

УДК 004.93

***В. А. Ненашев\****

кандидат технических наук, доцент

***В. О. Корякин\****

студент

\*Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения

## **Распознавание наземных объектов в потоке радиолокационных кадров**

В данной работе рассматривается задача распознавания и отслеживания объектов на радиолокационных кадрах, формируемых с высокой частотой их следования в потоке. Для решения данной задачи была применена сверточная нейронная сеть YOLO, позволяющая распознавать и отслеживать наземные объекты в реальном масштабе времени. В ходе исследования требовалось провести сбор данных, осуществить их разметку и аугментацию, настроить среду разработки для обучения нейронной сети, обучить нейронную сеть и далее протестировать на данных, не участвовавших в процессе обучения. Результаты тестирования нейронной сети показывают высокий процент доли верно распознанных наземных объектов, а сама технология нейросетевого распознавания имеет высокую практическую значимость.

**Ключевые слова:** сверточные нейронные сети, распознавание наземных объектов, отслеживание объектов, обучение, радиолокационные кадры потока, YOLO, разметка данных, малогабаритные бортовые РЛС.

***V.A. Nenashev\****

PhD, Associate Professor

***V. O. Koryakin\****

Student

\* St. Petersburg State University of Aerospace Instrumentation

## **Recognition of ground objects in the radar frame stream**

In this paper, the problem of recognizing and tracking objects on radar frames formed with a high frequency of their repetition in the stream is considered. To solve this problem, the YOLO convolutional neural network was used, which allows recognizing and tracking ground objects in real

time. During the study, it was necessary to collect data, mark up and augment it, set up a development environment for training a neural network, train the CNN and further test it on data that did not participate in the learning process. The neural network test results show a high percentage of the proportion of correctly recognised ground objects, and the neural network recognition technology itself has a high practical significance.

**Keywords:** convolutional neural networks, recognition of ground objects, object tracking, training of CNN, radar stream frames, YOLO, data markup, small-sized airborne radars.

## **Введение**

В современном мире нейросетевые технологии становятся все более востребованными. Существуют модели нейронных сетей, реализующие распознавание и классификацию по оптическим и радиолокационным данным [1-9], в том числе на основе данных от спектроскопических устройств [10-12].

В отрасли компьютерного зрения нейросетевые технологии используются для различных задач: например, мониторинг окружающей среды, отслеживание движения объектов на дорогах, детекция выбоин и ям на автомагистралях и многие другие.

В данной работе используется архитектура YOLO - You Only Look Once. Данный принцип работает как one-stage detector — архитектура, которая позволяет загружать изображение в сверточные слои лишь один раз, за счет чего достигается высокая скорость работы и появляется возможность использовать сверточные нейронные сети (СНС) для работы в реальном масштабе времени.

## **Особенности архитектуры и работы нейронной сети YOLOv5**

Радиолокационные кадры (РЛК) - это изображения, которые одинаково передают ландшафт местности и объекты для распознавания вне зависимости от погодных условий или других искажений, которым подвержена оптическая съемка. Данная особенность РЛК, позволяет говорить о целесообразности их использования как более предпочтительного источника локационной информации для мониторинга земных поверхностей с малогабаритной бортовой РЛС.

СНС YOLO относится к семейству одноэтапным методам распознавания (one-stage detectors) (рис. 1). Одноэтапные методы представляют собой семейство алгоритмов быстрого распознавания, которые не выделяют области, где есть вероятность появления объекта. Такие алгоритмы функционируют значительно быстрее при обработке кадров и, в отличие от

семейства R-CNN, занимают меньше вычислительных ресурсов. Они заточены на распознавания объектов в реальном масштабе времени.

