

В.А. БЕЛОЦЕРКОВСКИЙ, младший научный сотрудник ЦИИ НГУ
А.Г. ОКУНЕВ, директор института интеллектуальной робототехники
г. Новосибирск

ПРИМЕНЕНИЕ СВЁРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ЛОКАЛИЗАЦИИ БПЛА ПО ВИДЕОДАНЫМ.

Задачи мониторинга территорий с использованием беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) приобретают ключевое значение в контексте поисково-спасательных операций, промышленного контроля и агротехнологий [1, 2]. Например, МЧС Российской Федерации активно задействует БПЛА самолетного типа для оперативного мониторинга зон чрезвычайных ситуаций, включая зоны затоплений, лесные пожары и техногенные аварии. В отличие от стандартной аэрофотосъемки, задачи осмотра требуют движения по сложным траекториям, таким как кольцевые маршруты, что сопряжено с необходимостью обработки данных в режиме реального времени и высокой точности позиционирования. Современные вызовы включают не только расширение функциональности БПЛА, но и обеспечение их отказоустойчивости в условиях ограниченных ресурсов [3].

Для решения задач навигации БПЛА традиционно применяются глобальные спутниковые системы (GPS, ГЛОНАСС) с поддержкой режима RTK (Real-Time Kinematic), обеспечивающего сантиметровую точность позиционирования [4]. Однако данные системы обладают рядом ограничений, включая зависимость от качества сигнала, уязвимость к электромагнитным помехам и невозможность работы в закрытых пространствах. Кроме того, оборудование БПЛА, такое как сервоприводы и системы аварийного спасения (САС), предъявляет повышенные требования к энергоэффективности и надежности [5]. В рамках данного исследования предложен программно-аппаратный комплекс, выступающий в качестве резервного модуля навигации. Его интеграция позволяет повысить отказоустойчивость системы за счет комбинации спутниковых данных и альтернативных методов локализации.

Разрабатываемый модуль ориентирован на эксплуатацию в условиях деградации сигналов спутниковых систем (NAVSTAR, ГЛОНАСС) или наличия помех в каналах управления. Основу решения составляет гибридный алгоритм, сочетающий предобученные нейронные сети для локализации БПЛА по изображению земной поверхности и методы сопоставления ключевых точек (keypoint matching) для трекинга. С помощью алгоритмов трекинга классического компьютерного зрения, таких как SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)[6] или ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) выполняется грубая оценка местоположения БПЛА, после чего позиция уточняется нейросетевой моделью. Тестирование прототипа проведено на краевых вычислителях OrangePi и Firefly RockChip-3588, что подтвердило возможность работы в

режиме низкого энергопотребления (менее 10 Вт) с задержкой обработки кадра не более 200 мс.

Архитектура нейросетевой модели представлена на рисунке 1, включает в себя свёрточные слои, активацию ReLU, а также обработку пирамид признаков (FPN) [7]. Обучение модели осуществлялось на датасете, включающем 100 спутниковых снимков, разбитых на ~ 5000 изображений с вариациями по высоте съемки (50-150 м), углам наклона камеры ($\pm 15^\circ$) и сезонным изменениям ландшафта. Для увеличения репрезентативности данных использованы методы аугментации: геометрические трансформации, изменение яркости и добавление шумов, имитирующих атмосферные помехи [8].

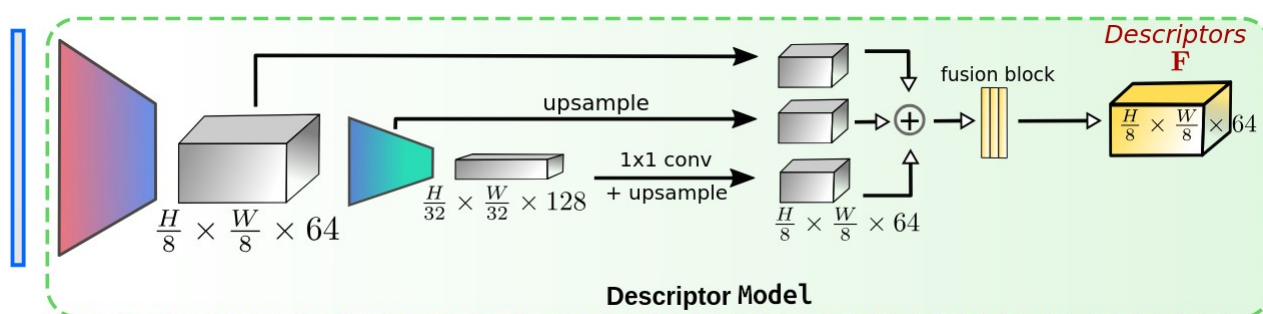


Рис.1. Архитектура модели. Изображение высоты H и ширины W проходя через модель описывается $H/8$ и $W/8$ количеством дискрипторов (характеристических векторов). Дескрипторы используются для сопоставления изображений с камеры дрона и спутниковой карты.

