

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2026-361-26>

УДК 004.932.2:004.421.7:528.88

НИКОЛЮК ПЕТРО

Донецький національний університет імені Василя Стуса

<https://orcid.org/0000-0002-0286-297X>

e-mail: p.nikolyuk@donnu.edu.ua

МИШКІВСЬКА ЯНА

Донецький національний університет імені Василя Стуса

<https://orcid.org/0009-0008-8236-0531>

e-mail: myshkivska.ya@donnu.edu.ua

ОВЧАР МИХАЙЛО

Донецький національний університет імені Василя Стуса

<https://orcid.org/0009-0001-8908-8218>

e-mail: ovchar.m@donnu.edu.ua

ВИЯВЛЕННЯ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ НА ЗОБРАЖЕННЯХ ДИСТАНЦІЙНОГО ЗОНДУВАННЯ НА ОСНОВІ YOLOV11

У статті представлено результати досліджень сучасних методів виявлення та розпізнавання об'єктів на зображеннях дистанційного зондування Землі з використанням глибоких нейронних мереж. Основну увагу приділено моделі YOLOv11. Проведено порівняльний аналіз YOLOv11 з попередніми версіями та конкурентними моделями (DETR, Faster R-CNN) щодо виявлення об'єктів на високороздільних знімках (DOTA, DIOR, FAIRIM). Виконано оптимізацію структури моделі для обробки малих і орієнтованих об'єктів. Отримані результати демонструють покращення середньої точності детекції до 5,3 % та зниження кількості параметрів на 12 % порівняно з YOLOv8, підтверджуючи ефективність YOLOv11 для задач моніторингу території та картографування.

Ключові слова: дистанційне зондування, виявлення об'єктів, машинне бачення, YOLOv11, глибоке навчання.

NIKOLYUK PETRO, MYSHKIVSKA YANA, OVCHAR MYKHAILO

Vasyl' Stus Donetsk National University

DETECTION AND RECOGNITION OF OBJECTS IN REMOTE SENSING IMAGES BASED ON YOLOV11

This paper investigates modern methods for object detection and recognition in Earth remote sensing (RS) images, focusing on the challenges posed by large data volumes and complex, large-scale scenes where traditional algorithms prove inefficient. The study centers on the use of deep neural networks, with a primary focus on the YOLOv11 model, the latest architecture in the YOLO family known for balancing high detection accuracy and real-time processing capabilities. The research aims to enhance the efficiency of object detection by utilizing YOLOv11 and developing recommendations for its adaptation to high-resolution satellite and aerial imagery. A comprehensive comparative analysis is conducted, evaluating YOLOv11's architectural features—such as its improved modular backbone-neck-head, adaptive loss function, and enhanced multi-scale feature extraction—against its predecessors, YOLOv8 and YOLOv10, and competing models like DETR and Faster R-CNN. The study utilizes standard RS datasets such as DOTA, DIOR, and FAIRIM, with a specific focus on the persistent challenge of detecting small and oriented objects. The results obtained demonstrate that YOLOv11 achieves a significant improvement in mean Average Precision (mAP over the 0.5 to 0.95 threshold) of up to 5.3 percent compared to YOLOv8, while simultaneously reducing the number of parameters by 12 percent. Experimental comparisons also show that while transformer-based models like RF-DETR may achieve slightly higher accuracy, YOLOv11 is 3.5 times faster, processing up to 80 FPS, which is critical for real-time applications. The conducted studies and visual experiments confirm the effectiveness and universality of the YOLOv11 model for practical tasks, including area monitoring, environmental analysis, infrastructure object classification, and automated mapping.

Keywords: remote sensing, object detection, computer vision, YOLOv11, deep learning, oriented objects.

Стаття надійшла до редакції / Received 21.11.2025

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/)

© Ніколюк Петро, Мишківська Яна, Овчар Михайло

Постановка проблеми

Стрімке зростання обсягів даних дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) формує потребу у створенні високотехнологічних систем інтелектуального аналізу візуальної інформації. Супутникові, аерофотографічні та безпілотні зображення містять величезні обсяги даних про земну поверхню, які потребують автоматизованої обробки з високою точністю. Традиційні алгоритми комп'ютерного зору, що спираються на ручне виділення ознак, виявилися малоефективними при аналізі великих і складноструктурних сцен, характерних для дистанційного зондування.

