ОБУЧЕНИЕ ДЕТЕКТОРА YOLO ДЛЯ ГЕНЕРАЦИИ ВХОДНЫХ ДАННЫХ И ИНТЕГРАЦИИ В МИВАРНУЮ СИСТЕМУ ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ НА ПРИМЕРЕ ЗАДАЧИ ОБНАРУЖЕНИЯ ЛЮДЕЙ В СПАСАТЕЛЬНЫХ ОПЕРАЦИЯХ

О.А. Лямцев, А.Ю. Максимова, И.В. Чернядьев

ИПММ, г. Донецк

gelo2003@yandex.ru, maximova.alexandra@mail.ru, chernyadev-i@mail.ru,

В работе представлен гибридный подход к решению задачи определения опасной ситуации, требующей оказания помощи при осуществлении спасательных операций с использованием беспилотных летательных аппаратов (БПЛА). Основу метода составляет комбинация модели для детектирования объектов на основе YOLO (You Only Look Once) с миварной системой логического вывода, предназначенной для анализа ситуации и принятия решения. Предложенное решение за счёт интеграции современных методов компьютерного зрения и логического вывода может с высокой эффективностью применяться в реальных условиях, например, для поисковых работ или мониторинга местности. При осуществлении спасательных операций используют БПЛА с установленными на них гиперспектральными видеокамерами, осуществляющими съемку в RGB и инфракрасном режимах. На полученных изображениях необходимо определять людей и по контекстной информации делать вывод о необходимости оказания им помощи.

Для решения задачи детектирования людей была обучена нейросетевая модель YOLO [1–3] на полученных с камер изображениях двух типов: RGB и инфракрасных. В обоих экспериментах выбор архитектуры модели и ее обучение проводилось с использованием системы Ultralytics. Система предоставляет пять версий YOLOv11. YOLOv11 Nano – самый быстрый и маленький вариант, в то время как YOLOv11 Extra Large – самый точный, но самый медленный среди них. В качестве основной модели была выбрана YOLOv11 Nano с 2.5M параметров, поскольку в рамках нашей задачи важна скорость обработки данных в реальном времени. На вход нейросети подаются

изображения, а на выходе набор обнаруженных целевых объектов с координатами их местоположения. Целевыми объектами могут быть люди, видимые части их тел с учетом позы, информация о которых передается на вход системы миварного вывода [4]. На данном этапе работы модель YOLO обучалась на двух наборах данных.

В первом эксперименте набор данных представлял собой 9960 изображений, которые были собраны в лесной местности при дневном освещении, содержали небольшие группы людей, и представляли собой RGB-изображения и соответствующие им инфракрасные изображения.

Во втором эксперименте модель обучалась наборе данных из 4900 пар инфракрасных и RGB-фотографий, сфокусированных на городской среде с высокой плотностью людей в кадре, снятых на большой высоте и вариативностью освещения – от дневного до ночного времени суток.

Данные о результатах обоих экспериментов представлены в таб. 1. Пример работы обученной модели представлен на рисунке 1.

В наборе данных первого эксперимента присутствует лесная местность, из-за чего на RGB-изображениях человека могло быть невидно из-за

Таблица 1: Результаты экспериментов.

№ эксперимента	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
1	0.767	0.658	0.698	0.356
2	0.595	0.453	0.468	0.272

Рис. 1. Пример работы обученной модели. Верхний ряд – исходное RGB-изображение (слева) и обработанное (справа). Нижний ряд – исходное инфракрасное изображение (слева) и обработанное (справа).

растительности. С учетом внешних факторов, модель выдает хорошие результаты по детектированию как на RGB, так и на инфракрасных изображениях. В наборе данных второго эксперимента много RGB-изображений в ночное время суток. В условиях слабой освещенности RGB-камера может полностью терять объекты, тогда как инфракрасные сенсоры регистрируют тепловое излучение, не зависящее от внешнего света [5]. Модель, обученная во время второго эксперимента, демонстрирует высокую эффективность и точность в обнаружении людей на инфракрасных изображениях.

В результате экспериментов обученные модели хорошо справляются с обнаружением людей как на RGB, так и на инфракрасных снимках.

Данные, полученные в результате работы модели, будет использовать MIVAR, для дальнейшего принятия решений. Некоторые примеры правил:

- если (поза неестественная) И (объект находится в опасной зоне), то Необходима_помощь = True;
- если (объект имеет высокий вертикальный контур) и (соотношение высоты к ширине > 1.8), то увеличить вероятность, что это человек;
- если (объект находится рядом с обломками зданий) И (обнаружены признаки жизни: движение, тепловая сигнатура объекта примерно 30-35°C), то тип угрозы = Завал.

Предложенный гибридный подход демонстрирует перспективность использования комбинации нейросетевых моделей для детектирования объектов, значимых для описания контекста ситуации, и миварной системы логического вывода для задач определения опасных ситуаций. Дальнейшие исследования будут направлены на повышение точности детектирования людей, а также расширение типов детектируемых объектов, формирование правил миварной базы знаний, учитывающих детальный анализ позы, оценку состояния окружающей среды и другие аспекты.

Список литературы:

1. Diwan T. [et al.]. Object detection using YOLO: challenges, architectural successors, datasets and applications // Multimed Tools Appl. 2023. Vol. 82. Pp. 9243–9275. https://doi.org/10.1007/s11042-022-13644-y.
2. Zaman F. [et.al.]. Human Detection from Drone using You Only Look Once (YOLOv5) for Search and Rescue Operation // Journal of ARASET. 2023. Vol. 30. Issue 3. Pp. 222–235. https://doi.org/10.37934/araset.30.3.222235
3. Nghe-Nhan T. [et.al.]. Real-time Human Detection in Fire Scenarios using Infrared and Thermal Imaging Fusion // arXiv:2307.04223. 2023.
4. Varlamov O. MIVAR: Transition from Productions to Bipartite Graphs MIVAR Nets and Practical Realization of Automated Constructor of Algorithms Handling More than Three Million Production Rules // arXiv:1111.1321. 2011.
5. Yiming S. [et. al.]. Drone-based RGB-Infrared Cross-Modality Vehicle Detection via Uncertainty-Aware Learning // arXiv:2003.02437. 2020.