

УДК 004.93'14

СИСТЕМА ДЕТЕКТИРОВАНИЯ СИГНАЛОВ БПЛА НА ОСНОВЕ СПЕКТРОГРАММ И YOLO В РЕАЛЬНОМ ВРЕМЕНИ

СТЕЦКО ВАДИМ ЮРЬЕВИЧ,
ХАРКЕВИЧ АНТОН ПАВЛОВИЧ

магистранты

УО «Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники»

Научный руководитель: Боброва Наталья Леонидовна

к.т.н., доцент

УО «Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники»

Аннотация. В данной работе предлагается система детектирования сигналов управления БПЛА на основе анализа радиоспектрограмм в реальном времени с применением сверточной нейронной сети YOLOv5. Система использует радиоприемник для захвата сигнала в радиочастотном диапазоне, преобразует его в спектрограмму и передает для обработки на встраиваемый вычислительный модуль NVIDIA Jetson, где выполняется детектирование.

Ключевые слова. YOLOv5, БПЛА, Jetson, радиосигнал, спектрограмма.

SPECTROGRAM AND YOLO BASED REAL-TIME UAV SIGNAL DETECTION SYSTEM

Stetsko Vadim Yurievich,
Kharkevich Anton Pavlovich

Scientific adviser: Bobrova Natalya Leonidovna

Abstract. This paper proposes a UAV control signal detection system based on real-time radio spectrogram analysis using the YOLOv5 convolutional neural network. The system uses a radio receiver to capture a signal in the radio frequency range, converts it into a spectrogram, and transmits it for processing to the NVIDIA Jetson embedded computing module, where detection is performed.

Keywords. YOLOv5, UAV, Jetson, radio signal, spectrogram.

В последние годы беспилотные летательные аппараты (БПЛА) активно используются в промышленности, мониторинге, логистике и военных задачах, однако их доступность также открыла возможности для несанкционированного проникновения в охраняемые зоны, промышленного шпионажа и других злоумышленных действий. Существующие методы детектирования БПЛА включают визуальные системы наблюдения, акустические сенсоры, радиолокационные станции и средства анализа радиочастотных сигналов (RF). Однако визуальные и акустические методы зависят от погодных условий, линии обзора и уровня шума, в то время как радары зачастую громоздки и энергозатратны. В этой связи анализ радиочастотных сигналов представляет собой перспективное направление: большинство коммерческих и самодельных БПЛА используют радиоуправление или Wi-Fi/FPV-связь, что оставляет характерный след в спектре.

Спектрограмма, представляющая собой визуализацию изменения спектра сигнала во времени, становится все более популярной формой входных данных для применения методов глубокого обучения. Работы [1, 2] демонстрируют применение сверточных нейронных сетей (CNN) для классификации типов сигналов в спектрограммах, включая Wi-Fi и LTE. Однако использование моделей object detection, таких как YOLO, для точечной локализации активных RF-сигналов на спектрограммах пока изучено недостаточно. Некоторые исследования указывают на возможность использования YOLO для детекции всплесков активности на радиоспектрограммах, но они не ориентированы на работу в реальном времени или интеграцию с встраиваемыми системами.

Архитектура системы. Детектирование сигналов БПЛА происходит по видеосигналу, который БПЛА передает с борта на пульт управления. Такой тип сигнала выбран из-за его периодичности (он точно попадает в промежуток времени 8мс) и стабильности (почти непрерывный и постоянный).

Захват видеосигнала происходит в заданных диапазонах, которые представлены в таблице 1 (ширина одного диапазона 122.88 МГц).

Таблица 1

Рабочий частотный диапазон

Центральная частота, МГц	Встречаемые БПЛА
2437.0	DJI, Autel, WiFi
4986.5	FPV
5086.5	FPV
5186.5	FPV, Autel, WiFi
5286.5	FPV, Autel, WiFi
5386.5	FPV
5486.5	FPV
5586.5	FPV
5686.5	FPV
5786.5	DJI, Autel, FPV, WiFi
5886.5	DJI, Autel, FPV, WiFi
5986.5	FPV
6086.5	FPV, WiFi

Из захваченного сигнала с SDR приемника длительностью около 20мс рассчитывается спектр в ПЛИС и по TCP передается в мини-компьютер NVIDIA Jetson AGX Orin.



Рис. 1. NVIDIA Jetson AGX Orin

На Jetson в Docker-контейнере происходит обработка полученного сигнала: нормализация, преобразование в картинку размера 640x640, обнаружение объектов с помощью нейронной сети YOLOv5 [3], аккумулятирование результатов, выдача единого результата по протоколу gRPC конечному клиенту.