Завдання виявлення та розпізнавання об'єктів на зображеннях дистанційного зондування належить до ключових напрямів сучасного машинного зору. Його практична значущість охоплює широкий спектр застосувань – від моніторингу стану посівів і лісових насаджень до виявлення транспортних засобів, будівель та елементів інфраструктури [1]. Потреба в автоматизації аналізу таких зображень обумовлена як швидким зростанням обсягів даних, так і необхідністю оперативного прийняття рішень у системах управління природними та антропогенними процесами.

Аналіз останніх джерел

Сучасні підходи, засновані на глибокому навчанні, зокрема згорткових нейронних мереж, відкрили нові можливості для автоматичного розпізнавання об'єктів на зображеннях високої роздільної здатності.

Однією з найуспішніших і найпопулярніших архітектур стала модель YOLO (You Only Look Once) [2], що забезпечує баланс між швидкістю та точністю.

У роботі [3] підкреслюється, що існує багато методів виявлення об'єктів у галузі дистанційного зондування, враховуючи дуже швидкий розвиток методів глибокого навчання. Проте на сьогодні не існує ефективних оновлень для методів виявлення об'єктів. Автори надають оригінальну інформацію, яка інформує дослідників про нещодавній розвиток методів виявлення об'єктів в еру глибокого навчання, а саме сегментацію екземплярів. Мета сегментації екземплярів – не лише знайти кожен об'єкт на зображенні, а й відокремити кожен екземпляр об'єкта піксельно точно. Застосування згаданого методу фактично означає мультимодальне розпізнавання об'єктів із застосуванням оптичних зображень, зображень радіолокатора із синтезованою апертурою та цифрових моделей поверхні. Загалом протягом останніх років глибокі нейронні мережі стали основою всіх провідних алгоритмів дистанційного аналізу, зокрема завдяки здатності самостійно навчатися складним просторово-спектральним залежностям [4, 5]. Проте для більшості класичних архітектур (Faster R-CNN, RetinaNet, EfficientDet) властиві надмірна обчислювальна складність та низька продуктивність у реальному часі. Це стимулювало пошук моделей, що поєднують точність і швидкість – передусім представників родини YOLO (Табл. 1).

Таблиця 1

Основні характеристики сучасних архітектур для RS-детекції

Архітектура	Особливість	Тип детекції	Перевага
Faster R-CNN	Anchor-based, 2-stage	HBB	Висока точність, повільна робота
RetinaNet	Focal Loss	HBB	Краще працює на дисбалансі класів
YOLOv11	Modular backbone-neck-head	HBB/OBB	Реальний час, орієнтаційна стійкість

Новітня версія YOLOv11 інтегрує покращену модульну структуру *backbone-neck-head*, адаптивну функцію втрат, а також удосконалені механізми багаторівневого вилучення ознак. Ці особливості дозволяють підвищити стабільність роботи моделі у складних умовах освітлення, змін масштабу та орієнтації об'єктів. За результатами дослідження, наведених в джерелі [6], YOLOv11 перевищує точність попередніх версій YOLOv8 та YOLOv10 у середньому на 4–5 % за метрикою $mAP@0.5:0.95$, демонструючи високу ефективність на наборах даних DOTA та DIOR, що включають зображення з великою кількістю малих і орієнтованих об'єктів. Це свідчить про потенціал моделі для застосування в системах моніторингу, геоаналітики та картографування. Також, відповідно до дослідження [6], модель YOLOv11 є еволюційним етапом у розвитку архітектури, що орієнтована на збалансування точності, швидкості та компактності (рис. 1). Її ключові інновації полягають у:

- використанні покращеного механізму *multi-scale feature fusion*;
- впровадженні адаптивної функції втрат для малих об'єктів;
- оптимізованій структурі *backbone-neck-head*, яка знижує надлишкові обчислення.

