

# РЕАЛИЗАЦИЯ БОРТОВОГО АЛГОРИТМА ПОИСКА, ИДЕНТИФИКАЦИИ, РАСПОЗНАВАНИЯ И ПОСЛЕДУЮЩЕГО ПОРАЖЕНИЯ ОБНАРУЖЕННЫХ ЦЕЛЕЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ОБУЧЕННЫХ НЕЙРОСЕТЕЙ

Ситдииков Д. С.<sup>1</sup>, Васильев Н. А.<sup>2</sup>

DOI:10.21681/3034-4050-2025-4-33-42

**Ключевые слова:** беспилотный летательный аппарат, групповое управление, позиционирование, определение местоположения, разметка изображения, компьютерное зрение.

## Аннотация

**Цель работы:** заключается в разработке и обосновании комплексного подхода к реализации бортового алгоритма поиска, идентификации, распознавания и поражения целей с использованием обученных нейросетей в составе группы БЛА. Работа направлена на повышение автономности и эффективности взаимодействия дронов в условиях динамичной боевой обстановки.

**Результаты исследования:** проведённое исследование позволило выделить и апробировать ряд функциональных компонентов бортовой интеллектуальной системы управления группой БЛА, реализующей задачи поиска, идентификации, распознавания и поражения целей на основе нейросетевых алгоритмов. В результате разработана архитектура взаимодействия дронов с учётом динамики целей и использования сверточных нейронных сетей для детекции и автосопровождения, что обеспечило устойчивую работу системы в условиях ограниченных вычислительных ресурсов. В ходе экспериментов подтверждена эффективность применения алгоритма YOLOv5 в реальном времени, а также обоснована необходимость применения методов трекинга (DeepSORT, ByteTrack) в задачах групповой навигации. Установлены оптимальные параметры обучения нейросетевой модели, включая объем и структуру обучающего набора данных, формат аннотаций и соотношение выборок. Результаты могут быть использованы при создании программного обеспечения для управления роями БЛА в задачах разведки и поражения, что закладывает научную основу для дальнейшего развития автономных систем военного назначения.

**Научная новизна:** разработка и интеграция бортового алгоритма распознавания и поражения целей с использованием обученных нейронных сетей в составе группы БЛА, обеспечит автоматизированное взаимодействие дронов на всех этапах боевой операции. Предложена комплексная структура управления роем с учетом трекинга целей, семантической сегментации и оптимизации маршрутов на основе интеллектуального анализа видеопотока в реальном времени.

## Введение

Проблема взаимодействия беспилотных летательных аппаратов (БЛА) в группе, определения их местоположения и взаимосвязи требует решения задач поиска, идентификации, распознавания целей при действии группы БЛА. Эта проблема является одной из сложнейших в классе реализации алгоритма группового управления. По этой причине эти вопросы являются предметом повышенного интереса зарубежных и отечественных ученых. Интерес к ним вызван перспективностью применения групп БЛА в различных областях

человеческой деятельности и одновременно сложностью решаемых задач [1].

Пути решения данной проблемы могут быть применение обученной нейронной сети, представляющей собой набор из файлов конфигурации самой сети и набора весовых коэффициентов.

Цель работы заключается в рассмотрении комплексного подхода к реализации бортового алгоритма поиска, идентификации, распознавания и последующего автосопровождения обнаруженных целей, оптимизации научно-технических и конструктивно-технологических

1 Ситдииков Дмитрий Сергеевич, младший научный сотрудник Военной академии связи имени Маршала Советского Союза С. М. Будённого, г. Санкт-Петербург, Россия. E-mail: dima.sitdikov.99@mail.ru

2 Васильев Никита Алексеевич, кандидат технических наук, заместитель начальника научно-исследовательского отдела научно-исследовательского центра Военной академии связи имени Маршала Советского Союза С. М. Будённого, г. Санкт-Петербург, Россия. E-mail: vasn2020@mail.ru

решений системы распознавания БЛА в группе, а также повышение осведомленности БЛА за счет эффективного применения компьютерного зрения и обученных нейронных сетей.

### Решение поставленной задачи

Эксплуатируемые в Вооруженных силах Российской Федерации (ВС РФ) комплексы с БЛА позволяют существенно расширить возможности войсковых подразделений при решении широкого спектра задач ведения разведки, ретрансляции связи, радиоэлектронного противодействия, огневого поражения и других задач. Одним из перспективных направлений применения БЛА является групповое применение. Полет строем, т.е. точное выдерживание некоторых заданных относительных положений в процессе полета группы, не только улучшает эффективность выполнения некоторых видов миссий, но и для целого ряда задач становится необходимым условием их решения [2].

