

УДК: 004.852

DOI 10.52167/1609-1817-2025-139-4-435-447

Г.У. Турсунбаева<sup>1</sup>, Д.Ж. Сатыбалдина<sup>1</sup>, А.М. Узбекбаев<sup>1</sup>,  
А.М. Нурушева<sup>1</sup>, Н. Аль Бухари<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>L.N. Gumilyov Eurasian National University, Астана, Казахстан

<sup>2</sup>Almaty Technological University, Алматы, Казахстан

E-mail: guljama@mail.ru

## ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ БОРТОВОГО РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ И ОЦЕНКИ РАССТОЯНИЯ НА БЕСПИЛОТНЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТАХ

**Аннотация.** В данной работе рассматривается разработка архитектуры виртуальной бортовой системы БПЛА, оснащенный вычислительным модулем на базе NVIDIA Jetson Nano, RGB-камеры, IMU-сенсор и GPS-приёмником. Оно предназначено для решения задач по распознаванию целей БПЛА и определению расстояния до объектов. Для решения задач по обнаружению объектов в режиме реального времени применена облегченная модификация модели YOLOv2-Lite с использованием MobileNet-SSD в качестве экстрактора признаков. Определение расстояния до объекта реализуется применением на основе соотношения подобия треугольников по методу вычисления углового размеру цели.

**Ключевые слова:** БПЛА, машинное обучение, компьютерное зрение, обнаружение объектов, оценка расстояния, инерциальные датчики, обработка изображений

### Введение.

Беспилотные летательные аппараты (БПЛА) являются одним из самых быстрорастущих областей аэрокосмических исследований и разработок. Их развитие на сегодняшний день позволяет решать большое количество высокоточных важных задач в различных ситуациях без участия человека. Широкое применение нашли в процессах дистанционного зондирования земли, в логистической, военной отрасли, а также в мониторинге окружающей среды для обнаружения стихийных бедствий и в поисково-спасательных операциях и др. Имея возможность работы в сложных разнообразных географических условиях БПЛА часто сталкиваются со значительными ограничениями точности распознавания и определения местонахождения объекта.

В этом случае классические методы компьютерного зрения, такие как выделение признаков, фильтрация, геометрические преобразования часто оказываются недостаточно надёжными в динамичных условиях эксплуатации БПЛА. В связи с этим на сегодняшний день особое внимание исследователей и разработчиков уделяется внедрению в их структуру элементы искусственного интеллекта такие как методы машинного и глубокого обучения. Они в свою очередь демонстрируют высокую точность в задачах классификации и детекции объектов БПЛА.

Ряд существующих исследований было посвящено к разработке облегчённых архитектур нейронных сетей с различными комбинации с алгоритмами детекции [1-10]. Их эффективность особенно заметна в процессе обработки данных с видеопотока в системах, где встраиваемые модули имеют ограниченные вычислительные ресурсы. В данном направлении множество существующих исследований было посвящено к

разработкам новых модулей и архитектур периферийных вычислений, реализующие на основе глубокого обучения. Одним из них можно отметить исследование авторов [1], где был разработан дрон-детектор, который определяет и отслеживает вредителей различного размера в растениях. Для эффективного определения местоположения вредителей в режиме реального времени система использует нейронную сеть Tiny-YOLOv3, созданная на основе встраиваемой системы NVIDIA Jetson TX2. Также авторы отмечают о возможностях применении данной разработки для планирования оптимального маршрута распыления пестицидов в сельскохозяйственном секторе. Схожую разработку предложили авторы исследования [2], предназначенный для применения в задачах дистанционного зондирования. В работе авторами был предложен новый алгоритм YOLO-Remote интегрированный с расширенной свёрткой SaeLayers, модулем Efficient-SPPF, и функцией определения потерь расхождений Focaler-MPDIU. Эффективность разработки подтверждается экспериментальными результатами в сложных географических условиях, где были получены улучшенные показатели mAP для набора данных NWPU при сравнительном анализе с базовой моделью. Другая группа авторов [3] провели экспериментальное исследование по распознаванию объектов с аэрофотоснимков БПЛА. В данном случае на базе набора данных VisDrone была реализована интеграция передовых методов SAHI с моделями обнаружения в реальном времени. Разработанная система превосходя аналогичные модели как по скорости, так и по точности, демонстрируя выдающуюся среднюю точность до 54,8% и частоту кадров 74 кадра в секунду (FPS), что полезно для применения в мониторинге окружающей среды с воздушного пространства.