Данная архитектура обеспечивает гибкость, масштабируемость и мобильность системы. Разделение на модули позволяет адаптировать систему под разные сценарии (смена диапазона, замена модели, интеграция с другими средствами мониторинга). Кроме того, использование Docker-контейнера упрощает развёртывание на новых устройствах.

Реализация системы. Предложенная система была реализована на основе компактного вычислительного комплекса с использованием доступных аппаратных средств, контейнеризации и оптимизированных алгоритмов обработки сигналов и изображений. Ниже приведено описание ключевых элементов реализации.

В качестве центрального вычислительного модуля используется NVIDIA Jetson Nano, который обеспечивает достаточную вычислительную мощность для выполнения инференса модели YOLOv5 с использованием CUDA и cuDNN. Благодаря поддержке GPU-ускорения, система способна обрабатывать спектрограммы в реальном времени при ограниченном энергопотреблении.

Для упрощения развёртывания и воспроизводимости, вся система собрана в Docker-контейнере. Контейнер можно запускать на любых Jetson-устройствах с установленным JetPack SDK и поддержкой аппаратного ускорения.

Модель **YOLOv5** обучается заранее на размеченных спектрограммах с метками, указывающими на активность БПЛА. Пример спектрограммы для обучения представлен на рисунке 2.

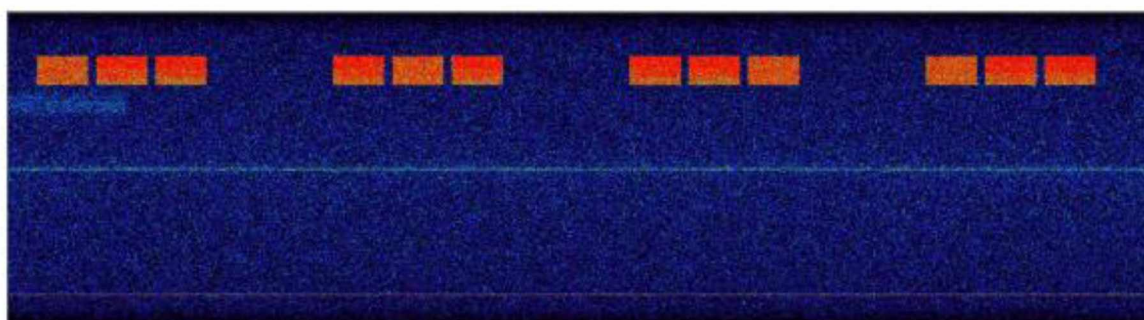


Рис. 2. Спектрограмма с сигнала БПЛА Autel

Для взаимодействия с внешними системами и визуализации используется протокол gRPC (сервер реализован на Python внутри контейнера Jetson).

Клиентская часть — это кроссплатформенное приложение (например, PyQt или веб-интерфейс), отображающее:

- Временную шкалу событий;
- Спектрограмму с выделенным фрагментом;
- Индикаторы обнаружения БПЛА.

При данной конфигурации скорость обработки составляет до 10 кадров в секунды (зависит от скорости передачи данных от приемника к Jetson).

Таким образом, реализация системы обеспечивает высокую степень автономности, устойчивость к шумам, поддержку работы в реальном времени. Всё это делает систему пригодной для практического применения в задачах охраны периметра, мониторинга воздушного пространства и защиты критической инфраструктуры.

Эксперименты и результаты. Для оценки эффективности предложенной системы были проведены как лабораторные, так и полевые испытания. Цель экспериментов — проверить точность детекции, устойчивость к ложным срабатываниям и способность работы в условиях реального времени.

Результаты показали, что в полевых условиях система работает стабильно исправно без ложных срабатываний. Максимальная дальность обнаружения FPV-дрона составила 6300 метров.

В городских условиях при тяжелой радио обстановке иногда появляются ложные срабатывания, которые исправляются аккумуляцией результатов детектирования. На рисунке 3 представлен пример распознавания сигналов в тяжелых городских условиях.

