

## **Разработка алгоритмов комплексного мультиспектрального оптического обнаружения беспилотных летательных аппаратов по видеоизображениям с ИК- и УФ-лазерной подсветкой объекта**

**Анфимов Дмитрий Романович**

МГТУ им. Н.Э. Баумана

anfimovdr@student.bmstu.ru

**Назолин Андрей Леонидович**

МГТУ им. Н.Э. Баумана

nazolin72@mail.ru

**Винтайкин Иван Борисович**

АО «Центр прикладной физики МГТУ им. Н.Э. Баумана»

Vintaikin\_IVan@mail.ru

**Голяк Илья Семенович**

МГТУ им. Н.Э. Баумана

iliyagol@mail.ru

**Глушков Владимир Леонидович**

МГТУ им. Н.Э. Баумана

vladimirglushkov@yandex.ru

**Морозов Андрей Николаевич**

МГТУ им. Н.Э. Баумана

amor@bmstu.ru

*Представлены алгоритмы комплексного мультиспектрального оптического обнаружения беспилотных летательных аппаратов в инфракрасном, видимом и ультрафиолетовом диапазонах с активной инфракрасной и ультрафиолетовой подсветкой. Основу алгоритма составляет глубокая сверточная нейронная сеть YOLO v4, которая была выбрана в результате численных экспериментов по трем критериям: наибольшее быстроедействие, наивысшая точность и чувствительность.*

**Ключевые слова:** беспилотные летательные аппараты, сверточные нейронные сети, мультиспектральное обнаружение, глубокое обучение

### **Введение**

Существует множество разных подходов к распознаванию объектов по изображению [1]. Самый простой метод выбора узнаваемых признаков — тот, который возлагается на оператора. Оператор анализирует изображение с камеры и выбирает характеристики из предварительно сформированной таблицы. Программная часть сравнивает выбранные характеристики с базой данных и выбирает модель беспилотного летательного аппарата (БПЛА), наиболее близкую к описанию. Этот метод чрезвычайно прост в реализации, и основная трудность заключается в создании обширной базы данных. Однако непосредственное участие оператора в процессе обработки изображения является существенным недостатком. Для решения задачи распознавания объектов широко используются методы, основанные на выделении контуров. Для извлечения и сравнения контуров объектов используются следующие методы: скрытые марковские модели, дескриптор Фурье и другие [2]. У них есть некоторые преимущества и недостатки, связанные с вычислительной сложностью, достижимой точностью, проблемами реализации, надежностью и масштабируемостью. Сверточные нейронные

сети — новое перспективное направление в области распознавания объектов по изображениям.

Сверточная нейронная сеть (CNN) — это архитектура нейронных сетей [3], предназначенная для эффективного распознавания образов [4]. Идея сверточных нейронных сетей заключается в чередовании сверточных и полносвязных слоев. Сверточный слой позволяет комбинировать значения соседних пикселей и выделять более общие особенности изображения. Сетевая структура является однонаправленной (без обратной связи) и по сути многослойной. CNN могут использоваться для классификации, семантической сегментации, распознавания объектов и сегментации экземпляров.

Рассматриваемая в данной работе проблема распознавания БПЛА по видеокадрам с использованием нейросетей соответствует задаче обнаружения подвижных объектов оптическими методами. Поэтому далее при обработке и анализе видеок кадров будем использовать термин «распознавание образов» для решения задачи обнаружения подвижных объектов методами оптической локации.

Для решения задачи оптического обнаружению БПЛА в городских условиях важна скорость обработки кадра с камеры. Поэтому в данной работе использованы модификации нейронной сети YOLO (You Only Look Once), такие как YOLO v.3 [5], YOLO v.4 [6] и YOLO v.3-SPP.

## Выбор нейронной сети

Для выбора нейронной сети, решающей задачу, обнаружения БПЛА методами оптической локации проведены тестовые эксперименты с тремя разными нейронными сетями YOLO v.3, YOLO v.3 — SPP, YOLO v.4. Сеть YOLO использует архитектуру Darknet-53. Именно эти нейросети были выбраны, как наиболее быстродействующие. Сначала каждая из нейронных сетей была обучена на 3500 изображениях с размером кадра 416×416 и 608×608. Процесс обучения проводился на видеокарте NVIDIA TESLA P100 с 16 ГБ видеопамяти. Тренировочный набор состоял из разных типов дронов [7]. На обучающих видеок кадрах также присутствовали дроны на разном удалении от камеры. Основной интерес вызывало решение задачи распознавание БПЛА на значительном удалении от камеры. Поэтому для тестирования использовалось видео с БПЛА на большом расстоянии. Тестовая выборка состояла из 544 изображений. Тестирование проводилось на видеокарте NVIDIA GTX 1650 с 896 ядрами CUDA на архитектуре Turing.