Инновационная архитектура RFHS-RTDETR была интегрирована с системой технического зрения БПЛА в работе [4]. Предложенная система эффективно решает задачи обнаружения цели и измерения расстояния до него в воздушном пространстве. В данном направлении была разработана новая методика SuperMOT [5], реализуемая на основе модуля пирамидального деформируемого выравнивания (PDA). Особенностью работы является быстрое распознавание объектов с БПЛА за счет поэтапное выравнивание и объединение временных семантических признаков на видео. Также интересное применение моделей YOLO были отмечены в работах [6,7], где были решены задачи обнаружения цели в сложных условиях окружающей среды и многомасштабных сценариях, вызванных плотным распределением объектов. В данном случае на основе стратегии обучения YOLOv5s была создана объединенный модуль AIFI, метод SimOTA и технологию дистилляции CWD для оптимизации магистральной сети. Новый набор данных аэрофотоснимков был создан авторами [8]. Обновленная база данных аэрофотоснимков эффективное применение нашел в области разработки и оценки алгоритмов обнаружения транспортных средств с применением БПЛА. Интересные разработки авторов [9-11] были посвящены мониторинговым системам и инспекции на линиях электропередач с воздушного пространства. В работах авторы, применяя различные архитектуры алгоритмов машинного и глубокого обучения разработали новые методы распознавания дефектов и посторонних объектов для беспилотного осмотра линий электропередач.

Новый алгоритм распознавания препятствий на основе недорогой монокулярной камеры и малогабаритного лазерного дальномера были предложены авторами [12]. Также в работе был представлен метод их избегания для беспилотных летательных аппаратов с ограниченными ресурсами. Также интересные разработки с применением многозадачных механизмов и алгоритмов были предложены в работах [13-15], где особое внимание было уделено к интеграции мобильных периферийных вычислений (MEC), Интернета вещей (IoT) и сетей связи 5G в структуру БПЛА для решения задач

передачи данных в пределах прямой видимости (LOS). В данном случае отмечаются трудности в реализации алгоритмов, которые объясняются возрастающими погрешностями при обработке данных малых целей и объектов расположенные в сложных географических контурах. В качестве решения данной проблемы авторами исследования [16] была предложена новая модель UAV-FAENet на основе архитектуры кодера-декодера. Данная система была интегрирована в БПЛА для выполнения задач дистанционного зондирования. Эффективная распознавания цели обеспечивается за счет наличия семантической сегментации изображений на основе модуля адаптивного улучшения высоких и низких частот (HLAEM). Также в рамках исследования был разработан декодер, основанный на механизме моделирования пространства состояний (декодер CSRA-VSS). Данный подход демонстрирует значительный потенциал в повышении точности распознавания мелких объектов и восстановлении деталей контуров, обеспечивая приемлемое решение для высокоточной семантической сегментации в сложных городских условиях. Также в данном направлении интересное решение было предложено авторами [17] с применением многоуровневого слияния признаков и глубокой нейронной сети. В работе были применены три эталонных набора данных, такие как UAV Gesture, UAV Human и UCF-ARG. Экспериментальное исследование, проведенное в виртуальной среде, демонстрирует высокий показатель точности распознавания действий соответствующих наборов, данных 90,15%; 72,37%; 76,50%. Для распознавания и отслеживания целей с воздушного пространства широко используются модели машинного и глубокого обучения, реализующие на основе изображений RGB-D [18]. В данном случае для построения дескрипторов обнаружения признаков, текстуры и формы объекта авторы применили алгоритм описания цветовой сигнатуры гистограмм ориентаций (CSHOT).

Большинство разработок были посвящены к задачам эффективного распознавания и оценки расстояния объектов с применением моделей машинного и глубокого обучения [19-21]. На сегодняшний день они имеют высокую производительность обработки данных. Также эти системы часто интегрированы с системами IoT, с интеллектуальными мобильными устройствами (SMD), повышая точность распознавания и определения расстояния объектов БПЛА. Однако, несмотря на значительный прогресс авторы отмечают наличие проблем, таких как малые размеры объектов обнаружения, плотность расположения и перекрытия объектов, в том различные условия освещения, а также схожесть объектов с фоном что создает значительные трудности в их обнаружении с воздушного пространства. Также в работах отмечается затруднения интеграции моделей машинного и глубокого обучения, которые требуют высоких вычислительных затрат, в том числе необходимость больших обучающих выборок при работе с малыми и плотными группами объектов. Сохраняются проблемы оценки расстояния, которые в свою очередь зависят от геометрии аэрофотосъёмки, погрешности датчиков и в сложных условиях окружающей среды. Учитывая все перечисленные особенности в данной работе представлены основные результаты разработки и оптимизации программно-вычислительного модуля бортовой системы БПЛА на основе методов машинного обучения. Предложенная система осуществляет распознавание объектов и оценку расстояния до них в режиме реального времени. Разработанная архитектура виртуальной бортовой системы БПЛА состоит из аппаратно-программной платформы и электронных компонентов. Эффективная модель распознавания MobileNet-SSD обучена в режиме реального времени на основе облегченной модификационной модели YOLOv2-Lite. Алгоритм коррекции расстояния до объекта была реализована на основе углового размера цели и обработки данных полученных от IMU-сенсора и GPS-приемника. Данная комбинация

обеспечивает высокую точность распознавания и определения расстояния объектов БПЛА, а также и надежность работы системы в условиях ограниченных вычислительных ресурсов.