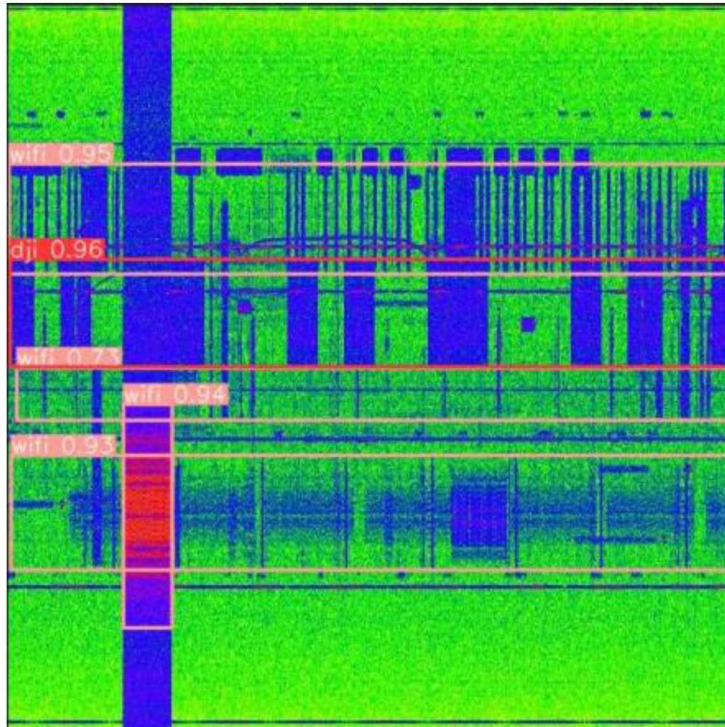


Рис. 3. Пример распознавания WiFi и DJI Mavic 3

Все обученные БПЛА корректно распознаются.

Пример собранного макета в домашних условиях приведен на рисунке 4.

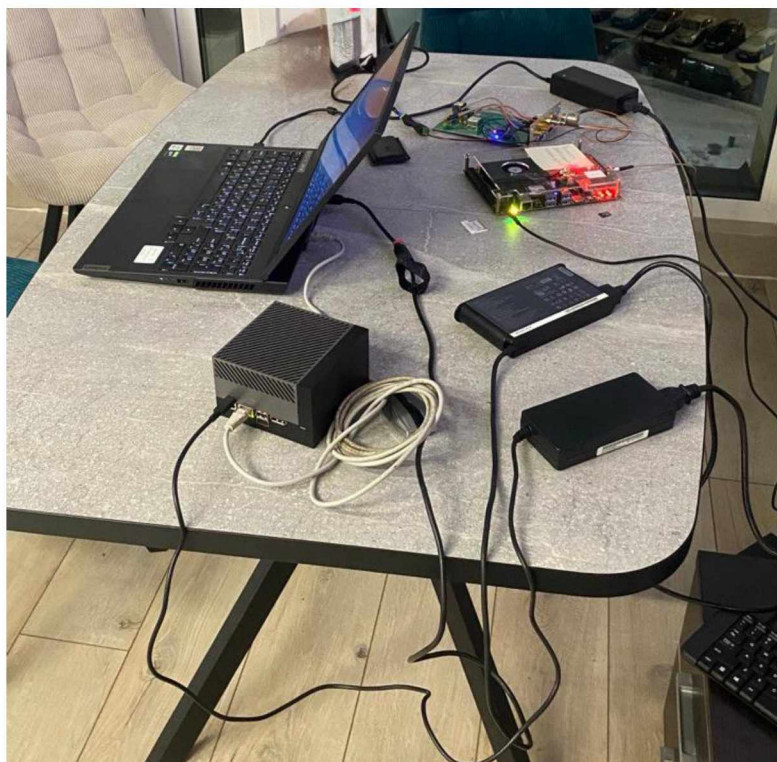


Рис. 4. Макет системы в домашних условиях

Заключение. В данной работе была разработана и реализована система обнаружения радиоуправляемых беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) на основе анализа спектрограмм радиосигнала и применения модели глубокого обучения YOLOv5. Система функционирует в реальном времени, работает на компактной встраиваемой платформе NVIDIA Jetson и показывает высокую точность при низкой задержке обработки.

Предложенный подход сочетает в себе методы цифровой обработки сигналов, компьютерного зрения и нейросетевой детекции, что позволяет эффективно выделять характерные паттерны видеосигнала БПЛА в шумовой радио обстановке. Использование спектрограмм в качестве входа для модели object detection обеспечивает возможность не только классифицировать наличие активности, но и локализовать её во времени и частоте, что даёт дополнительные преимущества в анализе.

Результаты экспериментов подтвердили работоспособность системы в реальных условиях и её устойчивость к радиоинтерференции.

Список источников

1. Международный союз электросвязи (ITU). ITU-R SM.1138-2. Technical and Operational Characteristics of Transmitters. – Женева: ITU, 2015.
2. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks // Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS). – 2012. – Т. 25. – С. 1097–1105.
3. Jocher G., et al. YOLOv5 by Ultralytics [Электронный ресурс]. – 2020. – Режим доступа: <https://github.com/ultralytics/yolov5>