

ПОДХОДЫ К ФИЛЬТРАЦИИ ОПТИЧЕСКОГО ПОТОКА ОСОБЫХ ТОЧЕК ИЗОБРАЖЕНИЯ

А.В. Абдулов

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН
Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65
E-mail: aabdulov@asmon.ru

А.Н. Абраменков

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН
Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65
E-mail: aabramenkov@asmon.ru

Ключевые слова: оптический поток, эллипсоидная геометрия, визуальная одометрия.

Аннотация: В этой работе рассматриваются несколько способов улучшения оптического потока особых точек изображения, с помощью которых можно добиваться более точных результатов. Описываются концептуальные идеи подходов к фильтрации. Предлагается мера оценки точности оптического потока. В заключении представлены оценки алгоритмов фильтрации и комментарии результатов проведенных экспериментов.

1. Введение

Оценка перемещения объектов визуальными методами становится все более востребованным подходом, который применяется как в системах видеонаблюдения, так и в робототехнике. Одним из ключевых компонентов системы визуальной оценки перемещения является блок расчета оптического потока.

Например, с помощью алгоритмов, основанных на оптическом потоке, решаются такие задачи как регистрация движения [1], визуальная одометрия [2], сегментация объектов, кодирование движений и подсчет диспаратета в стерео. В зависимости от поставленной задачи, оптический поток может рассчитываться как для всего изображения, так и для определенных особых точек.

В рамках этой работы внимание уделяется точечному оптическому потоку, т.к. именно такой подход используется в большинстве методов визуальной одометрии для навигации мобильных роботов, которые могут быть существенно ограничены в плане вычислительных ресурсов.

2. Описание подходов

2.1. Общие положения

Точечный оптический поток, как правило, определяется дифференциальными методами [3], который вычисляет движение определенных пикселей между двумя кадрами, например, взятыми в разные моменты времени. Другими словами, если выбрать не-

которую точку (пиксель) на одном изображении, то оптический поток позволит определить координаты пикселя, соответствующие этой точке на другом изображении. На рис. 1 показано схематическое представление оптического потока $optFlow$ проекции $p1$ с координатами (u,v) в пикселях от наблюдаемой трехмерной точки $P(x,y,z)$ для двух изображений. В этой работе была взята за основу наиболее распространенной реализации в библиотеке OpenCV оптического потока методом Лукаса-Канаде [4].

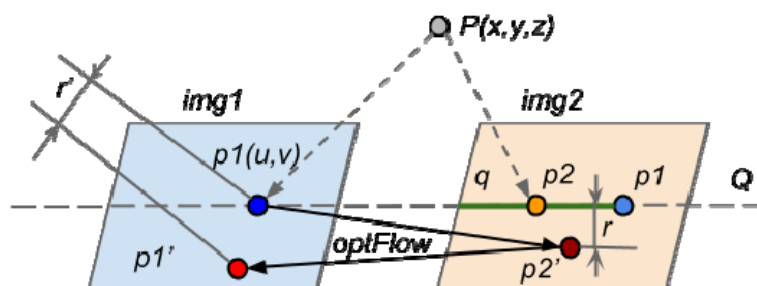


Рис. 1. Схематическое представление оптического потока проекции наблюдаемой точки.

Несмотря на то, что дифференциальные (или градиентные) методы оценки оптического потока достаточно быстро вычисляются, есть ряд ограничений. На малых перемещениях оценки получаются приемлемыми, но в случае больших перемещений возникают существенные ошибки по точности определения оптического потока.

Точки на изображениях лучше всего выбирать с яркостным градиентом в своей окрестности, т.к. при отсутствии градиентов расчет оптического потока рассматриваемым методом невозможен. Здесь хорошо подходят особые точки типа FAST [5], которые относительно быстро определяются на изображениях.

2.2. Фильтрация оптического потока

Для оценки корректности работы оптического потока по идее нужны истинные значения перемещения пикселей, чтобы точно оценивать отклонения. Однако, проводить необходимую разметку данных вручную относительно трудоемко. Поэтому в рамках этой работы было принято в качестве критерия точности оптического потока использовать факт того, что особая точка на разных изображениях отображается в пиксели, лежащие на соответствующих эпиполярных прямых [6].