После обучения нейросетей проведено тестирование на тестовой выборке. Результаты представлены в таблице. После уменьшения тестового изображения до размера 416×416 пикселей, минимальный размер обнаруженного БПЛА составил 6×8 пикселей, а до размера 608×608 пикселей — 9×12 пикселей. Скорость распознавания на размере кадра 608×608 пикселей составила 10–12 кадров в секунду, а на размере кадра 416×416 пикселей — 20–22 кадра в секунду. Порог отсечки (величина вероятности распознавания, ниже которой объект не классифицируется как БПЛА) равен 0,5. Расчет точности и чувствительности проведен по следующим формулам:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP};$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN};$$

где *Precision* — точность; *Recall* — чувствительность; *TP* — истинно-положительные результаты; *FP* — ложно-положительные результаты; *FN* — ложно-отрицательные результаты.

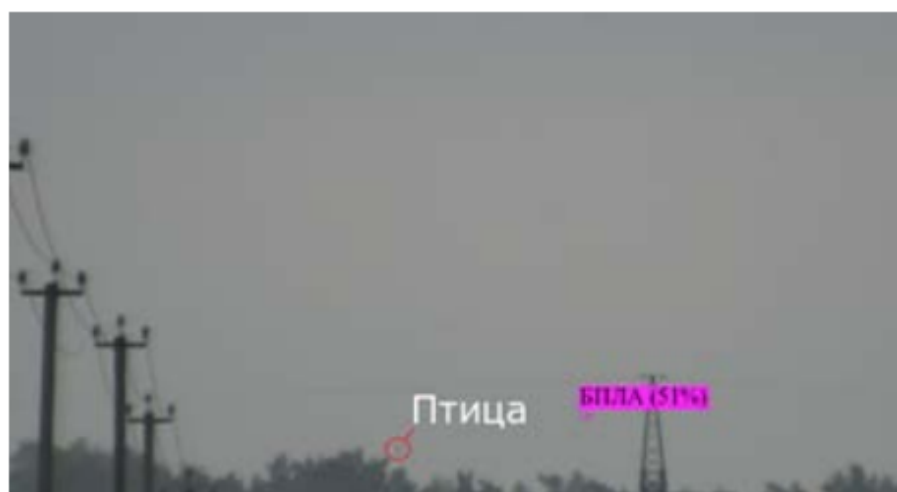
### Результаты тестирования на 544 тестовых изображениях

Наименование сети	416×416		608×608	
	Точность	Чувствительность	Точность	Чувствительность
YOLO v.3	0,83	0,95	0,88	0,90
YOLO v.3-SPP	0,98	0,66	0,94	0,88
YOLO v.4	0,96	0,89	0,95	0,90

### Результаты обнаружения беспилотного летательного аппарата в полевых условиях

В серии полевых экспериментов проведена проверка эффективности обнаружение БПЛА марки DJI Phantom 2 с характерными размерами 300×300×140 мм и массой 1 кг для трассы протяженностью 700 м с фокальным расстоянием объектива матричного фотоприемника камеры DFK 39GX265-Z20 114,5 мм и для трассы 500 м с фокальным расстоянием 25 и 114,5 мм.

Результат автоматизированной обработки видеок кадров размером 608×608 пикселей в дневное время представлены на рис. 1, где приведен пример успешного распознавания БПЛА нейросетью в условиях визуально похожих мешающих объектов (птица на таком расстоянии не была распознана вообще). Путем оптимизации порога отсечки показано, что использование одного максимального фокального расстояния объектива 114,5 мм камеры DFK 39GX265-Z20 позволяет достичь наилучшего распознавания БПЛА для всех длин трасс (от 100 до 700 м).