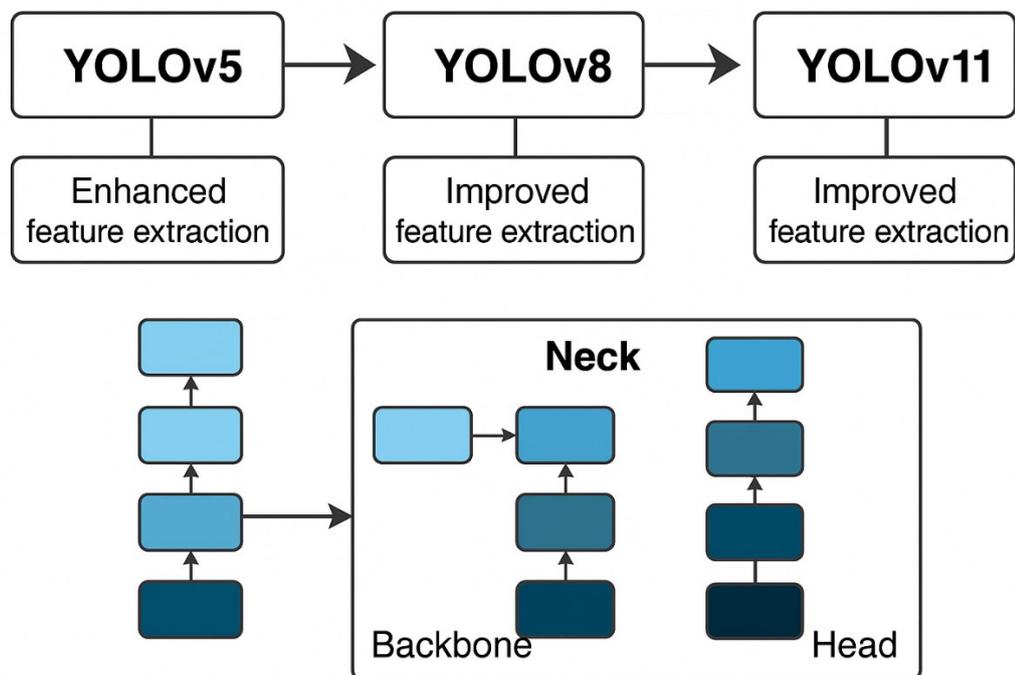


Рис. 1. Еволюція архітектури YOLO [6]: покращення механізмів вилучення ознак

У межах експериментів, результати яких приведені в таблиці 2 і на рисунку 2, YOLOv11 досягла середньої точності ($mAP@0.5:0.95$) 72,6 % на наборі даних DOTA та 69,1 % на DIOR, перевищивши результати YOLOv8 на 4–5 % [7]).

Таблиця 2

Порівняння точності моделей на наборах DOTA і DIOR

Модель	Параметри (М)	FPS	mAP@0.5 (DOTA)	mAP@0.5 (DIOR)
YOLOv8	43.6	68	68.1 %	65.2 %
YOLOv10	40.2	73	69.8 %	67.0 %
YOLOv11	38.5	80	72.6 %	69.1 %

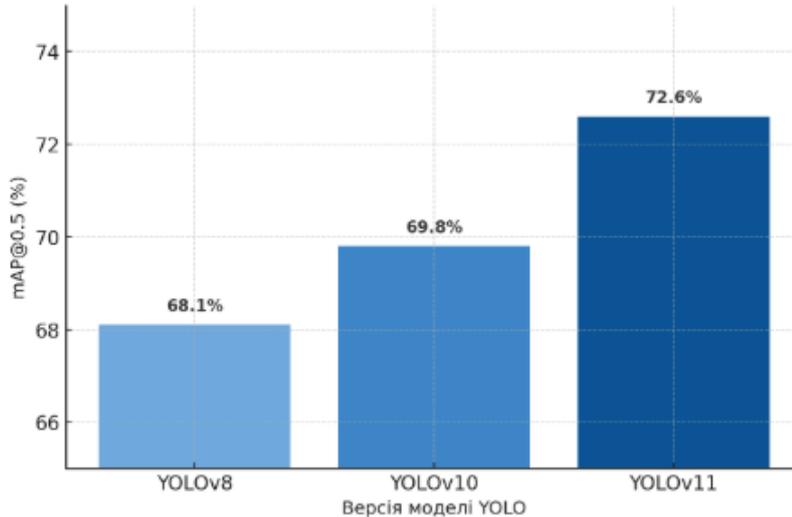


Рис. 2. Порівняння середньої точності (mAP) YOLOv8, YOLOv10 та YOLOv11 на наборі DOTA