Технология группового применения БЛА может обеспечить повышение оперативности решения задач, увеличение территориального охвата, устойчивости к радиоэлектронному

противодействию, точности огневого поражения целей с помощью БЛА. Применение алгоритмов машинного и глубокого (нейросетевого) обучения, с возможностью распределенных вычислений, в составе специального программного обеспечения (СПО) комплексов с БЛА, способствует повышению эффективности решения разведывательных и ударных задач, минимизировать зависимость качества их решения от человеческого фактора. Таким образом, предлагаемая технология группового применения БЛА с элементами искусственного интеллекта, в частности компьютерного зрения и детекции (задача, в которой необходимо выделить несколько объектов на изображении посредством нахождения координат их ограничивающих рамок и классификации этих ограничивающих рамок из множества заранее известных классов), позволит существенно расширить оперативно-тактические и технические возможности разведывательных и огневых подразделений ВС РФ [3].

Задача группы БЛА по поражению объектов интереса (выявленных целей) состоит из нескольких последовательно выполняющихся этапов (рис. 1, рис. 2):

## Роевое применение

### Роевое поражение целей с применением БЛА-разведчика.

1.1. Вскрытие и детектирование объектов интереса.

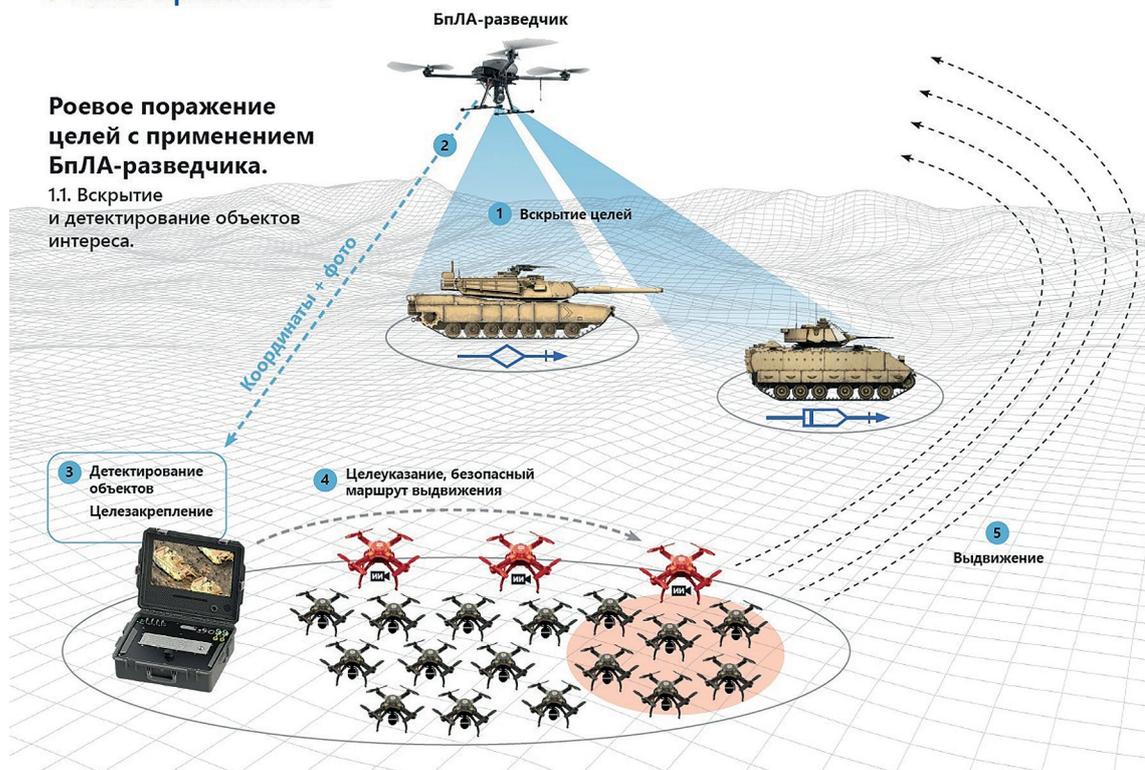


Рис. 1. Вскрытие и детектирование целей группой БЛА

**1.** Вскрытие объекта – определение по видеопотоку наличия на кадрах «подозрительного» участка местности, который может содержать объект(ы) интереса. Задача решается на борту БЛА-разведчика с помощью применения как классических алгоритмов компьютерного зрения (цветовая сегментация или классификация, выделение шаблонных участков), так и методов машинного и глубокого обучения (сверточных нейронных сетей).

**2.** Передача координат найденного объекта – в случае нахождения объекта, его геопривязанное изображение передается на автоматизированное рабочее место (АРМ) оператора наземной станции управления (НСУ) или мобильный терминал управления (МТУ). При наличии хорошего канала связи, в условиях отсутствия противодействия противника, видеопоток может передаваться непосредственно на наземную станцию управления с дальнейшим решением задачи вскрытия и детектирования объектов интереса на АРМ оператора.

**3.** Детектирование объектов и закрепление целей – определения класса вскрытого объекта, его характеристик (направление и скорость движения, боевой потенциал, координаты объекта) и ключевых признаков или отбрасывание такого объекта, если результат идентификации оказался ложным (недостовверным). Данная задача решается на АРМ оператора МТУ, с использованием сверточных нейронных сетей и алгоритмов семантической сегментации.