Например, если выровнять стереокадры по высоте, то стереопара (соответствующие друг другу точки на стереокадрах) лежит на одной горизонтальной эпиполярной прямой. Таким образом, в качестве меры при оценке точности работы алгоритма оптического потока использовалось расстояние r от точки $p2'$ до соответствующей ей эпиполярной линии Q , которые представлены на рис. 1 (или луча $p1q$ для стереопары, если $img1$ – левый кадр, а $img2$ – правый).

2.2.1. Фундаментальный фильтр. Для повышения точности оценок оптического потока целесообразно строить модели объектов, и используя дополнительную информацию об их перемещении, определять корректный оптический поток. На основе известных данных о перемещении и повороте наблюдателя вычисляется так называемая фундаментальная матрица, описывающая связь проекций одной и той же точки пространства на разных изображениях.

Такой подход успешно используется, например, в работах [2, 7]. С учетом этого, для стереокамеры при построении карты глубин целесообразно ограничить рабочие области изображений, т.к. для выровненных стереокадров соответствующие точки должны лежать на одной прямой. А в зависимости от того, на правом или левом кадре вы-

брана исходная точка, можно сказать, что координаты выбранной точки на другом стереокадре, будут всегда находится левее или правее. Подобные ограничения применимы и в общем случае, однако требует наличия истинных значений поворота и перемещения одного кадра относительно другого.

Однако, более востребованной в робототехнике и компьютерном зрении является обратная задача. Например, для визуальной одометрии необходимо определить траекторию движения и ориентацию камеры по полученной с нее ряда изображений.

2.2.2. Гомографный фильтр. Подход к фильтрации с использованием гомографии. Зная уравнение плоскости, на которой должны лежать все наблюдаемые точки, можно проводить фильтрацию вычисляя расстояние от этих точек до плоскости. Данный метод был успешно использован нами в другой работе [8]. Здесь решалась задача стабилизации скорости полета БПЛА, которая оценивалась на основе оптического потока точек, лежащих на полу. Пример работы гомографной фильтрации изображен на рис. 2, слева (зеленые – верные соответствия, красные – ошибочные). Коэффициенты уравнения плоскости корректировалось с учетом наклона и высоты полета (см. рис. 2, справа).

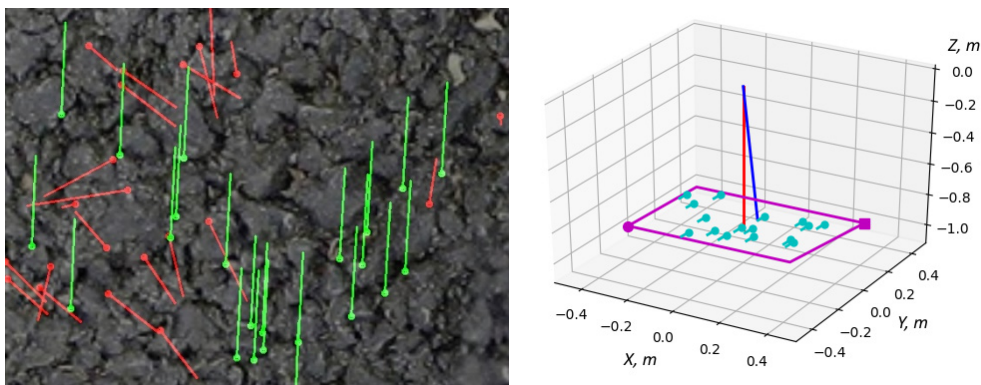


Рис. 2. Пример работы гомографной фильтрации.

2.2.3. Обратный фильтр. Оптический поток не является симметричной операцией, т.е. отношение $p1 == p1'$ не обязательно выполняется, для $p2' = optFlow(img1, img2, p1)$, $p1' = optFlow(img2, img1, p2')$. Таким образом, дополнительная операция оптического потока в обратном направлении (см. рис. 1) может найти такие особые точки, для которых выполняется $r' = \|p1 - p1'\| < max_error$.