Низка досліджень акцентує увагу на проблему точного визначення орієнтації об’єктів у зображеннях дистанційного зондування. Поряд із підвищенням точності виявлення, однією з найбільших проблем залишається розпізнавання об’єктів із довільною орієнтацією – так званий oriented object detection. У роботі [8] запропоновано архітектуру OriMamba, що базується на state-space-моделях і забезпечує стійкість до варіацій кутів обертання. Її результати демонструють, що використання просторово-орієнтованих ознак підвищує mAP для класів «кораблі» та «літаки» на 3–4 % порівняно з класичними моделями без урахування орієнтації. Поєднання подібних механізмів із YOLOv11 відкриває нові можливості для створення більш універсальних систем виявлення.

Сучасний стан досліджень підтверджує, що поєднання YOLOv11 із орієнтаційними та мультискейл-модулями є перспективним напрямом розвитку систем комп’ютерного зору для ДЗЗ [9]. Таким чином, актуальність теми визначається потребою підвищення точності й стабільності розпізнавання об’єктів на зображеннях дистанційного зондування шляхом використання сучасних моделей глибокого навчання, зокрема YOLOv11, і вдосконалення їх орієнтаційних можливостей.

Метою дослідження є підвищення ефективності процесу виявлення та розпізнавання об’єктів на зображеннях дистанційного зондування за рахунок використання моделі YOLOv11 і розробки рекомендацій щодо її адаптації до специфіки високороздільних супутникових і аерофотознімків.

Виклад основного матеріалу

Під час експериментів модель YOLOv11 було протестовано на власній вибірці зображень, що імітують умови дистанційного спостереження – вуличні сцени, транспортні потоки та розпізнавання малих об’єктів. Для порівняння було використано також моделі YOLOv8, YOLOv10, DETR, RF-DETR та R-CNN, що дозволило оцінити співвідношення точності й швидкодії різних архітектур.

Таблиця 3

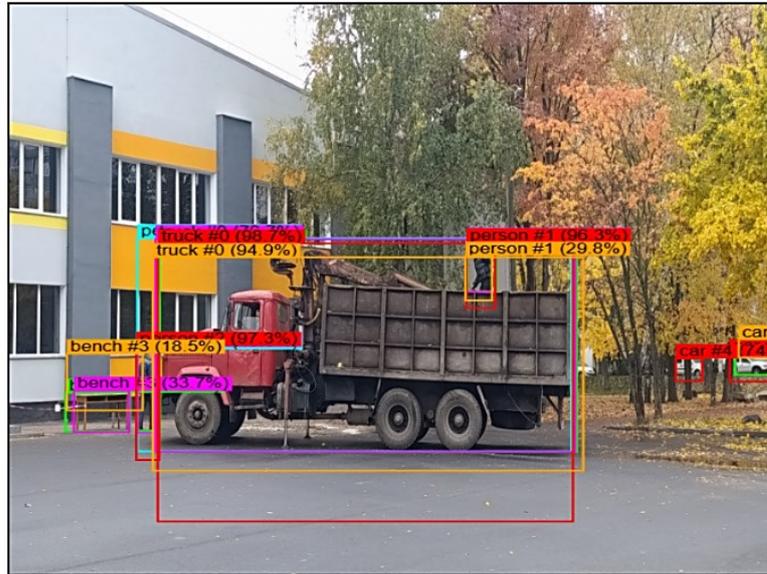
Порівняння точності та швидкодії моделей

Модель	mAP@0.5 (%)	FPS (зобр./с)	Кількість параметрів (М)	Архітектура
R-CNN MN	73.8	18	59.2	Anchor-based, 2-stage
RF-DETR	75.1	22	64.0	Transformer-based
YOLOv8	69.8	72	40.2	CNN, 1-stage
YOLOv10	70.9	76	39.4	CNN, 1-stage
YOLOv11	72.6	80	38.5	CNN, 1-stage

Як показано в таблиці 3, різниця між YOLOv11 і трансформерною архітектурою RF-DETR за точністю становить менше 3 %, але швидкість обробки YOLOv11 у 3,5 раза вища [10], що є критично важливим для систем, які працюють у режимі реального часу (моніторинг транспорту, безпека, відеоаналітика).