**4.** Целеуказание и построение безопасного маршрута движения. Задача целеуказания решается в автоматизированном режиме. На основе боевого потенциала цели определяется количество привлекаемых БЛА, необходимых для поражения цели (далее – ударные БЛА). Затем целеуказания, включающие координаты точки прибытия и характеристики вскрытого объекта передаются на БЛА с интеллектуально-вычислительной системой, управляющие роем (далее – БЛА-лидер). Задача построения безопасного маршрута движения, решается на АРМ оператора НСУ, с дальнейшей передачей опорных точек маршрута на БЛА-лидер. Опорные точки представляют собой пространственные геоданные, такие как координаты точки прибытия и, при

необходимости, промежуточные координаты, которые группа должна достигнуть. В ходе расчетов может использоваться информация о запрещенных зонах полета.

**5.** Выдвижение – задача, решаемая на борту БЛА-лидера, результатом которой является формирование направления движения каждого ударного БЛА. Для устойчивого безопасного группового движения предлагается подход, в основу которого положен расчет величины скорости и направления движения каждого БЛА в группе с определенной частотой, в зависимости от координат всех остальных БЛА. Расчет величины скорости и направления движения складывается из четырех компонент, каждая из которых берется с некоторым постоянным весовым коэффициентом:

- компонента движения к цели – вычисляется единичный вектор направления от БЛА к цели прибытия;
- компонента движения к центру группы – вычисляется единичный вектор направления от БЛА к центру группы, вычисленному как среднее арифметическое координат всех БЛА;
- компонента движения от ближайших соседей – вычисляется результирующий вектор, как сумма направлений от ближайших соседей, взятых величинами, зависящими от расстояния до каждого из соседей. Так, вклад соседа, находящегося критически близко к БЛА, окажется больше более отдаленного соседа и вынудит эту компоненту скорости быть более направленной от критически близкого соседа;
- компонента случайного блуждания – вычисляется единичный вектор произвольного направления. Необходимость этого вектора обусловлена возможностью разрешить критические абсолютные задачи, например, в случае абсолютно зеркального и движения БЛА.

Для решения задачи выдвижения осуществляется многократный пересчет направлений движения МБЛА с некоторой частотой. Данный подход позволяет своевременно реагировать на неожиданные препятствия, вышедшие из строя БЛА или потери связи.

**6.** Доразведка цели – повторный поиск БЛА-лидером объекта интереса на месте прибытия. Для поиска объекта используется

## Роевое применение. Окончательные этапы

### Роевое поражение целей с применением БПЛА-разведчика.

1.2. Поражение разведанных  
целей

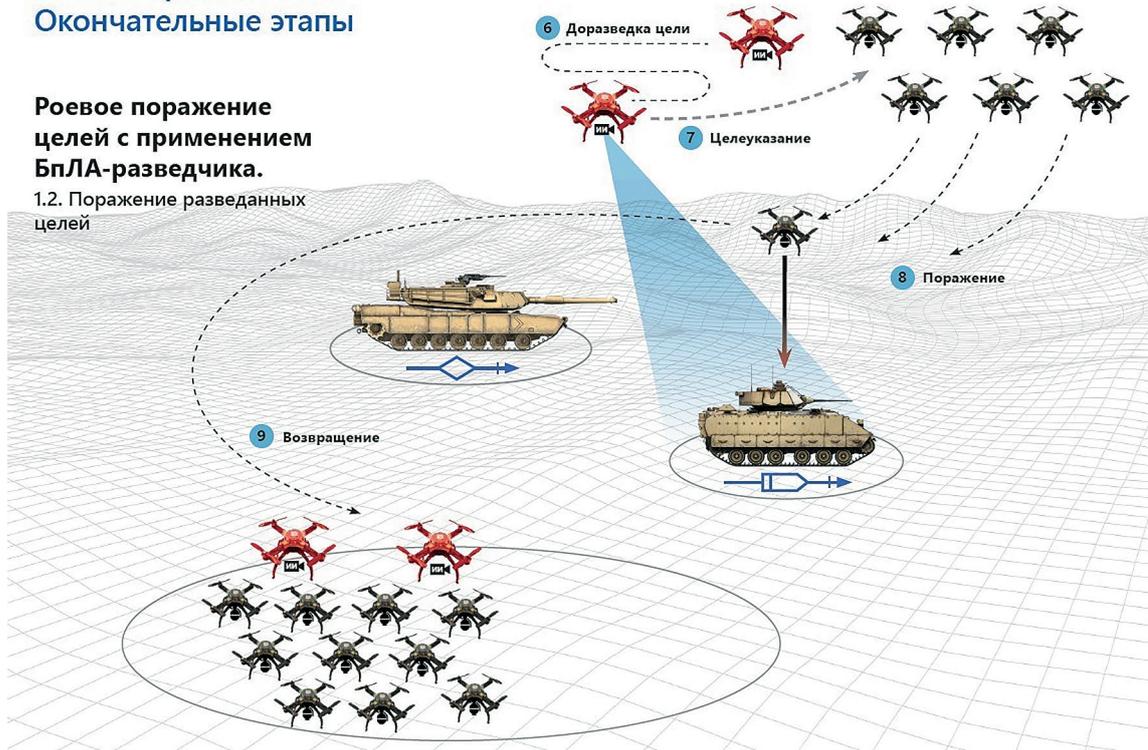


Рис. 2. Поражение целей группой БЛА

информация, полученная с АРМ оператора, которая описывает объект с помощью:

- 1) набора признаков:
  - ключевые точки;
  - цвет;
- 2) нейронной сети, обученной распознавать конкретный объект.

**7. Целеуказание** – формирование индивидуального полетного задания для каждого ударного БЛА с целью поражения объекта. В зависимости от типа поражаемого объекта (стационарный, маневренный, площадной) БЛА-лидером принимается решение об порядке поражении данной цели, производится расчет и передача команд на БЛА для имитации поражения объекта в определенный момент времени и в конкретных координатах.

**8. Поражение** – непосредственный маневр, выполняемый ударным БЛА с целью сброса средств поражения в район рассчитанных БЛА-лидером координат.

**9. Возвращение** – после выполнения боевого задания, возвращение ударного БЛА на базу производится путем расчета маршрута к координатам точек посадки, задаваемые и рассчитываемые ударным БЛА каждому

из них. Такое движение производится по уже рассмотренным выше правилам движения, игнорируя правило движения к центру группы.

Для поиска, распознавания, идентификации с последующим выделением (и далее взятием на автосопровождение) целей на фоне других объектов и подстилающей поверхности, на борту БЛА в группе требуется организовать вычислительный процесс, который использует определенные алгоритмы и инструментарий (разметку и обучение) на базе нейронных сетей, позволяющие в реальном времени выполнить указанные процедуры [4–6].

Для эффективного применения нейронных сетей в целях распознавания объектов требуется корректно обученная нейронная сеть представляющие собой набор из файлов конфигурации самой сети и набора весовых коэффициентов.

Следовательно, формирование весовых коэффициентов есть результат обучения, который играет значительную роль при использовании нейронной сети в прикладных задачах [7].

Если стоит задача распознавания и детекции объектов в кадре, то в наборе данных для обучения используется набор изображений,

которые для корректного процесса обучения должны быть заранее размечены.

В настоящее время применяются различные архитектуры распознавания и детекции имеющие некоторые как общие, так и отличительные особенности. Подходы к обнаружению объектов разделяются на две группы: классические алгоритмы (на основе вручную спроектированных признаков) и обнаружение объектов на основе применения сверточных нейронных сетей. Наиболее оптимальным алгоритмом с точки зрения скорости работы и точности является алгоритм YOLOv4 и YOLOv5 [8,9].

Применение технологии компьютерного зрения, основанной на архитектуре YOLO, позволяет автоматизировать процессы наблюдения и выделения требуемых объектов на различной фоно-целевой обстановке, что позволяет достичь максимальной эффективности принятия решения нейро сетью, используемой для управления группой БЛА.

YOLO – это набор (последовательность) алгоритмов, позволяющих анализировать изображения, разделяя их на сетку с фрагментами. Каждая ячейка этой сетки отвечает за поиск и обнаружение объектов внутри себя.

В основе создания алгоритма YOLO лежат принципы, обеспечивающие максимальное быстродействие и точность проведения такого поиска [10].

Для начала обучения нейросети YOLO требуется определить какие объекты (цель или цели) требуется находить на изображении, полученном от ОЭС БЛА и собрать набор данных. В случае проведения обработки полученных изображений требуется найти и разметить ряд изображений и лучше всего для этого подойдут изображения, сформированные в ходе формулирования задачи поиска нужных объектов.

В случае с поиском на изображении от ОЭС БЛА, требуется получить и обработать ряд изображений, содержащих сами БЛА (как объекты) и также важно, чтобы был различный фон на всех полученных изображениях из набора данных. То есть чем больше разнотипного фона, но одинакового искомого объекта (по форме и/или размеру) на наборах данных будет получено, тем лучше будет результат анализа этих изображений, поскольку фон в данном случае будет играть роль шума. Соответственно, чем больше шума будет отсечено при разметке и обучении сети,