### **Материалы и методы.**

Начиная с последнего десятилетия, ученые приложили немало усилий для исследования различных аспектов и областей применения БПЛА. Они стали важной технологией в широком спектре областей. Их целевое применение охватывают наблюдение за окружающей средой, точное земледелие и управление в условиях стихийных бедствий, выполняя при этом критически важные функции, особенно в положениях, таких как военно-разведочные, поисково-спасательные операции после стихийных бедствий. На сегодняшний день в области разработок БПЛА было предложено много интеллектуальных и инновационных устройств и электронных компонентов, и методов обработки данных с воздушного пространства. Особенно с развитием искусственного интеллекта процесс обработки аэрофотоснимков в режиме реального времени поспособствовал расширению области применения БПЛА и развитию методов компьютерного зрения.

В обширном понимании основная роль искусственного зрения в современных интеллектуальных БПЛА заключается в интерпретации полученных визуальных данных, включая процессов распознавания объектов, отслеживания и сегментации изображений [2].

На сегодняшний день методология обнаружения объектов, является одной из центральных задач системы компьютерного зрения БПЛА, Современные детекторы на основе применения моделей сверточных нейронных сетей (CNN) эффективно такие задачи как семантическая сегментация и обнаружение объектов, включая оценку дальности расстояния с повышенной точностью в режиме реального времени. Однако многоступенчатый процесс распознавания целей БПЛА по своей природе увеличивает вычислительные затраты и ограничивает скорость обработки данных и вывода результатов. Широкое применение нашли одноступенчатые детекторы с моделями SSD, RetinaNet, семейство YOLO. Они выполняют классификацию и регрессию ограничивающего прямоугольника. Извлечение признаков из плотных карт за одну итерацию прямого распространения повышает точность и эффективность распознавания целей. В применении они обеспечивают огромное визуальное разнообразие из-за цвета, вида, изменений позы и других внешних условий. Учитывая эти особенности моделей семейства YOLO, в данном исследовании была применена архитектура модели MobileNet-SSD. Для проведения экспериментального тестирования была создана специальная виртуальная бортовая система, представленная на рисунке 1. В его состав электронных компонентов также входит вычислительный модуль, RGB-камера и система датчиков. Для процесса трекинга набор визуальных данных поступает с RGB-камеры. Измерение ориентации и ускорения БПЛА обеспечивается за счет IMU сенсора, который способствует стабилизацию аэрофотоснимков и осуществляет коррекцию оценок. Данные о текущих координатах системы предоставляются GPS-приёмником. В качестве вычислительного узла выбран одноплатный модуль NVIDIA Jetson Nano, обладающий четырёхъядерным процессором ARM Cortex A57, графическим ускорителем Maxwell (128 ядер), 4 ГБ оперативной памяти и поддержкой интерфейсов GPIO, I2C, SPI и UART. Представленная система имеет высокую производительность обработку данных и низкий уровень энергопотребления. Эти особенности позволяют применять его в экспериментальном тестировании для выполнения задач компьютерного зрения на виртуальной бортовой системе БПЛА.

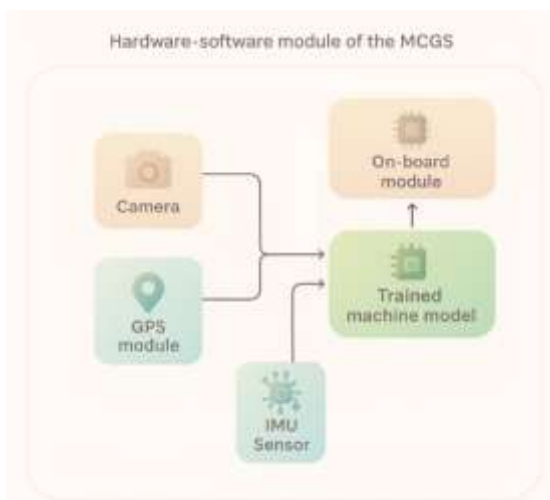


Рисунок 1 - Аппаратно-программный модуль виртуальной бортовой системы БПЛА

При обнаружении объектов с воздушного пространства возникает необходимость измерять расстояния до объектов (целей) с высокой скоростью и достаточным уровнем точности. В данной работе в качестве метода определения расстояния до объекта были применены вычисления по угловому размеру цели. Реализация данного метода осуществляется с проведением измерений угла в тысячных, в условиях видимости рассматриваемого объекта. Данный метод эффективно применим только в тех случаях, если известна наблюдаемая линейная величина (высота, ширина или длина) объекта, до которого определяется расстояние. Оптическая схема, основанная на соотношении подобия треугольников представлена на рисунке 2.