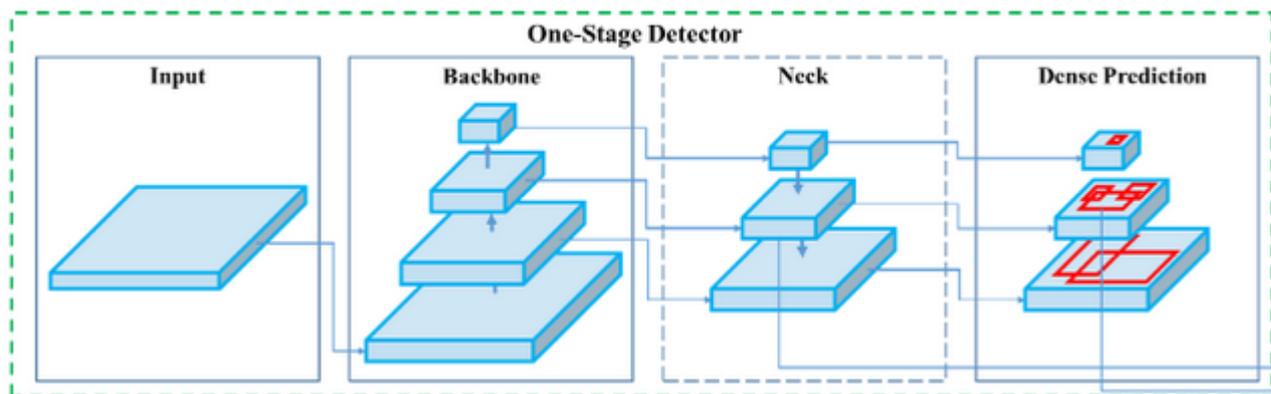


Рисунок 1 – Стандартная архитектура одноэтапной СНС [1]

Считается, что первой попыткой создать подобный алгоритм был реализован в модели СНС - YOLO. В этом алгоритме изображения обрабатываются один раз, и с помощью сверточных слоев СНС при этом параллельно решается задача распознавания и прогнозирования положения объектов.

В моделях YOLOv5 используется алгоритм, использованный в модели более ранней версии YOLOv3, который отвечает за определение координат объекту распознавания bounding-boxes (x, y, w, h) и оценку соответствия объекта классу.

### Результаты компьютерных экспериментов

Для обучения СНС был использован набор данных, содержащий 2258 фотографий. Для аугментации данных были использованы следующие методы: авто-ориентация изображений в пространстве, урезание изображений от 25% до 65% по горизонтали и 25% до 75% по вертикали, перевороты изображений по горизонтали и вертикали, а также поворот изображений от  $-10$  градусов до  $10$  градусов.

Проведя обучение, валидацию и тестирование модели СНС были получены следующие метрики обучения модели нейронной сети, представленные на [рис. 2](#).

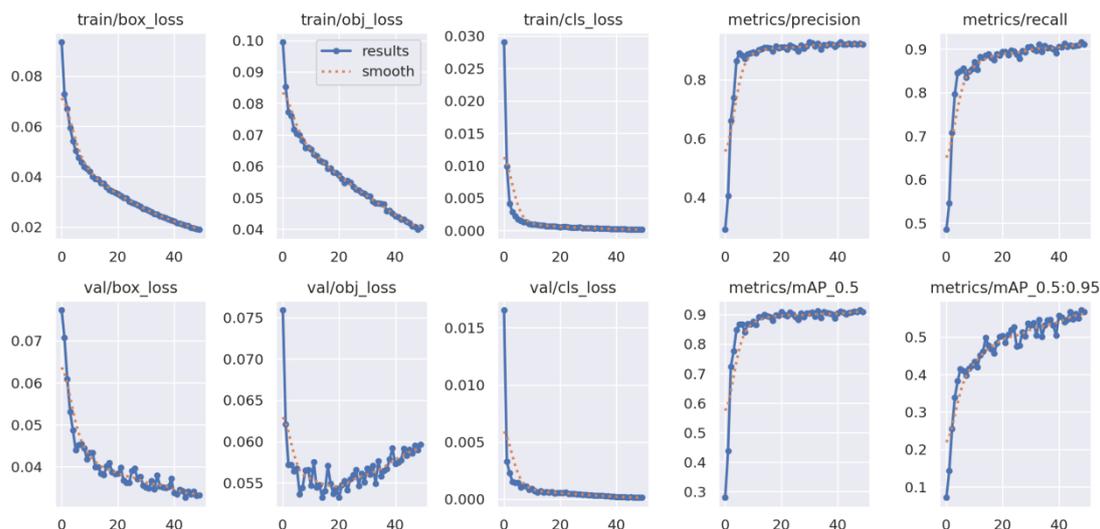


Рисунок 2 – Метрики обучения модели нейронной сети

Наиболее важной метрикой для анализа работы нейронной сети является «metrics/precision» – это график кривой (рис. 3), показывающий отношение количества объектов, которые СНС распознала как верно распознанные, к реальному количеству объектов.