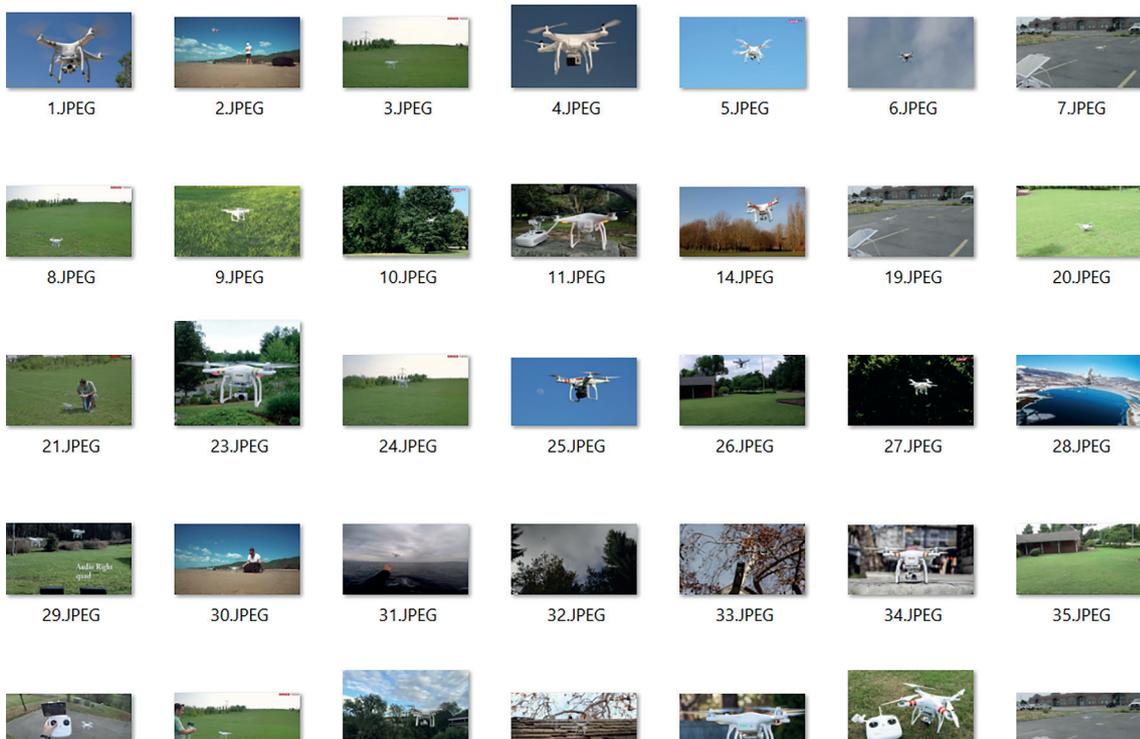


Рис. 3. Внешний вид изображений БЛА-целей в наборе данных

тем выше получится помехозащищенность алгоритма. Также важно указать, что чем больше обучающая выборка (набор данных), тем стабильнее будет работать анализ полученных изображений.

Наборы данных, как готовые картинки (изображения объектов) можно брать из разных источников (например, с помощью поиска в браузере, скачивать ряды изображений или же обращаться к наборам данных на различных платформах и в разных источниках), также можно использовать наборы фотографий объектов в разных ракурсах и с разным разрешением таким образом формируя необходимые для обработки и обучения нейронной сети наборы данных, примером служит открытый набор данных с платформы Kaggle [11]. Рассмотрим пример внешнего вида сформированного набора данных (рис. 3).

Представленные на рисунке 3 изображения находятся в сформированном наборе данных, в котором представлено 1500 изображений различных типов БЛА-целей.

Также в наборе данных присутствуют изображения для проверки промежуточных результатов и проверки итоговых результатов обучения нейронной сети. Важно отметить следующее правило, что данные «тренировки» и данные «проверки» никогда не должны пересекаться, то есть нейронная сеть при обучении никогда не должна иметь среди тренировочных изображений, изображения для проверки и наоборот, это требуется для достижения наилучшего результата.

Для разметки изображений предполагается использовать специализированную программу. Среди известных и популярных программ разметки, можно выделить Labellmg из репозитория GitHub [12].

Данное приложение позволяет производить разметку (аннотацию) изображений одно за другим, последовательно. Также в программе есть возможность выбора в каком формате сохранять аннотацию (Pascal/VOC и YOLO).

Данные для обучения модели разделены на обучающую и проверочную выборку в соотношении 80 % на 20 %. Перед запуском процесса обучения определяем параметры: размер изображения, батча, количество эпох для обучения, загружаем значения гиперпараметров в файле .yaml. В качестве алгоритма оптимизации используем стохастический градиентный спуск.

Процесс обучения производился на 30 эпохах. Значения метрик представлены на рисунках (рис. 4, рис. 5, рис. 6).

