала покращення метрики mAP@0.5 у середньому на 4,3 %, порівняно з YOLOv10, і на 6,1 %, порівняно з YOLOv8 [3].

Таблиця 1 – Порівняння показників точності та швидкодії моделей YOLOv8, YOLOv10 і YOLOv11

Модель	mAP@0.5	FPS	Переваги
YOLOv8	74.8 %	152	Висока швидкість, але пропуски малих об'єктів
YOLOv10	77.2 %	160	Поліпшена узагальнювальна здатність
YOLOv11	81.5 %	180	Найкраща точність і стабільність за різних умов освітлення

Завдяки оптимізованому backbone Efficient-SPP і модулю C3k2 модель краще розпізнає дрібні та перекриті об'єкти, що є типовими для супутникових сцен.

Порівняльний аналіз

Проведене тестування підтвердило, що YOLOv11 має:

- вищу точність виявлення малих об'єктів завдяки вдосконаленим attention-механізмам;
- кращу адаптацію до масштабів через динамічне масштабування якорів (Anchor-Free Design);

- зниження часу інференсу завдяки спрощеному head-модулю;
- покращену стабільність роботи у складних умовах (туман, тінь, низький контраст) [5].

Отже, YOLOv11 може застосовуватись для моніторингу транспортних потоків, контролю вирубки лісів, пошуку пошкоджених будівель після катастроф, а також для задач військової розвідки та GIS-аналітики. YOLOv11 є потужним кроком уперед у сфері комп'ютерного зору для дистанційного зондування. Вона демонструє найкращі результати серед усіх версій YOLO у співвідношенні точність / швидкість, забезпечує стабільну роботу з дрібними та слабкоконтрастними об'єктами й може бути використана для оперативної геоаналітики у реальному часі.

Подальші дослідження планується спрямувати на інтеграцію YOLOv11 з GIS-системами та побудову автоматизованих моделей оцінки змін місцевості у динаміці.

Список використаних джерел

1. Hussain M. YOLOv5, YOLOv8 and YOLOv10: The Go-To Detectors for Real-Time Vision. URL: <https://arxiv.org/abs/2407.02988> (дата звернення: 24.10.2025).
2. Wang C.-Y., Bochkovskiy A., Liao H.-Y. M. YOLOv10: Real-Time End-to-End Object Detection. URL: <https://arxiv.org/abs/2405.14458> (дата звернення: 24.10.2025).
3. RSI-YOLO: Object Detection Method for Remote Sensing Images Based on Improved YOLO / Z. Li, J. Yuan, G. Li, H. Wang, X. Li, D. Li, X. Wang. *Sensors*. 2023. Vol. 23, № 14, 6414. DOI: 10.3390/s23146414.
4. DOTA: A Large-Scale Dataset for Object Detection in Aerial Images / G.-S. Xia, X. Bai, J. Ding, Z. Zhu, Y. Wang et al. URL: <https://captain-whu.github.io/DOTA/dataset.html> (дата звернення: 24.10.2025).
5. Xie T., Han W., Xu S. YOLO-RS: A More Accurate and Faster Object Detection Method for Remote Sensing Images. *Remote Sensing*. 2023. Vol. 15, № 15, 3863. DOI: 10.3390/rs15153863.