

ОБНАРУЖЕНИЕ ПОДВИЖНЫХ ОБЪЕКТОВ НА ТЕПЛОВИЗИОННЫХ СНИМКАХ КОМБИНАЦИЕЙ МЕТОДОВ ОПТИЧЕСКОГО ПОТОКА И ИНВАРИАНТНОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ ПРИЗНАКОВ

*С.Г. Небаба, к.т.н., ассистент, ОИТ ИШИТР
Томский политехнический университет
E-mail: stepanlfx@tpu.ru*

Введение

Обнаружение и распознавание подвижных объектов на изображениях в различных условиях съемки, в том числе в режиме реального времени, важны во многих областях, где требуется оперативное принятие решений при анализе снимков. Обнаружение объектов на снимках различного типа имеет свои особенности, которые влияют на результаты. Так, изображения объектов, полученные посредством тепловизионной съемки, часто могут иметь иные характеристики, чем объекты на оптических изображениях. Это, в свою очередь, может снижать эффективность методов, обученных на изображениях оптического диапазона.

В данной работе сравнивается эффективность обнаружения и слежения за подвижными объектами на тепловизионных снимках различными комбинациями методов оптического потока и инвариантной трансформации признаков.

Описание алгоритмов

Наиболее перспективными для обнаружения подвижных объектов на тепловизионных изображениях могут быть методы, учитывающие как начальную форму объекта, так и ее смещение и трансформации в последовательности кадров. Среди них, в первую очередь, два класса методов: оптического потока и масштабно-инвариантной трансформации признаков.

В работе не затрагивается применение сверточных нейронных сетей. Несмотря на хорошие результаты по точности обнаружения и классификации объектов на оптических изображениях с помощью этих нейросетей, при изменении типа изображений точность обнаружения и слежения за объектами зачастую значительно уменьшается [1].

Все методы оптического потока можно условно разделить на 2 группы: локальные и глобальные. Глобальные методы оптического потока, такие как SimpleFlow [2], хорошо подходят для определения движения всей сцены целиком, а локальные, такие как метод Лукаса-Канаде [3], позволяют отслеживать движение отдельных участков изображения.

Локальные методы оптического потока требуют первоначального обнаружения объектов интереса в кадре, а также обновления информации о них при каждом смещении. Вместе с этим, преимущества локальных методов, такие как низкая вычислительная сложность и возможность их комбинации с другими алгоритмами, делают их перспективными в задачах, связанных с обработкой видеопотока в реальном времени.

Локальными методами невозможно определить смещения внутри больших равномерно окрашенных участков кадра, а также смещения, превосходящие размер локальной окрестности.

Проблемы, связанные с отслеживанием быстро движущихся и меняющих форму объектов, можно решить с помощью другого класса методов, основанных на масштабно-инвариантной трансформации признаков (англ. scale-invariant feature transform, SIFT), а также на модификациях и аналогах метода SIFT – методах SURF, FAST, BRIEF, ORB [4]. Ключевые отличия разных методов этого класса заключаются в используемых дескрипторах, которые описывают варианты трансформации изображения для поиска соответствия признаков.

Сравнительное тестирование алгоритмов

Была поставлена задача исследования эффективности двух классов методов на примере реализации метода Лукаса-Канаде Pyramidal Implementation of the Lucas Kanade Feature Tracker и метода инвариантной трансформации признаков ORB из библиотеки openCV.

Для исследования было использовано большое число тепловизионных снимков с движущимися объектами трех типов: «Самолеты», «Вертолет» и «Квадрокоптер», из трех различных видеозаписей. Пример кадра тепловизионной съемки приведен на рисунке 1. В качестве критериев точности использовались стандартные метрики систем обнаружения объектов: FAR (false accept rate, частота ложного обнаружения) и FRR (false reject rate, частота пропуска цели) [5].



Рис. 1. Пример кадра тепловизионной съемки объектов «Самолеты»

В таблице 1 представлены результаты обнаружения объектов комбинацией методов. Метод ORB использовался как вспомогательный по отношению к методу Лукаса-Канаде, фиксируя дескрипторы объекта в случаях, когда метод Лукаса-Канаде не мог найти объекты в кадре.

Таблица 1. Оценка точности обнаружения объектов комбинацией Лукас-Канаде+ORB

№ п/п	Тип объектов на видео	Общее число кадров	Число кадров, на которых объекты обнаружены	Чисто ложных обнаружений объектов	<i>FAR</i> , %	<i>FRR</i> , %
1	Самолеты	1173	1094	8	0,7	6,73
2	Вертолет	3000	2852	85	2,83	4,93
3	Квадрокоптер	1189	1166	15	1,26	1,93

В таблице 2 представлены результаты оценки альтернативной комбинации, в которой метод ORB был основным, а метод Лукаса-Канаде использовался для отсека ложных обнаружений.

Таблица 2. Оценка точности обнаружения объектов комбинацией ORB+Лукас-Канаде

№ п/п	Тип объектов на видео	Общее число кадров	Число кадров, на которых объекты обнаружены	Чисто ложных обнаружений объектов	<i>FAR</i> , %	<i>FRR</i> , %
1	Самолеты	1173	1078	11	0,94	8,09
2	Вертолет	3000	2848	81	2,7	5,07
3	Квадрокоптер	1189	1160	17	1,43	2,44

Заключение

По результатам исследования эффективности использования метода ORB, как вспомогательного к методу Лукаса-Канаде, была получена точность до 93-98% на рассмотренных тепловизионных снимках. Альтернативная комбинация методов позволила добиться сравнимых по точности результатов, но в среднем оказалась менее эффективной.

Список использованных источников

1. Митрофанов С.А. Сравнение эффективности различных методов интеллектуального анализа данных в задачах распознавания изображений // Инновационная наука. – 2015. – №. 12-2.
2. Tao M., Bai J., Kohli P., Paris S. SimpleFlow: A Non-iterative, Sublinear Optical Flow Algorithm // Computer Graphics Forum. – 2012. – №31. doi:10.1111/j.1467-8659.2012.03013.x.
3. Bouguet J.-Y. Pyramidal implementation of the lucas kanade feature tracker // Intel Corporation, Microprocessor Research Labs. – 1999.
4. Rublee E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. –2011. – С. 2564-2571. doi:10.1109/ICCV.2011.6126544.
5. Kühne G., Richter S., Beier M. Motion-based segmentation and contour-based classification of video objects // Proceedings of the 9th ACM international conference on Multimedia. – 2001. – P. 41-50.