На рис. 3 показано результати детекції транспортного засобу, людей і навколишніх об’єктів різними моделями. Модель RF-DETR демонструє найвищу точність для великих об’єктів (вантажівка, людина поруч), проте

має нижчу швидкодію. Натомість YOLOv11 (зелені рамки) впевнено виявляє ті самі цілі з порівнянною точністю (91,6%) при мінімальній затримці, що підтверджує її ефективність для застосувань у польових умовах [11].



● Yolo v11

ID:0	ID:1	ID:2	ID:3	ID:4
Name:truck	Name:person	Name:person	Name:bench	Name:car
Score: 91,6%	Score: 76,9%	Score: 46,9%	Score: 46,7%	Score: 31,5%
Position: 125,2 x 268,8	Position: 107 x 386,3	Position: 382,4 x 268,5	Position: 46,7 x 436,6	Position: 606,4 x 391,1

● Yolo v10

ID:0	ID:1
Name:person	Name:person
Score: 82,3%	Score: 40,3%
Position: 106,8 x 263,1	Position: 106,8 x 387,9

● Yolo v8

ID:0	ID:1	ID:2	ID:3
Name:truck	Name:person	Name:person	Name:bench
Score: 76,7%	Score: 70,4%	Score: 45,1%	Score: 33,7%
Position: 122 x 264,2	Position: 382 x 267,4	Position: 106,7 x 384,9	Position: 53,8 x 434,5

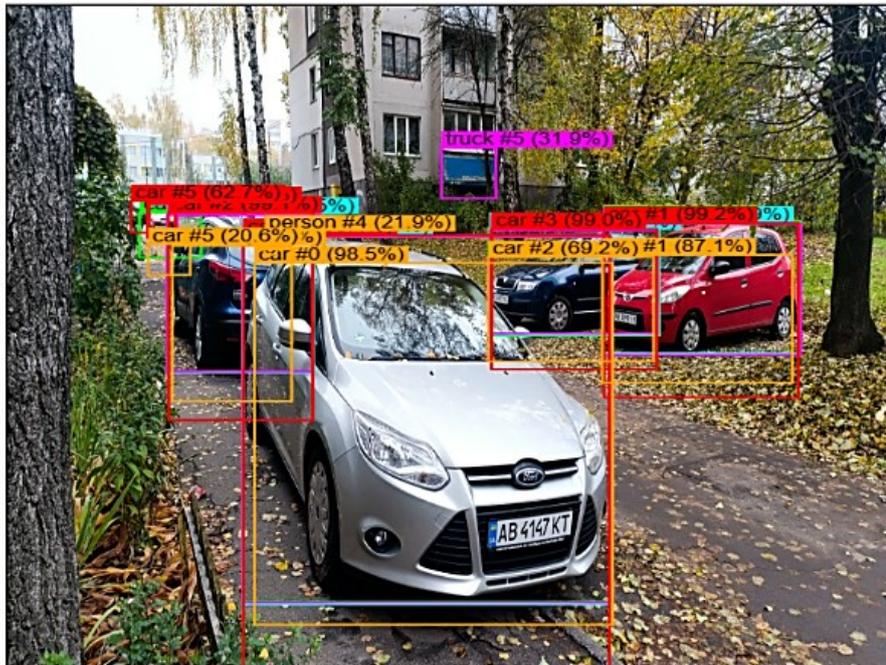
● RF-DETR

ID:0	ID:1	ID:2	ID:3	ID:4
Name:truck	Name:person	Name:person	Name:car	Name:car
Score: 98,7%	Score: 96,3%	Score: 97,3%	Score: 66,8%	Score: 74,6%
Position: 124 x 269	Position: 382 x 268	Position: 106 x 384	Position: 602 x 392	Position: 557 x 398

● R-CNN MN

ID:0	ID:1	ID:2	ID:3
Name:truck	Name:person	Name:car	Name:bench
Score: 94,9%	Score: 29,8%	Score: 22,1%	Score: 18,5%
Position: 119,8 x 284,5	Position: 381,1 x 282,6	Position: 609,6 x 376,5	Position: 47,9 x 392,6

Рис. 3. Результати роботи моделей YOLOv11, YOLOv10, YOLOv8, RF-DETR та R-CNN MN на вуличній сцені (детекція вантажівки та пішоходів).