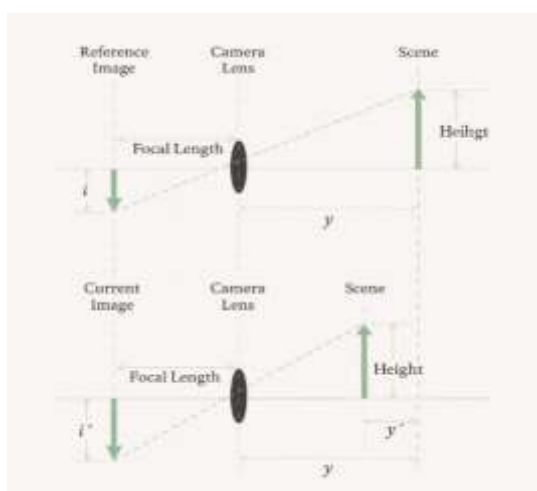


Рисунок 2 – Оптическая схема определения расстояния по методу вычисления по угловому размеру цели

Алгоритм оценки расстояния основана на принципе применения постоянной неизменяемой математической величины, которая равна 1000. Это константа является частью кругового горизонта. В вычислении данная величина будет увеличиваться в ширину прямо пропорционально в зависимости увеличения дистанции до точки отсчета. В данном случае точкой отсчета является эталонное расстояние ( $y$ ) до объекта, с которого начинаются первые замеры.

После осуществляется фиксация эталонного снимка с измеряемой высотой. При перемещении объекта, камера захватывает новый снимок уже с измененной высотой ( $i'$ ). Используя соотношения подобия треугольников, можно вычислить новое расстояние до цели ( $y'$ ). Зная фокусное расстояние камеры и размеры эталонного и текущего изображений, расстояние до цели можно рассчитать по формуле:

$$y'=(i'/i)\cdot y, \quad (1)$$

где  $i'$  и  $i$  - высоты текущего и эталонного снимков;  $y$  - эталонное расстояние до цели.

Для создания математической модели системы, позволяющей автоматически рассчитывать точные координаты и расстояние до цели в реальном времени, предлагается использовать следующую формулу, которая объединяет данные GPS-модуля, IMU -сенсора и обученной машинной модели на основе бортового модуля:

$$y'=((i\times 1000)/u)\times k \quad (2)$$

где  $y'$  - предполагаемое расстояние до цели;

$i$  - известная высота цели;

$u$  - угловая величина цели, скорректированная по данным IMU;

$k$  - коэффициент корреляции, определяемый моделью на основе данных IMU и GPS.

Применяя эталонный набор изображений, полученных с RGB-камеры на основе компьютерного зрения поэтапно. Расчет дальности расстояния и угловой размер объекта осуществляется автоматически в нескольких итерациях. Для повышения эффективности метода используется набор данных открытой онлайн-платформы Open Images Dataset V7. В данном случае оно должно иметь интеграцию с оптическими и техническими параметрами бортовой камеры. В режиме реального времени камера фиксирует цель, IMU регистрирует все изменения положения и ориентации камеры, а GPS определяет координаты системы.



Рисунок 3 – Пример набора данных из Open Images Dataset V7

В экспериментальном исследовании общий объем набора данных составил около 1000 изображений. Большинство из них были отнесены к изображениям мониторинга окружающей среды, представленный на рисунке 3.

Далее на основе этих данных выполняется угловая коррекция для компенсации ошибок. После этого, используя скорректированные углы и известные размеры цели



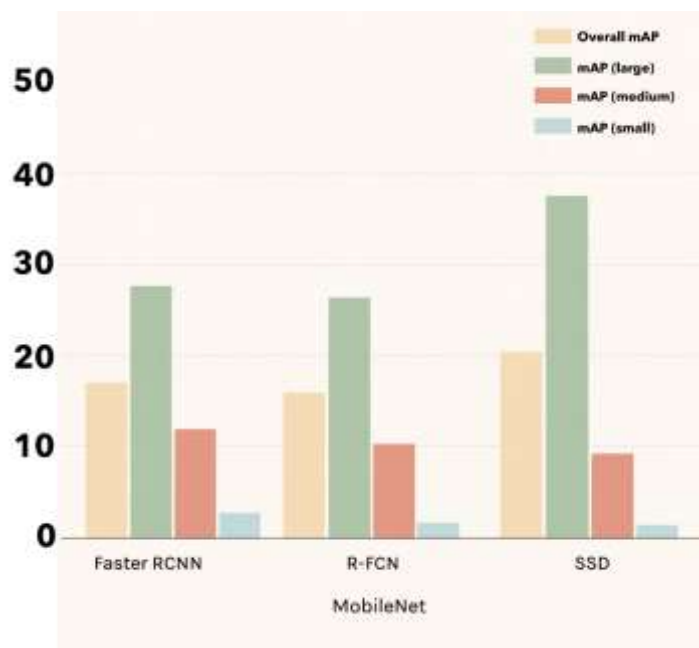


Рисунок 5 - Сравнительный анализ производительности моделей машинного обучения для детекции крупных, малых и средних объектов

Количество метрик эпох составляет 200. В данном случае фаза интенсивного обучения происходит между эпохами 0–40. Далее наилучшее состояние модели наблюдаются между эпохами 40–100. Устойчивый рост ошибки после 110-й эпохи что свидетельствует о начале фазы переобучения.