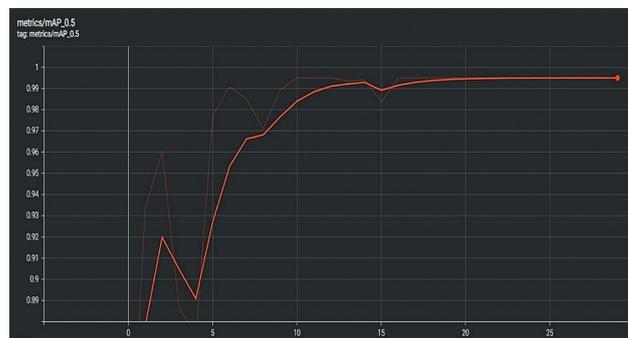


Рис. 4. Значение метрики  $mAP@0.5$



Рис. 5. Значение метрики  $mAP@0.5$

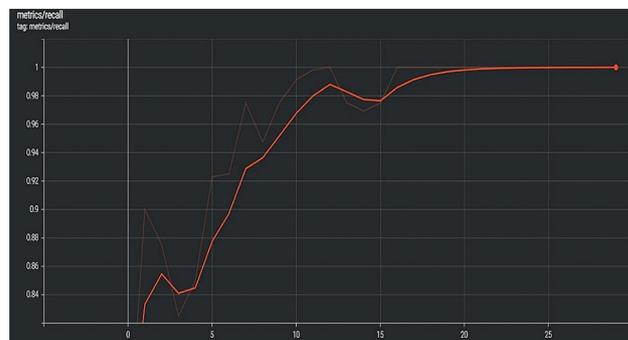


Рис. 6. Значение метрики  $precision$

Зависимости, приведенные на рисунках 4, 5, 6 позволяют сделать вывод о достижении моделью нейронной сети оптимальных результатов на 25 эпохе обучения, значения метрик:  $mAP@0.5 = 99,5$ ,  $precision = 99,5$ ,  $recall = 99,5$ . Тестирование модели на 500 изображениях БПЛА. Изображения из тестового набора, представленные на рисунках (рис. 7, рис. 8) показывают, что модель отлично определяет bounding box объектов с высоким показателем confidence.



Рис. 7. Результаты тестирования модели



Рис. 8. Результаты тестирования модели

### Результаты

Конечным результатом обучения нейронной сети является формирование ряда файлов, среди которых есть файл весовых коэффициентов или файл весов. Несмотря на то, что производится процесс обучения нейронной сети проверка результатов обучения может оценивать, насколько текущая эпоха справляется с наиболее лучшей. То есть, в процессе обучения может выйти так, что последняя итерация обучения не самая выгодная и тогда для получения лучшего результата

следует обращаться ко второму файлу, который хранит улучшенную итерацию обучения в сравнении со всеми эпохами.

Необходимо отметить, что применение алгоритмов трекинга [13], учитывающих временные зависимости между кадрами, играет ключевую роль в анализе динамики движения целей, поскольку позволяет не только фиксировать текущее положение объектов, но и прогнозировать их перемещение, анализируя историю движения. Такие методы, как DeepSORT, ByteTrack [14] или LSTM-сети [15], значительно повышают точность сопровождения в условиях окклюзий, изменений освещенности и сложного фона, где традиционные детекторы дают сбой. Однако их использование создает существенную вычислительную нагрузку на бортовые системы БЛА, особенно при групповом применении, когда требуется параллельная обработка множества видеопотоков в реальном времени. Это делает критически важными дальнейшие исследования в области оптимизации — разработку легких архитектур, квантование моделей и аппаратное ускорение, — поскольку без таких мер сложные алгоритмы могут оказаться неприменимыми из-за ограниченных вычислительных ресурсов. В то же время, учет временных зависимостей не только улучшает устойчивость системы к ложным срабатываниям и пропускам целей, но и снижает общую нагрузку за счет уменьшения количества повторных детекций, сохраняя идентификацию объектов даже при их кратковременном исчезновении. Таким образом, поиск баланса между точностью трекинга и производительностью остается ключевой задачей, требующей как совершенствования алгоритмов, так и оптимизации их реализации для работы в ресурсоограниченных условиях бортовых систем.

В конечном итоге, используя приведенные в данной статье инструменты, можно сформировать программное обеспечение, которое может быть встроено как на программном уровне в виде дополнительного алгоритма в код большей программы управления группой БЛА, так и в виде отдельного приложения, в различные системы наблюдения и принятия решения.