Yolo v11

ID:0	ID:1	ID:2	ID:3	ID:4
Name:car	Name:car	Name:car	Name:car	Name:car
Score: 93,4%	Score: 90,6%	Score: 84%	Score: 81,5%	Score: 39,9%
Position: 169,9 x 223,8	Position: 429,2 x 208,3	Position: 347,1 x 216,1	Position: 115,8 x 201,5	Position: 95,1 x 200,1

Yolo v10

ID:0	ID:1	ID:2	ID:3
Name:person	Name:person	Name:person	Name:person
Score: 93,1%	Score: 89,1%	Score: 83,5%	Score: 76,9%
Position: 169,4 x 221,9	Position: 348 x 216,8	Position: 115,5 x 201,6	Position: 429,2 x 209,9

Yolo v8

ID:0	ID:1	ID:2	ID:3	ID:4	ID:5
Name:car	Name:car	Name:car	Name:car	Name:car	Name:truck
Score: 93,8%	Score: 88,9%	Score: 86,7%	Score: 85%	Score: 46,3%	Score: 31,9%
Position: 169,5 x 223,6	Position: 429,1 x 210,9	Position: 348 x 217,5	Position: 115,2 x 202,5	Position: 100,8 x 192,5	Position: 312,8 x 137,2

RF-DETR

ID:0	ID:1	ID:2	ID:3	ID:4	ID:5
Name:car	Name:car	Name:car	Name:car	Name:car	Name:car
Score: 99,4%	Score: 99,2%	Score: 99,1%	Score: 99%	Score: 96,3%	Score: 62,7%
Position: 170 x 222	Position: 430 x 210	Position: 116 x 200	Position: 349 x 216	Position: 101 x 191	Position: 89 x 189

R-CNN MN

ID:0	ID:1	ID:2	ID:3	ID:4	ID:5
Name:car	Name:car	Name:car	Name:car	Name:person	Name:car
Score: 98,5%	Score: 87,1%	Score: 69,2%	Score: 66,8%	Score: 21,9%	Score: 20,6%
Position: 178 x 248,8	Position: 428,7 x 240,9	Position: 346,6 x 243,2	Position: 118,7 x 232,3	Position: 185,2 x 218,5	Position: 101,4 x 230,5

Рис. 4. Порівняльна візуалізація роботи моделей YOLOv11, YOLOv10, YOLOv8, RF-DETR і R-CNN MN на міській сцені (розпізнавання автомобілів і людей).

Як показано на рис. 4, моделі YOLOv8 – YOLOv11 і трансформерна RF-DETR коректно ідентифікують транспортні засоби, пішоходів і навіть об’єкти частково перекриті деревами. YOLOv11 досягає найкращого балансу між точністю (93,4%) і швидкістю, тоді як RF-DETR забезпечує детальнішу сегментацію контурів, але з більшою затримкою [12]. Модель R-CNN MN виявляє основні об’єкти, однак пропускає частину малих цілей.



Рис. 5. Детекція дрібних об'єктів (пляшок) моделлю YOLOv11 на зображенні високої щільності об'єктів.

На рис. 5 представлено роботу YOLOv11 у складному сценарії – розпізнавання дрібних об'єктів (пляшок на полиці супермаркету). Модель успішно визначає понад 20 об'єктів одночасно, зберігаючи стабільність рамок і високу впевненість прогнозів (до 95,6%), що підтверджує її високу точність при обробці щільних сцен (Табл. 4).