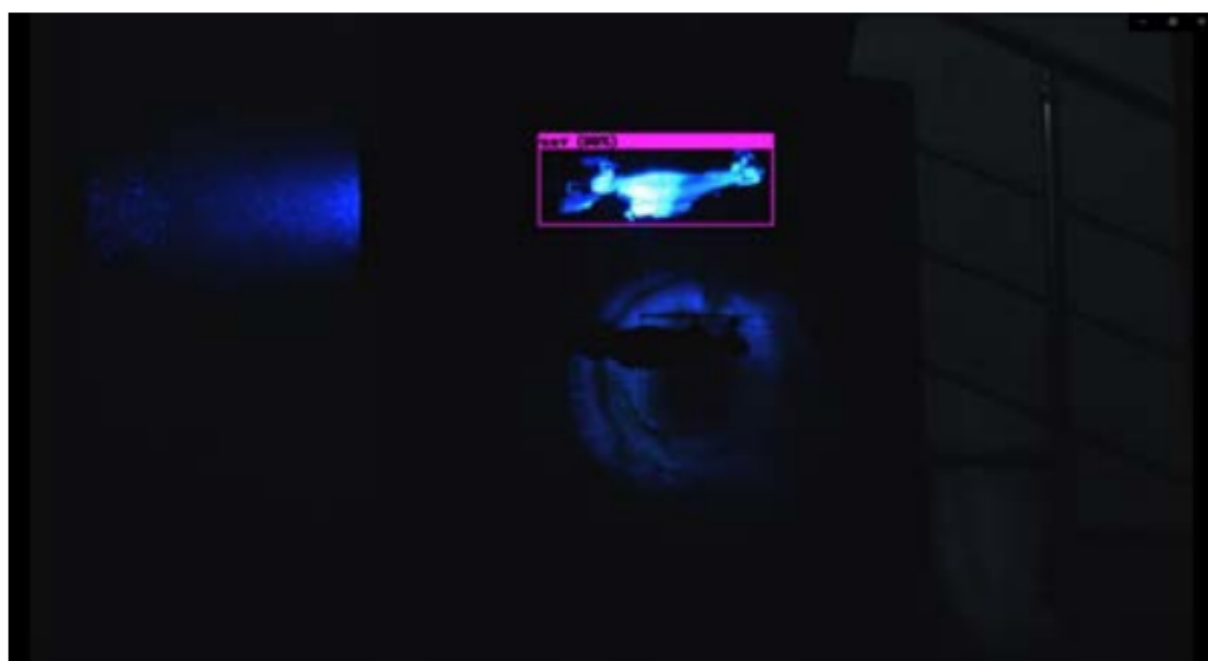
**Рис. 1.** Распознавание БПЛА в видимом диапазоне в пасмурную погоду на расстоянии 700 м с фокальным расстоянием объектива 114,5 мм

Результат автоматизированного распознавания БПЛА на фоне деревьев по видеок кадрам камеры DFK 39GX265-Z20 размером 608×608 пикселей в ночное время на расстоянии 500 м с подсветкой непрерывным ИК лазером PHOTONTECM808, длиной волны 808 нм и максимальной мощностью 30 Вт представлены на рис. 2.



**Рис. 2.** Распознавание БПЛА на расстоянии 500 м с фокальным расстоянием 114,5 мм в ИК-диапазоне на фоне деревьев в дождливую погоду

В рамках данной работы была проведена проверка возможности распознавания БПЛА по УФ-изображениям, полученным с помощью УФ-камеры Dhyana 400DBI V2 и подсветки объекта импульсным УФ-лазером НТЕВ.433712.016 на длине волны 266 нм с энергией излучения 10 мДж. Эксперименты проводились следующим образом: БПЛА находился на расстоянии 5 м от УФ-камеры и подсвечивался УФ-лазером. Подсветка импульсная, поэтому УФ-изображения получены в тот момент, когда отраженное УФ-излучение попадало в УФ-камеру. Результаты распознавания приведены на рис. 3.



**Рис. 3.** Распознавание квадрокоптера типа SYMA x5SW по видеоизображению с УФ-подсветкой объекта

## Заключение

Представлены результаты количественной оценки эффективности применения нейронных сетей реального времени для распознавания БПЛА в разных спектральных диапазонах (видимый, ИК, УФ-диапазоны). В рамках численного эксперимента опробованы несколько нейронных сетей, в результате чего выбрана нейронная сеть YOLO v4, как наиболее подходящая для обнаружения БПЛА в реальном масштабе времени.

Для надежного обнаружения БПЛА в различных условиях его применения необходимо использовать не только в видимый, но и ИК-диапазон спектра, особенно в ночное время суток. Для повышения надежности и точности распознавания БПЛА в ночное время обязательно надо использовать ИК-лазерную подсветку объекта.

*Работа выполнена при финансовой поддержке гранта РФФИ,  
проект № 19-29- 06009 мк.*

## Литература

- [1] Адоньев Е.А., Зинкевич А.В. Анализ методов идентификации беспилотных летательных аппаратов в реальном времени и способы их реализации. Информационные технологии XXI века, 2020, с. 197–202.
- [2] Kovács L., Benedek C. Visual real-time detection, recognition and tracking of ground and airborne targets. Computational Imaging IX. International Society for Optics and Photonics, 2011, vol. 7873, art. 787311. DOI: <https://doi.org/10.1117/12.872314>
- [3] LeCun Y. et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. Neural computation, 1989, vol. 1, no. 4, pp. 541–551. DOI: <https://doi.org/10.1162/neco.1989.1.4.541>
- [4] LeCun Y. et al. LeNet-5, convolutional neural networks. Available at: URL: <http://yann.lecun.com/exdb/lenet> (accessed September 20, 2022).
- [5] Redmon J. et al. You only look once: Unified, real-time object detection. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016, pp. 779–788. DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>
- [6] Bochkovskiy A., Wang C.Y., Liao H.Y.M. Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection. arXiv preprint arXiv:2004.10934, 2020.
- [7] Golyak I. S. et al. Methods for real-time optical location and tracking of unmanned aerial vehicles using digital neural networks //Automatic Target Recognition XXX. SPIE, 2020. T. 11394. C. 250-256.