

# СИСТЕМА РАСПОЗНАВАНИЯ НАЗЕМНЫХ ОБЪЕКТОВ ДЛЯ БПЛА НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ YOLOv8m

Горев Е.В

Учреждение образования «Национальный детский технопарк»

Дубовик И.А кандидат технических наук, доцент

Аннотация. Разработана система автоматического обнаружения и классификации наземных и воздушных объектов по видеопотоку с БПЛА на базе нейронной сети YOLOv8m. Система обеспечивает распознавание 13 классов объектов с  $mAP@0.5 = 0,901$  в реальном времени при задержке 97–183 мс и скорости 18–22 кадра/с.

Современные БПЛА широко применяются в задачах разведки, мониторинга территорий и охраны объектов. Ключевым компонентом таких систем является модуль автоматического распознавания объектов, позволяющий идентифицировать цели без участия оператора. Существующие системы ограничены 5–10 классами и не обеспечивают  $mAP$  выше 0,88 при работе в реальном времени [1, 2, 3]. Двухпроходные детекторы (Faster R-CNN, Mask R-CNN) точны, однако не соответствуют требованиям реального времени; лёгкие архитектуры для встроенных платформ быстры, но существенно уступают по точности. Задача одновременного достижения широкого охвата классов, высокой точности и малой задержки остаётся актуальной.

Разработанная система распознаёт 13 классов: наземную технику (легковые автомобили, бронетехника, артиллерия), личный состав, стрелковое оружие, суда, авиатехнику (самолёты, вертолёты, БПЛА), объекты инфраструктуры. Для обучения сформирован датасет из 104503 аэро и сухопутных снимков на основе открытых коллекций VisDrone 2021, DOTA v2.0, MO-UAV и собственной аэросъёмки с высот 50–500 м при различных условиях освещения. Разметка выполнялась двумя операторами с перекрёстной верификацией. Применялись аугментации Mosaic, случайные геометрические трансформации и изменение яркостных характеристик изображений.

Система построена на основе YOLOv8m — anchor-free однопроходного детектора с backbone CSPDarknet и агрегацией признаков PANet на трёх масштабных уровнях (128×128, 64×64, 32×32) [4]. Количество параметров модели составляет 25,9 млн. Обучение проводилось с применением оптимизатора AdamW на предобученных весах COCO 2017 в течение 200 эпох (ранняя остановка). Наилучший результат достигнут на 106-й эпохе: Precision = 0,900, Recall = 0,851,  $mAP@0.5 = 0,901$  при скорости 18–22 кадра/с и разрешении 1024×1024 пикс. [4, 5]. Подробные результаты по классам приведены в таблице 1.

Таблица 1 — Результаты распознавания по основным классам

Класс объекта	Precision	Recall	$mAP@0.5$
Бронетехника	0,912	0,876	0,908
Авиатехника	0,920	0,871	0,911
Человек	0,867	0,812	0,856
Оружие	0,823	0,764	0,814
Наземные сооружения	0,879	0,828	0,869
Среднее по всем	0,900	0,851	0,901

Система реализована в виде веб-приложения на основе Flask: видеосигнал с БПЛА принимается по протоколу RTSP/UDP, обрабатывается нейронной сетью и транслируется оператору в формате MJPEG. Суммарная задержка обработки кадра составляет 97–183 мс (инференс 45–82 мс, постобработка NMS 8–15 мс, передача 32–68 мс), что соответствует требованию реального времени. Интерфейс позволяет настраивать пороги уверенности, выбирать отображаемые классы и вести запись аннотированного видеопотока. В сравнении с аналогами (MO-UAV:  $mAP = 0,831$ , 7 классов; DOTA YOLOv5:  $mAP = 0,758$ ) разработанная система обеспечивает наилучшее сочетание точности, охвата классов и задержки обработки [3, 4].

Таким образом, разработанная система на основе YOLOv8m обеспечивает распознавание 13 классов объектов с  $mAP@0.5 = 0,901$  при задержке 97–183 мс, превосходя существующие аналоги по совокупности показателей. Дальнейшее развитие планируется в направлениях: интеграция алгоритмов трекинга (ByteTrack), адаптация модели под бортовые вычислительные модули NVIDIA Jetson Orin, а также расширение датасета за счёт синтетических данных Unreal Engine.

#### Список использованных источников:

1. Zhu P. et al. Detection and Tracking Meet Drones Challenge // IEEE TPAMI. — 2021. — Vol. 44, No. 11. — P. 7380–7399.
2. Xia G.-S. et al. DOTA: A Large-Scale Dataset for Object Detection in Aerial Images // CVPR. — 2018. — P. 3974–3983.
3. Mandal M. et al. MO-UAV: Multi-Object Detection in UAV Images // SPCOM. — 2021.
4. Jocher G. et al. Ultralytics YOLOv8. — 2023. — DOI: 10.5281/zenodo.8347048.
5. Loshchilov I., Hutter F. Decoupled Weight Decay Regularization // ICLR. — 2019.