### Литература

1. Моисеев В. С. Групповое применение беспилотных летательных аппаратов: монография. – Казань: Редакционно-издательский центр «Школа», 2017. 572 с.
2. Евдокименков В. Н., Красильщиков М. Н., Оркин С. Д. Управление смешанными группами пилотируемых и беспилотных летательных аппаратов в условиях единого информационно-управляющего поля. МАИ, 2015, 272 с.
3. Васильев С. Н., Евдокименков В. Н., Красильщиков М. Н. Проблемы управления сложными динамическими объектами авиационной и космической техники. М., Машиностроение, 2015, 519 с.
4. Гончаренко В. И., Лебедев Г. Н. Задача оперативной двумерной маршрутизации группового полета беспилотных летательных аппаратов // Известия РАН. Теория и системы управления, 2019, № 1, с. 153–166.
5. Гончаренко В. И., Лебедев Г. Н., Михайлин Д. А., Царева О. Ю. Выбор множества приоритетных наземных объектов наблюдения с помощью беспилотных летательных аппаратов и маршрутизация их полета // Вестник компьютерных и информационных технологий, № 2, 2019 г., С. 3–12.
6. Гончаренко В. И., Желтов С. Ю., Князь В. А., Лебедев Г. Н., Михайлин Д. А., Царева О. Ю. Интеллектуальная система планирования групповых действий беспилотных летательных аппаратов при наблюдении наземных мобильных объектов на заданной территории // Известия Российской академии наук. Теория и системы управления. 2021. № 3, с. 39–56.
7. Небаба С. Г., Марков Н. Г. Сверточные нейронные сети семейства YOLO для мобильных систем компьютерного зрения // Компьютерные исследования и моделирование. – 2024. – Т. 16. – №. 3. – С. 615–631.
8. Использование нейронной сети для детекции пылевого облака в производственном помещении / Н. А. Васильев, К. А. Зарубин, О. С. Лаута, Д. С. Ситдииков // Россия молодая: Сборник материалов XVI всероссийской, научно-практической конференции молодых ученых с международным участием, Кемерово, 16–19 апреля 2024 года. – Кемерово: Кузбасский государственный технический университет имени Т. Ф. Горбачева, 2024. – С. 31675.1–31675.5.
9. Ali M. L., Zhang Z. The YOLO framework: A comprehensive review of evolution, applications, and benchmarks in object detection // Computers. – 2024. – Т. 13. – №. 12. – С. 336.
10. Хрящёв В. В., Котов Н. В., Приоров А. Л. Исследование алгоритмов на базе нейросетевой архитектуры YOLO в задаче детектирования полипов на колоноскопических видеоданных // Графиконференции по компьютерной графике и зрению. – 2023. – Т. 33. – С. 590–597.
11. Drone Dataset (UAV) [Электронный ресурс] // URL <https://www.kaggle.com/datasets/dasmehdixtr/drone-dataset-uav/> (дата обращения: 15.03.2025).
12. ModifiedOpenLabelling [Электронный ресурс] // URL: <https://github.com/ivangrov/ModifiedOpenLabelling/> (дата обращения: 25.03.2025).
13. Rathore P. S. et al. Benchmarking Object Detection and Tracking for UAVs: An Algorithmic Comparison // 2024 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES). – IEEE, 2024. – С. 1–6.
14. Мальцева Н. А. и др. Качество методов трекинга с реидентификацией объектов // Вестник Дагестанского государственного технического университета. Технические науки. – 2024. – Т. 51. – №. 3. – С. 103–109.
15. Ситдииков, Д. С. Исследование применимости модели CNN-LSTM для детекции объектов в режиме реального времени / Д. С. Ситдииков, К. А. Зарубин, Н. А. Васильев // Системы интеллектуального управления и искусственный интеллект: теория и практика: Сборник трудов II национальной научно-практической конференции, Санкт-Петербург, 27 июня 2024 года. – Санкт-Петербург: Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования Государственный университет морского и речного флота им. адмирала С. О. Макарова, 2024. – С. 102–107.

# IMPLEMENTATION OF AN ONBOARD ALGORITHM FOR TARGET SEARCH, IDENTIFICATION, RECOGNITION, AND SUBSEQUENT ENGAGEMENT USING TRAINED NEURAL NETWORKS

Sitdikov D. S.<sup>3</sup>, Vasiliev N. A.<sup>4</sup>

**Keywords:** military didactics, electronic information and educational environment of a military university, teaching military engineering disciplines, immersive technologies, artificial intelligence in education.

## Abstract

**The purpose of the work** is to analyze the didactic features of modern military education using advanced digital technologies.

**Research results:** as a result, the following set of didactic functions of an intellectual learning system can be distinguished: adaptive, transformative, coordinating, forming an integral system, developing, integrating, ensuring the consolidation of knowledge, self-control, individualized approach and differentiation, self-education, methodological, and analytical. The development of didactics of military engineering disciplines in the digital age will be characterized by the following trends: expansion of the conceptual and terminological stock, the emergence of new theoretical concepts, didactic systems and teaching models; preservation of the main scientific functions of didactics: descriptive, explanatory and predictive; clarification of existing or discovery of new laws and patterns of the educational process, which will become the basis for the creation of normative models. The theory will be based on the phenomenological material collected during the study of distance education.

**Scientific novelty:** the introduction of end-to-end digital technologies and innovative techniques significantly improves the quality of education and training of military specialists, as well as enhances the effectiveness of management of military structures and combat units. This approach will make it possible to adapt to changes in technology and the requirements for military training, as well as to anticipate their impact on military education in the coming years.