Если нет ограничений по распределению особых точек на исходном изображении, то расчет оптического потока можно выполнять на основе общих правил, но для избыточной выборки. А уже на последующих этапах проводить фильтрацию полученных результатов с учетом дополнительных ограничений.

2.3. Результаты экспериментов

Был подготовлен и проведен эксперимент, по оценке точности работы оптического потока Лукаса-Канаде с учетом описанных способов дополнительной фильтрации. Эксперименты проводились на данных, взятых с публичного ресурса KITTI [10], представляющих собой последовательность стереокадров, записанных при езде по городу на автомобиле. Фрагмент расчета траектории движения на основе визуальной одометрии с использованием отфильтрованного оптического потока для установления соответствий между точками представлен на рис. 3. Зелеными и синими лучами отображены корректные соответствия между стереокадрами и кадрами в последовательные моменты времени соответственно.

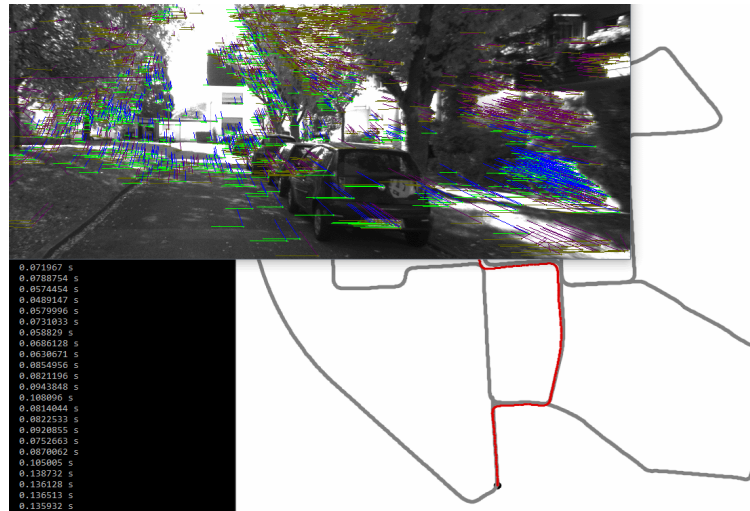


Рис. 3. Фрагмент расчета траектории движения на основе визуальной одометрии с использованием оптического потока для установления соответствий между точками.

Для каждого варианта фильтрации оптического потока при различных значениях порога отсеивания вычислялась доля верно определенных соответствий, а также доля ошибочных соответствий, принятых за верные. Критерием истинного соответствия точек является условие $r = ||p_2' - p_1q|| < 0.5r_x$ (см. рис. 1). Результаты экспериментов приведены на рис. 4. в виде графиков.

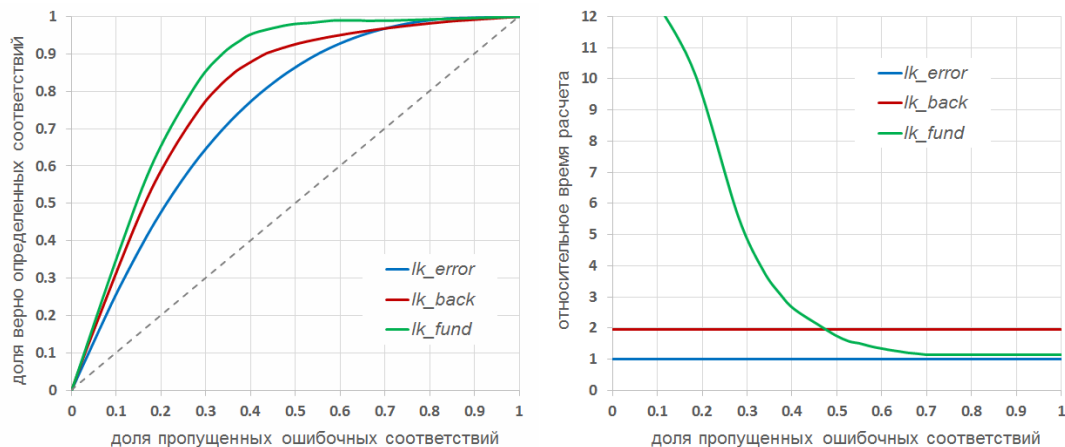


Рис. 4. Результаты экспериментов: ROC-кривые ошибок фильтрации (слева), среднее относительное время работы алгоритмов (справа).