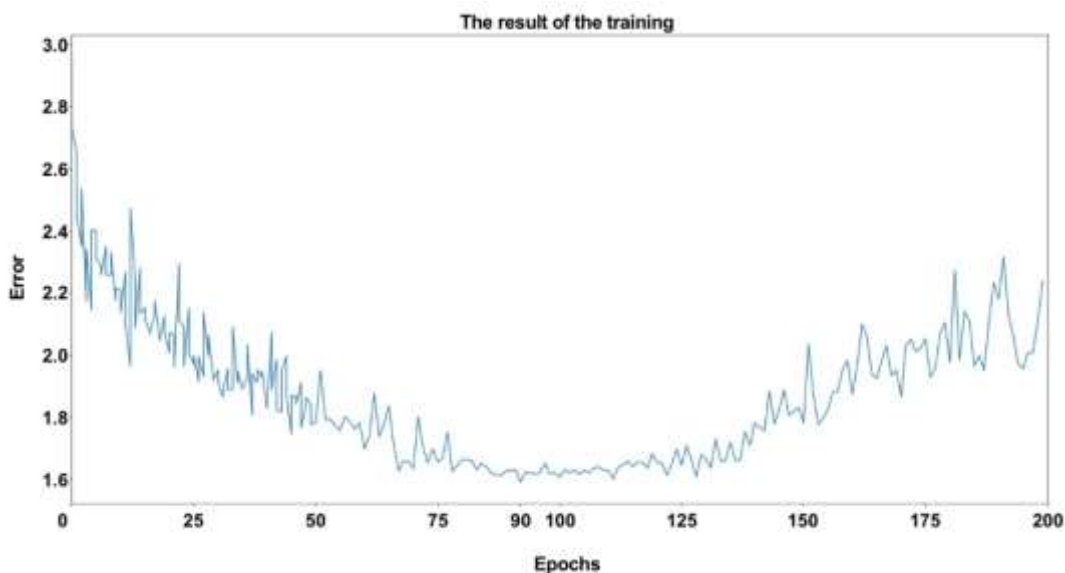


Рисунок 6 - Результат обучения модели

На рисунке 6 показана работа бортового аппаратно-программного модуля БПЛА по восприятию сцены. В окне ObjectDetection в реальном времени обрабатывается видеопоток с бортовой камеры, поверх которого визуализируются розовые ограничивающие рамки (детекции объектов) и цветные траектории (результат трекинга по схеме tracking-by-detection). Для автономного мониторинга и сопровождения объектов в полёте поток данных аэрофотоснимков с бортовой камеры синхронизируются

с IMU модулем и GPS – приемником, где кадры калибруются и приводятся к формату  $300 \times 300 \times 3$  с нормализацией. Далее применяя многоуровневые карты признаков MobileNet-SSD реализует детектирование объектов, при необходимости выполняются стабилизация и шумоподавление. На выходе формируется список из bbox и оценивается угловая величина объекта и дальность с коррекцией по IMU и GPS модулям, после чего координаты объекта вычисляются. Последовательности детекций подаются в трекер (Byte/OC-SORT/DeepSORT) для ассоциации между кадрами и получения устойчивых траекторий и скоростей. Ключевые точки настройки включают выбор входного разрешения, порогов детекции, списка целевых классов, аугментаций и доменного дообучения, а также параметров трекера.