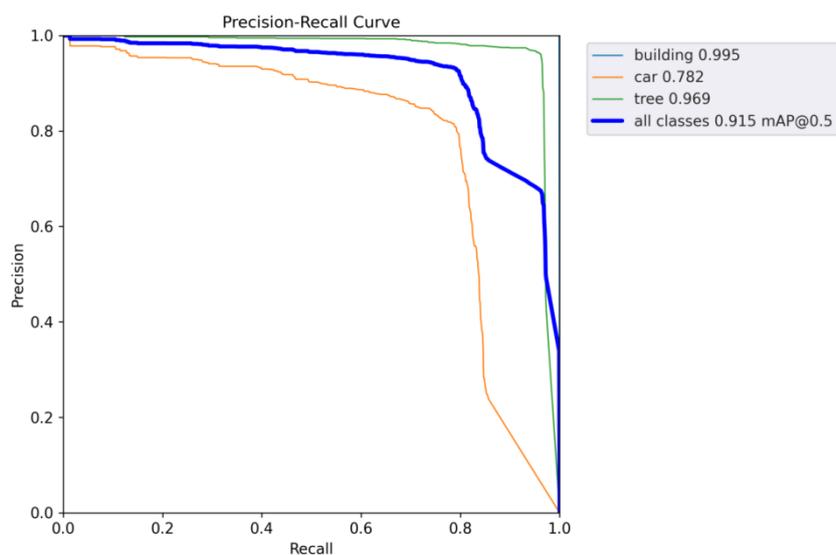


Рисунок 3 – Кривая зависимости точности от полноты распознавания

На основе применения технологии СНС к обработке потока РЛК с целью распознавания до уровня класса были таким образом определены следующие наземные объекты (см. рис. 4): машины (класс «car»), деревья (класс «tree») и здания (класс «building»).

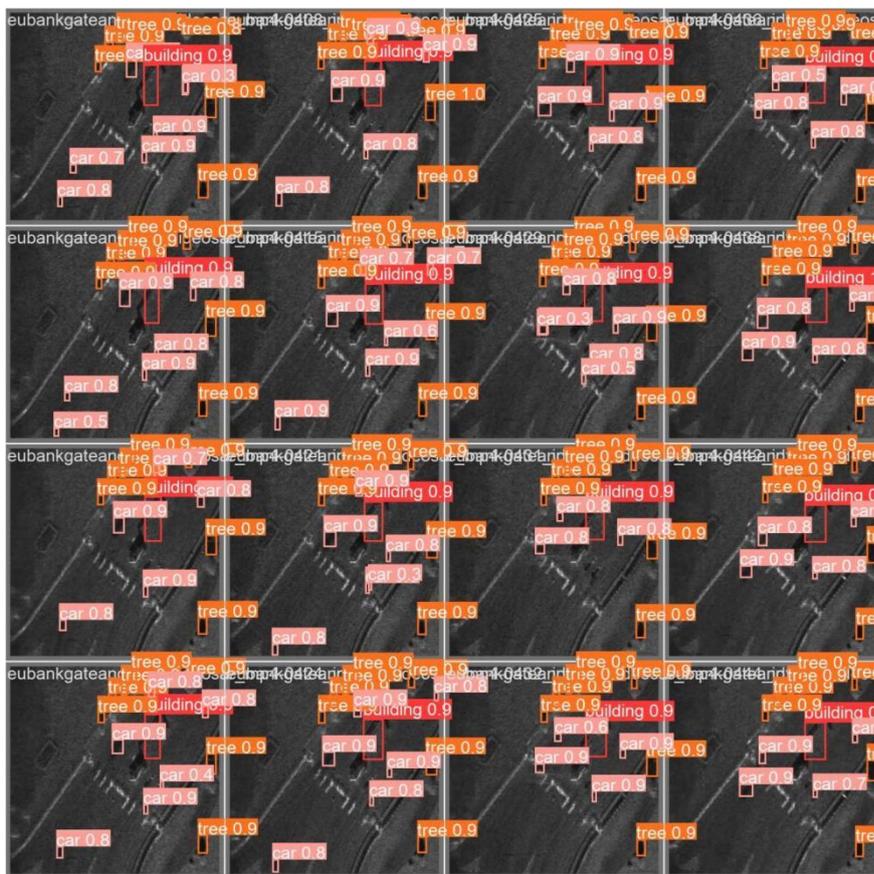


Рисунок 4 – Результаты работы СНС

Таким образом можно сделать вывод о целесообразности применения такого подхода при распознавании наземных объектов РЛК потока.

