

SECTION 12.

COMPUTER AND SOFTWARE ENGINEERING

DOI 10.36074/logos-05.09.2025.024

ВИЯВЛЕННЯ ОБ'ЄКТІВ У МАСИВАХ ДАНИХ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Лупаленко Олег Володимирович¹

1. заступник начальника кафедри
Військова академія (м. Одеса), УКРАЇНА
ORCID ID: 0000-0002-9457-8473

Виявлення об'єктів у масивах цифрових зображень — ключова задача комп'ютерного зору, яка набуває особливого значення в умовах розвитку автономних систем [1], розвідки [2], медицини, промисловості та безпеки.

Аналіз робіт науковців [3-7] у галузі обробки зображень показує що сучасні технології дозволяють здійснювати виявлення об'єктів у масивах цифрових зображень у реальному часі з високою точністю.

Метою доповіді є демонстрація сучасних методів, алгоритмів та технологій, що використовуються для виявлення об'єктів у масивах даних цифрових зображень, а також окреслення напрямів їхнього розвитку з урахуванням новітніх досягнень у галузі комп'ютерного зору та штучного інтелекту (AI).

Еволюція методів попередньої обробки.

Традиційні фільтри (середній, медіанний, гаусівський) поступово доповнюються або замінюються адаптивними алгоритмами, що враховують складність сцени, локальні особливості зображення та характер завад.

Застосовуються адаптивні алгоритми шумозаглушення, наприклад BM3D (Block-Matching and 3D Filtering), який поєднує фільтрацію в просторово-схожих блоках із трансформованим згортанням для покращеного збереження структури зображення [7]. Цей підхід дозволяє ефективно видаляти шум без втрати важливих деталей, що особливо критично для виявлення тонких контурів об'єктів.

Нормалізація контрасту з урахуванням локальних особливостей сцени – використовується метод обмеженого контрастом адаптивного вирівнювання гістограми (CLAHE), який дозволяє підвищити видимість об'єктів у тінях або засвічених ділянках зображення. Також активно впроваджуються методи підсилення контурів через нелінійне розширення локального динамічного діапазону [7].

Динамічна бінаризація – застосовуються глибокі автоенкодера та згорткові нейронні мережі, які автоматично навчаються виділяти релевантні структурні ознаки зображення навіть за умов низького контрасту або зашумленості [5]. Такий підхід дозволяє не лише переводити зображення в бінарну форму, а й попередньо сегментувати об'єкти, що сприяє підвищенню точності подальшого аналізу.

Крім того, у сучасних системах обробки зображень активно застосовуються:

- методи супермасштабування (super-resolution) на базі нейромереж для відновлення дрібних об'єктів [5];
- детектори оптичного потоку для попередньої оцінки змін у послідовностях зображень [7];
- семантична фільтрація для приглушення інформаційного шуму (наприклад, рослинності чи хмар), що не несе ознак технічних об'єктів [4].

Еволюція методів попередньої обробки дозволяє підвищити якість вхідних даних, зменшити кількість помилкових спрацьовувань у подальших етапах обробки та забезпечити надійну роботу алгоритмів виявлення та розпізнавання об'єктів, особливо у складних умовах бойового застосування.

Сучасні підходи до сегментації зображень.

Класичні методи сегментації (порогова обробка, регіональне зростання, кластеризація, графові підходи тощо) поступово доповнюються і витісняються глибокими нейронними мережами, зокрема сегментаційними архітектурами, такими як U-Net, DeepLabv3+, SegFormer та Mask R-CNN [4,5]. Ці підходи забезпечують високу піксельну точність у розділенні об'єктів на фоні навіть при низькому контрасті або зашумленості даних.

Інтелектуальне виділення ознак.

Використання гібридних дескрипторів, що поєднують локальні (SIFT, ORB) та глобальні (HOG, LBP) ознаки, доповнюється самонавчальними моделями на основі глибоких нейронних мереж, що формують релевантні ознаки без явного програмування [5].

Прорив у детекції завдяки глибокому навчанню.

У сучасних системах активно використовуються вдосконалені архітектури:

- YOLOv8 (You Only Look Once), Detectron2, RT-DETR — для високошвидкісного виявлення у відеопотоці [6];
- Transformer-архітектури (наприклад, DETR) — для контекстуального виявлення об'єктів у складних сценах [3];
- Мультимодальні моделі (CLIP, DINO) — для виявлення об'єктів за текстовим описом [5].

SECTION 12.

COMPUTER AND SOFTWARE ENGINEERING

Постобробка результатів.

Не-максимальне пригнічення (Non-Maximum Suppression – NMS) доповнюється варіантами з урахуванням контексту (Soft-NMS, Weighted NMS), а фільтрація помилкових детекцій реалізується на основі ансамблю моделей і евристичних правил [6].

Обробка в реальному часі.

Зростає роль оптимізації обчислень: застосовуються компактні моделі (MobileNet, NanoDet), моделі з глибинною квантизацією, а також апаратне прискорення на базі GPU/TPU/FPGA [5,7].

Виклики та перспективи.

Виявлення об'єктів у складних умовах: туман, зашумленість, зміна масштабу та положення об'єктів.

Розпізнавання об'єктів з частковим перекриттям або камуфляжем.

Інтеграція даних з кількох сенсорів (мультимодальне виявлення: RGB + ІЧ + LiDAR) [1-3,5].

Використання штучного інтелекту наступного покоління (нейросимволічні моделі, генеративні моделі типу SAM — Segment Anything Model) [4,5].

Сучасні системи виявлення об'єктів вийшли далеко за межі класичних алгоритмів, перетворившись на самонавчальні адаптивні AI-модулі. Їх точність і швидкодія дозволяють реалізовувати складні прикладні рішення в умовах динамічного середовища. Інтеграція новітніх алгоритмів глибокого навчання та мультимодального аналізу відкриває нові горизонти в розпізнаванні об'єктів у цифрових зображеннях.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ:

- [1] Абрамов, С., Лупаленко, О., & Білоус, Г. (2021). Система автономного руху і управління середньотонажного військового автомобіля. Збірник наукових праць Військової академії (м. Одеса), 2, 191–200. <https://doi.org/10.37129/2313-7509.2021.16.191-200> (Accessed: July 3, 2025)
- [2] Лупаленко, О. (2024). ВИБІР ПОКАЗНИКІВ І КРИТЕРІЇВ ОЦІНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ РЕЛЕВАНТНОГО ПОШУКУ ЗМІН У МАСИВАХ ДАНИХ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ ТЕХНІЧНИХ ЗАСОБІВ РОЗВІДКИ. Collection of Scientific Papers «Λ'ΟΓΟΣ», (July 19, 2024; Boston, USA), 180–182. <https://doi.org/10.36074/logos-19.07.2024.032> (Accessed: July 3, 2025)
- [3] Carion, N., Massa, F., Synnaeve, G., Usunier, N., Kirillov, A., & Zagoruyko, S. (2020). End-to-end object detection with transformers. arXiv preprint arXiv:2005.12872. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.12872> (Accessed: July 8, 2025)
- [4] Chen, L.-C., Papandreou, G., Schroff, F., & Adam, H. (2017). Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation. arXiv preprint arXiv:1706.05587. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.05587> (Accessed: July 8, 2025)
- [5] Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep learning. The MIT Press.
- [6] Redmon, J., & Farhadi, A. (2018). YOLOv3: An incremental improvement. arXiv preprint arXiv:1804.02767. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.02767> (Accessed: July 8, 2025)
- [7] Szeliski, R. (2022). Computer vision: Algorithms and applications. Springer Nature. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-34372-9> (Accessed: July 3, 2025)