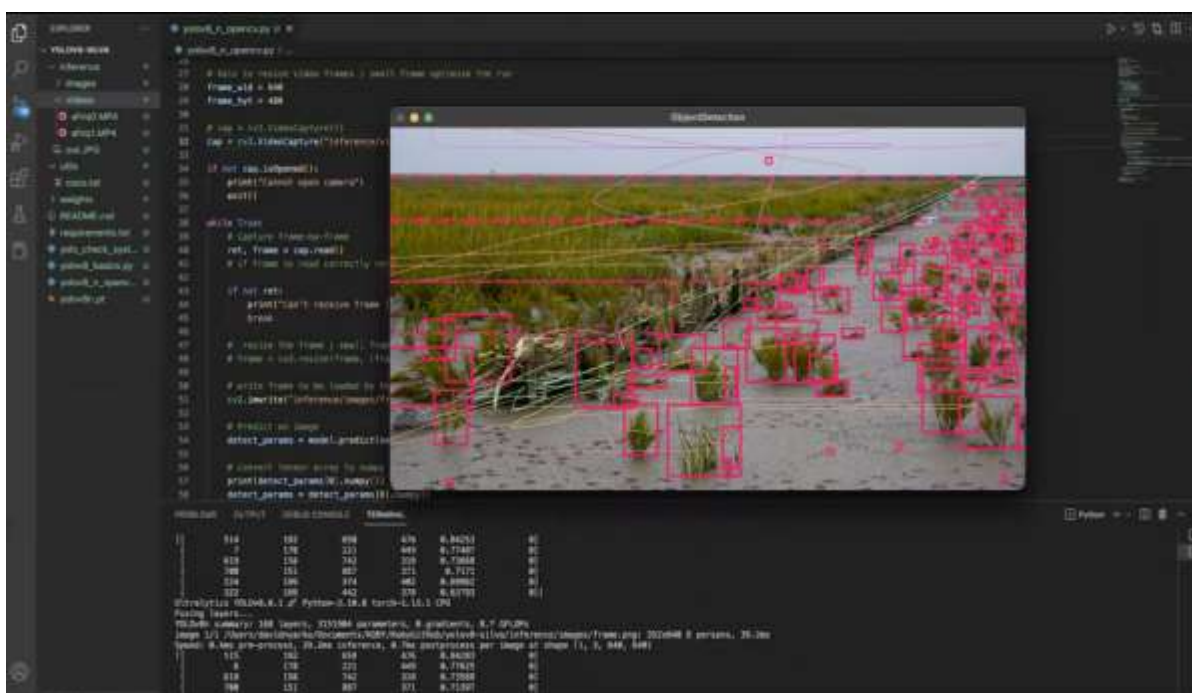


Рисунок 7 - Демонстрация работы модели MobileNet-SSD в реальном времени: визуализация рамок и траекторий на видеопотоке (Open Images Dataset V7, Python)

Выбор и обучение нейросетевой модели, такой как MobileNet-SSD, обеспечивают высокую точность распознавания объектов. Оно позволяет оперативно формировать команды управления и оптимизировать траекторию полета БПЛА для надежного обнаружения и отслеживания объектов в процессах мониторинга окружающей среды и дистанционного зондирования земной поверхности. Общее время обучения модели составило менее 72 часов с выполнением около 200 тестовых эпох. Анализ графиков показал, что минимальная ошибка обучения достигается в пределах 90 эпох. В зависимости от размеров объектов (маленькие, средние, большие) на изображениях, результаты обученной модели по сегментации и классификации объектов показали точность в диапазоне 58%-71%-98% соответственно. Таким образом, средняя точность модели составила  $mAP=76\%$  на данном наборе данных. Эти результаты позволяют подтвердить состоятельность предложенного подхода для БПЛА в условиях реального времени, обосновать выбор оптимальной архитектуры по соотношению параметров точности и скорости для условий ограниченных вычислительных ресурсов и в различных эксплуатационных условиях БПЛА.

### **Заклучение.**

Система оснащена RGB-камерой с глобальным затвором для исключения искажений при движении, инерциальным измерительным модулем (гироскоп, акселерометр, магнитометр) и GPS-приёмником. Такая конфигурация позволяет реализовать не только детекцию объектов, но и оценку их положения в пространстве.

В ходе разработки программно-вычислительного модуля бортовой системы был создан детальный алгоритм расчета и корректировки координат и расстояния до объекта с использованием данных GPS-приемника, IMU модуля и машинного зрения. Использование архитектуры MobileNet-SSD в сочетании с мощностями вычислительного модуля NVIDIA Jetson Nano позволило добиться высокой точности и скорости в распознавании и отслеживании целей. Данная архитектура продемонстрировала превосходные результаты в задачах классификации и сегментации объектов на различных расстояниях и размерах, что подтверждено тестированием и анализом производительности модели.

Разработанный алгоритм системы наведения был дополнительно оптимизирован для работы в реальном времени, что позволяет учитывать изменения положения и движения объектов. Применение методов машинного обучения в сочетании с данными от GPS и IMU обеспечивает корректное наведение и высокую устойчивость к помехам, а также возможность оперативного управления в динамической обстановке. Предложенная архитектура также позволяет интегрировать новые оптические и технические параметры камеры для создания уникального набора данных, адаптированного под сложные эксплуатационные условия.

**Источник финансирования:** Комитет науки Министерства науки и высшего образования Республики Казахстан, ГФ № AP26101065

### **ЛИТЕРАТУРА**

[1] Chen, Ching-Ju & Huang, Ya-Yu & Li, Yuan-Shuo & Chen, Ying-Cheng & Chang, Chuan-Yu & Huang, Yueh-Min. (2021). Identification of Fruit Tree Pests with Deep Learning on Embedded Drone to Achieve Accurate Pesticide Spraying. IEEE Access. PP. 1-1. 10.1109/ACCESS.2021.3056082.

[2] Fan, Kaizhe & Li, Qian & Li, Qianjun & Zhong, Guangqi & Chu, Yue & Le, Zhen & Xu, Yeling & Li, Jianfeng. (2024). YOLO-Remote: An Object Detection Algorithm for Remote Sensing Targets. IEEE Access. PP. 1-1. 10.1109/ACCESS.2024.3479320.

[3] Muzammul, Muhammad & Algarni, Abdul & Ghadi, Yazeed & Assam, Muhammad. (2024). Enhancing UAV Aerial Image Analysis: Integrating Advanced SAHI Techniques with Real-Time Detection Models on the VisDrone Dataset. IEEE Access. PP. 1-1. 10.1109/ACCESS.2024.3363413.