Для обучения модели использовалась функция потерь Triplet Loss [9]. Для сопоставления изображений, полученных с дрона и спутниковых снимков предложен собственный алгоритм матчинга. Точность модели на тестовой выборке достигла 90,6% (F1-score).

В общем виде алгоритм может быть описан следующим образом:

1 Одометрия выполняется с помощью классического алгоритма SIFT. Значение полученных координат подменяет собой значения GPS сигнала.

2 После преодоления заданного отрезка маршрута позиция дрона уточняется. С помощью нейронной сети изображение с камеры дрона сравнивается с сохраненными фрагментами спутниковой карты. GPS координаты обновляются

3 Пункты 1 и 2 повторяются до завершения маршрута.

Следующим этапом после обучения нейросети и написания алгоритма "матчинга" стал перенос DescriptorModel на edge-устройство — ROC-RK3588S-PC. Достоинствами этого одноплатного компьютера являются низкая стоимость (порядка 120 \$), массогабаритные характеристики и производительность, характеристики устройства представлены в таблице 1. Для запуска алгоритма на устройстве обученная нейросеть была конвертирована в необходимый формат. Для увеличения скорости работы нейросети применялось квантование параметров модели [10].

Таким образом, в докладе предложен алгоритм локализации БПЛА с использованием видеокамеры и спутниковых снимков. Протестирована работа алгоритма на edge-устройстве, измерена точность и скорость работы. Несмотря на то, что данная система довольно критична к метеорологической обстановке, и имеет серьезные ограничения при плохих условиях видимости - осадки, туман, низкая граница облачности, представленный метод целесообразно развивать как альтернативный способ локализации БПЛА в дополнении к существующим радионавигационным методам.

Таблица 1. Спецификация устройства ROC-RK3588S-PC

Характеристика	Значение
Производительность	
Чип	RockChip RK3588S
Процессор	8-core 64-bit (4×Cortex-A76+4×Cortex-A55), частота 2.4GHz
Графика	ARM Mali-G610 MP4 quad-core GPU
Нейропроцессор	Мощность NPU до 6 TOPS
Оперативная память	4GB
Интерфейсы	
Интернет	1 × 1000Mbps
Камера	2 × 2 lane MIPI-CSI input
Питание	DC12V (DC5.5×2.1mm)
...	...
Основные характеристики	
Размер	90mm × 60mm
Вес	≈50g
Потребление	Режим ожидания: ≈ 0.42W (12V/35mA) Обычный: ≈2.25W (12V/190mA) Максимум: ≈12W (12V/1000mA)
Условия работы	Рабочая температура: -20°C~60°C Влажность окр.ср.: -40%~70 %

Список литературы:

1. Вашкевич Ю. В., Титов О. В. Опыт использования беспилотных летательных аппаратов при ликвидации чрезвычайных ситуаций. ГУО МЧС Республики Беларусь С. 36-37
2. Липатов В.Д., Кишалов А.Е. ПРИМЕНЕНИЕ БПЛА В ЗАДАЧАХ ПОДРАЗДЕЛЕНИЙ МЧС. Журнал Технические науки Молодежный Вестник УГАТУ № 1 (13). Май, 2015 г. С. 74-79.
3. Перов А.И., Харисов В.Н., ГЛОНАСС. Принципы построения и функционирования изд. 3-е, перераб. – М.:Радиотехника, 2005.
4. Житомирский Г.И. Конструкция самолетов. – 2-е издание. – М.: Машиностроение, 1995.
5. Интеллектуальные роботы: учебное пособие для вузов / под общей ред. Е. И. Юревича / И. А. Каляев, В.М. Лохин, И. М. Макаров и др. – М.: Машиностроение, 2010. – 360 с.
6. D. G. Lowe, Distinctive image features from scale-invariant keypoints, Int. J. Comput. Vis., vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.
7. T-Y Lin, P. Dollar, R. Girshick, K. He, B. Hariharan, S. Belongie, Feature Pyramid Networks for Object Detection, Computer Vision and Pattern Recognition (cs.CV), vol.31, pp. 12, 2016
8. Luis P, Jason W. The effectiveness of data augmentation in image classification using deep learning. In: Stanford University research report, 2017.
9. Do, T. T., Tran, T., Reid, I., Kumar, V., Hoang, T., & Carneiro, G. (2019). A theoretically sound upper bound on the triplet loss for improving the efficiency of deep distance metric learning. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 104-10413).
10. Jiwei Yang, Xu Shen, Jun Xing, Xinmei Tian, Houqiang Li, Bing Deng, Jianqiang Huang, and Xian-sheng Hua. Quantization networks. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 7308–7316, 2019.

Информация об авторах:

Белоцерковский Валерий Александрович, г. Новосибирск, пр. Лаврентьева, д. 6, bva@mer.ci.nsu.ru

Окунев Алексей Григорьевич, г. Новосибирск, ул. Пирогова, д. 1, okunev73@mail.ru