Слева на рис. 4 представлены ROC-кривые ошибок фильтрации. Фундаментальный фильтр (*lk_fund*) более эффективен по сравнению с алгоритмом обратной фильтрации (*lk_back*) и фильтрации на основе оценки ошибки оптического потока (*lk_error*), вычисляемой алгоритмом Лукаса-Канаде.

Справа на рис. 4 изображены графики относительного времени работы рассмотренных алгоритмов. За основу взято время выполнения реализации оптического потока алгоритмом Лукаса-Канаде (*lk_error*). Как и ожидалось, время работы обратного фильтра (*lk_back*) в два раза больше, однако этот подход имеет преимущество над исходной версией. График времени работы фундаментального фильтра (*lk_fund*) указан с учетом того, что фундаментальная матрица подбирается на этапе вычисления методом RANSAC. Чем точнее нужны результаты, тем медленнее обрабатывает алгоритм.

Если перемещения и повороты камеры известны, можно проводить фундаментальную фильтрацию по эпиполярным линиям, как это делается для стереокадров с известной базой, и добиться постоянного значения времени выполнения алгоритма.

3. Заключение

Проведенное исследование показало, что с помощью фильтров можно повышать качество расчета точечного оптического потока, особенно если результаты этого этапа выступают исходными данными для других оценок. Например, при построении траекторий движения на основе визуальной одометрии, отдельные выбросы могут накапливаться на всем процессе в виде интегральных ошибок, определение величины компенсации которых уже оказывается невозможным.

Рассмотренные подходы к фильтрации результатов оптического потока показали свою эффективность. Следует отметить, что если пропускание половины ошибочных соответствий достаточно для поставленной задачи, и при этом дополнительная информация о перемещениях недоступна, то целесообразно использовать фундаментальную фильтрацию. В случае наличия высоких требований по качеству и отсутствию дополнительной информации, но ограничений по времени выполнения, можно использовать обратную фильтрацию, повторно вычисляя оптический поток. Кроме того, настройка определенных параметров алгоритма может повысить качество получаемых результатов, поэтому полезно определять их оптимальные значения.

Это исследование было выполнено при частичной поддержке программы № 30 Президиума РАН.

Список литературы

1. Kajo I., Malik A.S., Kamel N. An evaluation of optical flow algorithms for crowd analytics in surveillance system // 6th International Conference on Intelligent and Advanced Systems (ICIAS). Kuala Lumpur: IEEE. 2016. P. 1-6.
2. Tong Qin, Peiliang Li, Zhenfei Yang. VINS-Mono: A Robust and Versatile Monocular Visual-Inertial State Estimator // IEEE Transactions on Robotics. 2018. Vol. 34, No. 4. P. 1004-1020.
3. Baker S., Matthews I. Lucas-Kanade 20 Years On: A Unifying Framework // International Journal of Computer Vision. 2004. Vol. 56, No. 3. P. 221-255.
4. OpenCV. https://docs.opencv.org/3.4/d7/d8b/tutorial_py_lucas_kanade.html.
5. Rosten E., Drummond T. Machine learning for high speed corner detection // 9th European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer. 2006. Vol. 1. P. 430-443.
6. Hartley R., Zisserman A. Multiple View Geometry in computer vision. New York: Cambridge University Press, 2003. 687 p.
7. Yeongyu Choi, Ju H. Park, S. M. Lee, Ho-Youl Jung. An Efficient Fundamental Matrix Estimation for Moving Object Detection // International Journal of Computer and Information Engineering. 2017. Vol. 11, No. 9. P. 1084-1087.
8. Abdulov A., Abramnikov A. Shevlyakov A. Visual Odometry Approaches to Autonomous Navigation for Multicopter Model in Virtual Indoor Environment // Advances in Systems Science and Applications. 2018. Vol. 18, No. 3. P. 17-28.
9. KITTI dataset. http://www.cvlibs.net/datasets/kitti/eval_odometry.php.