[4] Tang, Songtao & Zhang, Leiming & Liu, Xudong & Lv, Rongfu & Qin, Ruyi. (2025). RFHS-RTDETR: Multi-Domain Collaborative Network with Hierarchical Feature Integration for UAV-Based Object Detection. IEEE Access. PP. 1-1. 10.1109/ACCESS.2025.3586649.

[5] Ren, Libo & Yin, Wenxin & Wenhui, Diao & Fu, Kk & Sun, Xian. (2025). SuperMOT: Decoupling Motion and Fusing Temporal Pyramid Features for UAV Multiobject Tracking. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. PP. 1-15. 10.1109/JSTARS.2025.3563060.

- [6] Qiu, Fen & Shen, Xiaojun & Zhou, Cheng & Yao, Lili. (2024). Rice Ears Detection Method Based on Multi-Scale Image Recognition and Attention Mechanism. *IEEE Access*. PP. 1-1. 10.1109/ACCESS.2024.3400254.
- [7] Huang, Junyu & Luo, Renbo & Tan, Yuna & Wu, Zhuowen. (2024). CRE-YOLO: Efficient Jaboticaba Tree Detection on UAV Platforms. *IEEE Access*. PP. 1-1. 10.1109/ACCESS.2024.3520115.
- [8] Lin, Huei-Yung & Tu, Kai-Chun & Li, Chih-Yi. (2020). VAID: An Aerial Image Dataset for Vehicle Detection and Classification. *IEEE Access*. 8. 212209-212219. 10.1109/ACCESS.2020.3040290.
- [9] Yu, Chenhui & Liu, Yakui & Zhang, Wanru & Zhang, Xue & Zhang, Yuhan & Jiang, Xing. (2023). Foreign Objects Identification of Transmission Line Based on Improved YOLOv7. *IEEE Access*. PP. 1-1. 10.1109/ACCESS.2023.3277954.
- [10] Liu, Zhiping & Yu, Yannan & Liang, Zhuohui & Han, Guodong & Lu, Yao. (2023). Defect Detection and Recognition of Crane Girder Structure Based on 3D Reconstruction of UAV. *IEEE Access*. PP. 1-1. 10.1109/ACCESS.2023.3311017.
- [11] Hu, Zhuangli & He, Tong & Zeng, Yihui & Luo, Xiangyuan & Wang, Jiawen & Huang, Sheng & Liang, Jianming & Sun, Qinzhang & Xu, Hengbin & Lin, Bin. (2018). Fast image recognition of transmission tower based on big data. *Protection and Control of Modern Power Systems*. 3. 10.1186/s41601-018-0088-y.
- [12] Mao, Yiming & Chen, Ming & Wei, Xianglin & Chen, Bing. (2020). Obstacle Recognition and Avoidance for UAVs Under Resource-Constrained Environments. *IEEE Access*. PP. 1-1. 10.1109/ACCESS.2020.3020632.
- [13] Wei, Menghan & Xu, Kaijun. (2023). Multi-Task Matching Mechanism Design for UAV-assisted MEC Network with Blockchain. *IEEE Access*. PP. 1-1. 10.1109/ACCESS.2023.3332822.
- [14] Jung, Sungkyu & Jang, Jaeyeon & Kim, Chang Ouk. A Lightweight Two-Step Detection Method for Real-Time Small UAV Detection. *IEEE Access*. PP. 1-1. 10.1109/ACCESS.2025.3590473.
- [15] Shi, Cuiping & Miao, Fengjuan & Jin, Zhan & Xia, Ying. (2019). Target Recognition of Synthetic Aperture Radar Images Based on Matching and Similarity Evaluation Between Binary Regions. *IEEE Access*. PP. 1-1. 10.1109/ACCESS.2019.2948839.
- [16] Azmat, Usman & Alotaibi, Saud & Almudawi, Naif & Alabdullah, Ibrahim & Alonazi, Mohammed & Jalal, Ahmad & Park, Jeongmin. (2024). An Elliptical Modeling Supported System for Human Action Deep Recognition Over Aerial Surveillance.
- [17] Zhou, Dongbo & Wang, Huan & Pang, Shiyan & Chen, Di & Yao, Huang & Yu, Jie. (2025). UAV-FAENet: Frequency-Aware and Attention-Enhanced Network for Remote Sensing Semantic Segmentation of UAV Imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. PP. 1-17. 10.1109/JSTARS.2025.3593557.
- [18] Tsai, Chi-Yi & Tsai, Shu-Hsiang. (2018). Simultaneous 3D Object Recognition and Pose Estimation Based on RGB-D Images. *IEEE Access*. PP. 1-1. 10.1109/ACCESS.2018.2808225.
- [19] Bibi, Misbah & Faseeh, Muhammad & Khan, Anam & Rizwan, Atif & Waqas Khan, Qazi & Ahmad, Rashid & Kim, Do-Hyeun. (2025). A Unified Approach for Object Detection and Depth Map based Distance Estimation in Security and Surveillance Systems. *IEEE Access*. PP. 1-1. 10.1109/ACCESS.2025.3539310.
- [20] Faseeh, Muhammad & Bibi, Misbah & Khan, Murad & Rizwan, Atif & Ahmed, Rashid & Kim, Do. (2024). Geo-Temporal Selective Approach for Dynamic Depth

Estimation in Outdoor Object Detection and Distance Measurement. IEEE Access. PP. 1-1. 10.1109/ACCESS.2024.3485089.