### **Заключение**

В рамках данного исследования реализовано распознавание наземных объектов в автоматическом режиме на РЛК потока.

Из анализа полученных результатов делается вывод о возможности точного мониторинга земной поверхности с малогабаритной бортовой РЛС с использованием нейросетевых технологий распознавания и отслеживания объектов,

Обученная СНС способна осуществлять эффективное распознавание наземных объектов в потоке РЛК, а также отслеживать их в этом потоке с определением общего количества. Это в совокупности позволяет снизить затраты человеческих ресурсов в сфере мониторинга земной поверхности.

Таким, образом, делается вывод о целесообразности применения нейросетевой обработки с точки зрения практического применения для решения задач распознавания наземных объектов различных классов по формируемому потоку РЛК в малогабаритных бортовых РЛС.

**Финансирование:** исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект № 22-79-00303).

### **Библиографический список**

1. Nenashev V.A., Shepeta A.P., Kryachko A.F. Fusion radar and optical information in multiposition on-board location systems // 2020 Wave Electronics and its Application in Information and Telecommunication Systems, WECONF 2020, Saint-Petersburg, 01–05 June 2020. Saint-Petersburg, 2020. P. 9131451. DOI 10.1109/WECONF48837.2020.9131451.
2. Sorokin A.V., Shepeta A.P., Nenashev V.A., Wattimena G.M. Comparative characteristics of anti-collision processing of radio signal from identification tags on surface acoustic waves // Information and Control Systems. 2019. No. 1(98). P. 48-56. DOI 10.31799/1684-8853-2019-1-48-56.
3. Nenashev V.A., Khanykov I. G. Formation of fused images of the land surface from radar and optical images in spatially distributed on-board operational monitoring systems // Journal of Imaging. 2021. Vol. 7, No. 12. DOI 10.3390/jimaging7120251.
4. Qian Y., Liu Q., Zhu H., Fan H., Du B. and Liu S. Mask R-CNN for Object Detection in Multitemporal SAR Images. 2019. 10th International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images (MultiTemp), Shanghai, China, 2019, pp. 1-4, doi: 10.1109/MultiTemp.2019.8866949.
5. Kumar, Durga Priya and Xiaoling Zhang. Ship Detection Based on Faster R-CNN in SAR Imagery by Anchor Box Optimization. 2019 International Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS) (2019): 1-6
6. Li J., Qu C., Shao J. Ship detection in SAR images based on an improved faster R-CNN // SAR in Big Data Era: Models, Methods and Applications (BIGSARDATA). – IEEE, 2017. pp. 1-6.
7. Компьютерное зрение. Современные методы и перспективы развития / ред. Р. Дэвис, М. Терк; пер. с англ. В. С. Яценкова. М.: ДМК Пресс, 2022. 690 с.
8. Chang, R. & Mao, Z.X. & Hu, J. & Bai, H.C. & Zhou, C.J. & Yang, Y. & Gao, S. (2023). Research on foreign body detection in transmission lines based on a multi-UAV cooperative system and YOLOv7. Computer Optics. 47. pp. 788-794. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1257.
9. Yang, T.; Zhang, X.; Xu, Q.; Zhang, S.; Wang, T. An Embedded-GPU-Based Scheme for Real-Time Imaging Processing of Unmanned Aerial Vehicle Borne Video Synthetic Aperture Radar. Remote Sens. 2024, 16, 191. <https://doi.org/10.3390/rs16010191>
10. Preslenev L.N., Kazakov V.I., Paraskun A.S., Vaganov M.A. Reading, processing and correction of spectroscopic information in a diffraction grating spectral device // 2018 Wave Electronics and its Application in Information and Telecommunication Systems, WECONF 2018, Saint-Petersburg, 26-30 November 2018. Saint-Petersburg, 2018. P. 8604412. DOI: 10.1109/WECONF.2018.8604412
11. Vaganov M.A., Moskaletz O.D., Kazakov V.I. Automatic control system of combustion processes based on the methods of contactless optical spectroscopy // Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering. Optical Measurement Systems for Industrial Inspection XI. 2019. P. 110563A. DOI: 10.1117/12.2525150
12. Казаков В.И., Москалец О.Д. Комплексные спектры в дифракционном решеточном спектральном приборе // Радиопромышленность. 2016. № 4. С. 32-37.