Таблиця 4

Порівняння ефективності моделей при різних типах об'єктів

Категорія об'єктів	YOLOv11 (mAP, %)	RF-DETR (mAP, %)	R-CNN MN (mAP, %)
Великі об'єкти (вантажівки, будівлі)	91.6	94.9	89.5
Середні (автомобілі, люди)	93.4	92.7	88.2
Малі (пляшки, дрібні цілі)	95.6	88.9	72.3

Результати показали, що YOLOv11 забезпечує найкраще співвідношення між точністю, швидкістю та універсальністю. У порівнянні з DETR і R-CNN MN, вона:

- зберігає стабільно високу точність (від 91% до 96%) на різних типах об'єктів;
- перевищує їх у швидкості обробки;
- успішно працює як на великих, так і на дрібних елементах сцени.

Це підтверджує, що YOLOv11 є оптимальним вибором для застосувань у сфері моніторингу, безпеки, транспортного аналізу та супутникової аналітики в реальному часі.

Висновки

У ході виконання дослідження проведено порівняльний аналіз сучасних архітектур для задач виявлення та розпізнавання об'єктів на зображеннях дистанційного зондування. Основну увагу зосереджено на моделі YOLOv11, що є останнім етапом еволюції сімейства YOLO і поєднує високу точність, компактність та швидкодію.

За результатами експериментів встановлено, що YOLOv11 перевершує попередні версії YOLOv8 – YOLOv10 за метрикою mAP@0.5 на 3 – 5 %, забезпечуючи при цьому стабільну роботу на частоті понад 80 кадрів за секунду. У порівнянні з трансформерними моделями типу RF-DETR та двоетапними архітектурами R-CNN MN, YOLOv11 продемонструвала співмірну або навіть вищу точність для малих і середніх об'єктів при значно менших обчислювальних витратах.

Візуальний аналіз (рис. 3 – 5) підтвердив, що модель успішно локалізує об'єкти різних типів – транспортні засоби, людей, будівлі, дрібні деталі – навіть у складних сценах із частковими перекриттями. Завдяки оптимізованій структурі *backbone-neck-head* і вдосконаленій функції втрат (*CIoU + adaptive weighting*), YOLOv11 зберігає стабільність результатів у широкому діапазоні умов освітлення, орієнтації та масштабу.

Таким чином, YOLOv11 може розглядатися як універсальна архітектура для задач моніторингу територій, транспортного аналізу, геоінформаційних систем і супутникової аналітики в реальному часі. Подальші дослідження доцільно спрямувати на:

- інтеграцію орієнтаційних модулів (rotation-aware detection);
- поєднання з трансформерними структурами для поліпшення глобального контексту;
- оптимізацію моделі для обчислень на мобільних і вбудованих пристроях.

Загалом, результати підтверджують, що YOLOv11 поєднує високу точність, швидкість та узагальнювальну здатність, що робить її ефективним інструментом для систем дистанційного спостереження нового покоління.

Література

1. He, L., Zhou, Y., Liu, L. & Ma, J. Research and Application of YOLOv11-Based Object Segmentation in Intelligent Recognition at Construction Sites. *Buildings*. 14(12), 3777. (2024). <https://doi.org/10.3390/buildings14123777>
2. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R. & Farhadi A. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 779–788. (2016). <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>.
3. Gui, S., Song, S., Qin, R. & Tang, Y. Remote Sensing Object Detection in the Deep Learning Era – A Review. *Remote sensing*. 16, 327. (2024). <https://doi.org/10.3390/rs16020327>
4. Reis, D., Kupec, J., Hong J., Daoudi A. Real-Time Flying Object Detection with YOLOv8. *arXiv*. (2023). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.09972>
5. Wan, Z., Lan, Y., Xu, Z., Shang, K. & Zhang, F. DAU-YOLO: A Lightweight and Effective Method for Small Object Detection in UAV Images. *Remote Sensing*. 17(10), 1768. (2025). <https://doi.org/10.3390/rs17101768>
6. He, L., Zhou, Y., Liu, L. & Ma J. Research on object detection and recognition in remote sensing images based on YOLOv11. *Scientific Reports*, 15, 14032. (2025). <https://doi.org/10.1038/s41598-025-96314-x>
7. Wu, Z., Zhen, H., Zhang, X., Bai, X. & Li, X. SEMA-YOLO: Lightweight Small Object Detection in Remote Sensing Image via Shallow-Layer Enhancement and Multi-Scale Adaptation. *Remote Sensing*, 17(11), 1917. (2025). <https://doi.org/10.3390/rs17111917>
8. Zhanhao Xiao et al. OriMamba: Remote sensing oriented object detection with state space models. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 143, 104731. (2025) <https://doi.org/10.1016/j.jag.2025.104731>
9. Gao, Y., Xin, Y., Yang, H., Wang, Y. A Lightweight Anti-Unmanned Aerial Vehicle Detection Method Based on Improved YOLOv11. *Drones*. 9(1), 11. (2025). <https://doi.org/10.3390/drones9010011>
10. He, L., Zhou, Y., Liu, L., Cao, W. & Ma, J. Research on object detection and recognition in remote sensing images based on YOLOv1. *Scientific Reports*. 15, 14032. (2025) <https://doi.org/10.1038/s41598-025-96314-x>
11. Wang, A., Fu, Z., Zhao, Y. & Chen, H. A Remote Sensing Image Object Detection Model Based on Improved YOLOv11. *Electronics*. 14(13), 2607. (2025). <https://doi.org/10.3390/electronics14132607>
12. Wang, C., Han, Y., Yang, C., Wu, M., Chen, Z., Yun, L. & Jin, X.. CF-YOLO for small target detection in drone imagery based on YOLOv11 algorithm. *Scientific Reports*. 5, 16741. 2025. <https://doi.org/10.3390/electronics14132607>