[21] E. Chen, O. Haik and Y. Yitzhaky, "Online Spatio-Temporal Action Detection in Long-Distance Imaging Affected by the Atmosphere," in IEEE Access, vol. 9, pp. 24531-24545, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3057172.

**Гулжамал Турсунбаева**, докторант, L.N. Gumilyov Eurasian National University, Астана, Қазақстан, guljama@mail.ru

**Дина Сатыбалдина**, к.ф.-м.н., профессор, L.N. Gumilyov Eurasian National University, Астана, Қазақстан, dinasaty@gmail.com

**Арман Узбекбаев**, докторант, директор Research Institute of «Applied Sciences and Technologies», Алматы, Қазақстан, niipntkz@gmail.com

**Асель Нурушева**, PhD, L.N. Gumilyov Eurasian National University, Астана, Қазақстан, asselnurusheva7@gmail.com

**Наурас Аль Бухари**, магистрант, L.N. Gumilyov Eurasian National University, Астана, Almaty Technological University, Алматы, Қазақстан, nawrasalbukhari@gmail.com

## ОБЪЕКТИЛЕРДІ БОРТТЫҚ ТАҢУ ЖӘНЕ ҰШҚЫШСЫЗ ҰШУ АППАРАТТАРЫНДА ҚАШЫҚТЫҚТЫ БАҒАЛАУ ҮШІН МАШИНАМЕН ОҚЫТУ ӘДІСТЕРІН ҚОЛДАНУ

**Аңдатпа.** Бұл жұмыста NVIDIA Jetson Nano базасында есептеу модулімен, RGB камерасымен, IMU-сенсорымен және GPS-қабылдағышпен жабдықталған ҰҰА виртуалды борттық жүйесінің архитектурасын әзірлеу қарастырылады. Ол ҰҰА мақсаттарын таңу және объектілерге дейінгі қашықтықты анықтау бойынша міндеттерді шешуге арналған. Нақты уақыт режимінде объектілерді табу жөніндегі міндеттерді шешу үшін MobileNet-SSD-ді белгілердің экстракторы ретінде пайдалана отырып, YOLOv2-Lite моделінің жеңілдетілген модификациясы қолданылды. Объектіге дейінгі қашықтықты анықтау мақсаттың бұрыштық өлшемін есептеу әдісі бойынша үшбұрыштар ұқсастығының арақатынасы негізінде қолданумен іске асырылады.

**Түйінді сөздер:** ҰҰА, машиналық оқыту, компьютерлік көру, объектілерді табу, қашықтықты бағалау, инерциялық датчиктер, бейнелерді өңдеу

**Gulzhamal Tursunbayeva**, doctoral student, L.N. Gumilyov Eurasian National University, Astana, Kazakhstan, guljama@mail.ru

**Dina Satybaldina**, candidate of physical and mathematical sciences, professor, L.N. Gumilyov Eurasian National University, Astana, Kazakhstan, dinasaty@gmail.com

**Arman Uzbekbaev**, doctoral student, director, Research Institute of «Applied Sciences and Technologies», Almaty, Kazakhstan, niipntkz@gmail.com

**Asel Nurusheva**, PhD, L.N. Gumilyov Eurasian National University, Astana, Kazakhstan, asselnurusheva7@gmail.com

**Nauras Al Bukhari**, master's student, L.N. Gumilyov Eurasian National University, Astana, Almaty Technological University, Almaty, Kazakhstan, nawrasalbukhari@gmail.com

## APPLICATION OF MACHINE LEARNING METHODS FOR ONBOARD OBJECT RECOGNITION AND DISTANCE ESTIMATION ON UNMANNED AERIAL VEHICLES

**Abstract.** This work considers the development of the architecture of the virtual on-board UAV system, equipped with a computing module based on NVIDIA Jetson Nano, an RGB camera, an IMU sensor and a GPS receiver. It is designed to solve problems of recognizing UAV targets and determining the distance to objects. To solve real-time object detection problems, a lightweight modification of the YOLOv2-Lite model is used using MobileNet-SSD as a feature extractor. The determination of the distance to the object is implemented by applying the triangle similarity ratio based on the method of calculating the angular size of the target.

**Keywords:** UAV, machine learning, computer vision, object detection, distance estimation, inertial sensors, image processing

Дата принятия: 27 февраль 2024 года  
Дата рецензирования: 20 апрель 2025 года  
Дата утверждения: 30 июль 2025 года