## References

1. Moiseev V. S. Gruppovoe primeneniye bespilotnykh letatel'nykh apparatov: monografiya. – Kazan': Redakcionno-izdatel'skij centr «Shkola», 2017. 572 s.
2. Evdokimenkov V. N., Krasil'shnikov M. N., Orkin S. D. Upravleniye smeshannymi gruppami pilotiruemykh i bespilotnykh letatel'nykh apparatov v usloviyakh edinogo informacionno-upravljajushhego polja. MAI, 2015, 272 c.
3. Vasil'ev S. N., Evdokimenkov V. N., Krasil'shnikov M. N. Problemy upravleniya slozhnymi dinamicheskimi ob#ektami aviacionnoj i kosmicheskoy tehniki. M., Mashinostroenie, 2015, 519 s.
4. Goncharenko V. I., Lebedev G. N. Zadacha operativnoj dvumernoj marshrutizacii gruppovogo poleta bespilotnykh letatel'nykh apparatov // Izvestija RAN. Teorija i sistemy upravlenija, 2019, № 1, s. 153–166.
5. Goncharenko V. I., Lebedev G. N., Mihajlin D. A., Careva O. Ju. Vybor mnozhestva prioritetnykh nazemnykh ob#ektov nabljudenija s pomoshh'ju bespilotnykh letatel'nykh apparatov i marshrutizacija ih poleta // Vestnik komp'juternykh i informacionnykh tehnologij, № 2, 2019 g., S. 3–12.
6. Goncharenko V. I., Zheltov S. Ju., Knjaz' V. A., Lebedev G. N., Mihajlin D. A., Careva O. Ju. Intellektual'naja sistema planirovanija gruppovykh dejstvij bespilotnykh letatel'nykh apparatov pri nabljudenii nazemnykh mobil'nykh ob#ektov na zadannoj territorii // Izvestija Rossijskoj akademii nauk. Teorija i sistemy upravlenija. 2021. № 3, s. 39–56.
7. Nebaba S. G., Markov N. G. Svertochnye nejronnye seti semejstva YOLO dlja mobil'nykh sistem komp'juternogo zrenija // Komp'juternye issledovanija i modelirovanie. – 2024. – T. 16. – №. 3. – S. 615–631.

<sup>3</sup> Dmitry S. Sitdikov, junior researcher, Military Academy of Communications, St. Petersburg, Russia. E-mail: dima.sitdikov.99@mail.ru

<sup>4</sup> 4 Nikita A. Vasiliev, Ph.D. of Technical Sciences, Deputy Head of the Research Department of the Research Center, Military Academy of Communications, St. Petersburg, Russia. E-mail: vasn2020@mail.ru

8. Ispol'zovanie nejronnoj seti dlja detekcii pyl'evogo oblaka v proizvodstvennom pomeshhenii / N. A. Vasil'ev, K. A. Zarubin, O. S. Lauta, D. S. Sitdikov // Rossiya molodaja: Sbornik materialov XVI vserossijskoj, nauchno-prakticheskoj konferencii molodyh uchenyh s mezhdunarodnym uchastiem, Kemerovo, 16–19 aprelja 2024 goda. – Kemerovo: Kuzbasskij gosudarstvennyj tehničeskij universitet imeni T. F. Gorbacheva, 2024. – S. 31675.1-31675.5.
9. Ali M. L., Zhang Z. The YOLO framework: A comprehensive review of evolution, applications, and benchmarks in object detection // Computers. – 2024. – T. 13. – №. 12. – S. 336.
10. Hrjashh'jov V. V., Kotov N. V., Priorov A. L. Issledovanie algoritmov na baze nejrosetevoj arhitektury YOLO v zadache detektirovanija polipov na kolonoskopičeskix videodannyx // Grafikonferencii po komp'juternoj grafike i zreniju. – 2023. – T. 33. – S. 590–597.
11. Drone Dataset (UAV) [Jelektronnyj resurs] // URL <https://www.kaggle.com/datasets/dasmehdixtr/drone-dataset-uav/> (data obrashhenija: 15.03.2025).
12. ModifiedOpenLabelling [Jelektronnyj resurs] // URL: <https://github.com/ivangrov/ModifiedOpenLabelling/> (data obrashhenija: 25.03.2025).
13. Rathore P. S. et al. Benchmarking Object Detection and Tracking for UAVs: An Algorithmic Comparison // 2024 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES). – IEEE, 2024. – S. 1–6.
14. Mal'ceva N. A. i dr. Kachestvo metodov trekinga s reidentifikaciej ob#ektov // Vestnik Dagestanskogo gosudarstvennogo tehničeskogo universiteta. Tehničeskije nauki. – 2024. – T. 51. – №. 3. – S. 103–109.
15. Sitdikov, D. S. Issledovanie primenimosti modeli CNN-LSTM dlja detekcii ob#ektov v rezhime real'nogo vremeni / D. S. Sitdikov, K. A. Zarubin, N. A. Vasil'ev // Sistemy intellektual'nogo upravlenija i iskusstvennyj intellekt: teorija i praktika: Sbornik trudov II nacional'noj nauchno-prakticheskoj konferencii, Sankt-Peterburg, 27 ijunja 2024 goda. – Sankt-Peterburg: Federal'noe gosudarstvennoe bjudzhetnoe obrazovatel'noe uchrezhdenie vysshego obrazovanija Gosudarstvennyj universitet morskogo i rečnogo flota im. admirala S. O. Makarova, 2024. – S. 102–107.