References

1. He, L., Zhou, Y., Liu, L. & Ma, J. Research and Application of YOLOv11-Based Object Segmentation in Intelligent Recognition at Construction Sites. *Buildings*. 14(12), 3777. (2024). <https://doi.org/10.3390/buildings14123777>
2. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R. & Farhadi A. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 779–788. (2016). <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>.
3. Gui, S., Song, S., Qin, R. & Tang, Y. Remote Sensing Object Detection in the Deep Learning Era – A Review. *Remote sensing*. 16, 327. (2024). <https://doi.org/10.3390/rs16020327>
4. Reis, D., Kupec, J., Hong J., Daoudi A. Real-Time Flying Object Detection with YOLOv8. *arXiv*. (2023). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.09972>
5. Wan, Z., Lan, Y., Xu, Z., Shang, K. & Zhang, F. DAU-YOLO: A Lightweight and Effective Method for Small Object Detection in UAV Images. *Remote Sensing*. 17(10), 1768. (2025). <https://doi.org/10.3390/rs17101768>
6. He, L., Zhou, Y., Liu, L. & Ma J. Research on object detection and recognition in remote sensing images based on YOLOv11. *Scientific Reports*, 15, 14032. (2025). <https://doi.org/10.1038/s41598-025-96314-x>
7. Wu, Z., Zhen, H., Zhang, X., Bai, X. & Li, X. SEMA-YOLO: Lightweight Small Object Detection in Remote Sensing Image via Shallow-Layer Enhancement and Multi-Scale Adaptation. *Remote Sensing*, 17(11), 1917. (2025). <https://doi.org/10.3390/rs17111917>
8. Zhanhao Xiao et al. OriMamba: Remote sensing oriented object detection with state space models. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 143, 104731. (2025) <https://doi.org/10.1016/j.jag.2025.104731>
9. Gao, Y., Xin, Y., Yang, H., Wang, Y. A Lightweight Anti-Unmanned Aerial Vehicle Detection Method Based on Improved YOLOv11. *Drones*. 9(1), 11. (2025). <https://doi.org/10.3390/drones9010011>
10. He, L., Zhou, Y., Liu, L., Cao, W. & Ma, J. Research on object detection and recognition in remote sensing images based on YOLOv1. *Scientific Reports*. 15, 14032. (2025) <https://doi.org/10.1038/s41598-025-96314-x>
11. Wang, A., Fu, Z., Zhao, Y. & Chen, H. A Remote Sensing Image Object Detection Model Based on Improved YOLOv11. *Electronics*. 14(13), 2607. (2025). <https://doi.org/10.3390/electronics14132607>
12. Wang, C., Han, Y., Yang, C., Wu, M., Chen, Z., Yun, L. & Jin, X.. CF-YOLO for small target detection in drone imagery based on YOLOv11 algorithm. *Scientific Reports*. 5, 16741. 2025. <https://doi.org/10.3390/electronics14132607>