

Робастная реализация метода компланарности для оценки положения камеры

Е.В. Гошин
Самарский национальный
исследовательский университет им.
академика С.П. Королева
Самара, Россия
goshine@ssau.ru

Аннотация — В настоящей работе рассматривается метод оценки параметров движения камеры по изображениям, полученным с этой камеры, основанный на использовании оценки компланарности векторов. Ранее показано, что предложенный подход может эффективно применяться к трёхмерным сценам независимо от из глубины. Однако, в силу используемого критерия использование метода RANSAC для обеспечения робастности разработанного метода затруднительно. В настоящей работе предложен подход, основанный на методе оценки минимального определителя ковариации. Предложенный подход позволяет выделить наиболее согласованные наблюдения и произвести оценку на основе этих наблюдений. Проведено экспериментальное исследование предложенного подхода на синтетических данных.

Ключевые слова — оценка движения камеры, компланарность, робастность

1. ВВЕДЕНИЕ

В настоящей работе рассматривается задача монокулярной визуальной одометрии [1]. Исследуемая задача состоит в оценке параметров движения камеры, характеризующих ориентацию и положение этой камеры в пространстве в определенные моменты времени в процессе движения, по изображениям, регистрируемыми этой камерой.

Исходными данными (при отсутствии информации о перемещении устройства) являются изображения, полученные с разных ракурсов. Ранее был предложен метод оценки параметров движения, основанный на оценке компланарности векторов [3]. Для предложенного метода был проведён эксперимент на синтетических и реальных изображениях и было показано, что предложенный подход может эффективно применяться к трёхмерным сценам независимо от из глубины.

В настоящей работе рассматривается робастная реализация метода для случая, когда в исходных данных присутствуют выбросы. В силу используемого критерия для оптимизации используются итеративные методы, поэтому использование метода RANSAC для обеспечения робастности затруднительно и приводит к значительному увеличению времени вычислений. В настоящей работе предложен подход, основанный на методе оценки минимального определителя ковариации. Предложенный подход позволяет выделить наиболее согласованные наблюдения и вычислить оценку параметров движения на основе этих наблюдений.

В настоящей работе рассматривается робастная реализация предложенного ранее метода. Проведено экспериментальное исследование предложенного подхода на синтетических данных.

2. ОПИСАНИЕ МЕТОДА

В соответствии с [3] предложенный метод состоит в следующем. Пусть задано множество точек на предыдущем и текущем кадрах $\{p_i\} = \{(x_i, y_i, 1)\}$ и $\{p'_i\} = \{(x'_i, y'_i, 1)\}$, полученных в результате проецирования точек $\{M_i\} = \{(X_i, Y_i, Z_i)\}$ и преобразованных точек $\{M'_i\} = \{(X'_i, Y'_i, Z'_i)\} = \{R(X_i, Y_i, Z_i) + t\}$, соответственно. Необходимо вычислить оценку параметров движения R и t .

Рассматривается матрица

$$V(R) = \begin{pmatrix} \bar{v}_i \end{pmatrix},$$

состоящая из векторов-строк $\bar{v}_i$

$$\bar{v}_i = (x_i^R, y_i^R, z_i^R) \times (x'_i, y'_i, 1),$$

где

$$x_i^R = R_{11}x_i + R_{12}y_i + R_{13},$$

$$y_i^R = R_{21}x_i + R_{22}y_i + R_{23},$$

$$z_i^R = R_{31}x_i + R_{32}y_i + R_{33}.$$

Полученная матрица $V(R)$ имеет размерность $n \times 3$, где n — количество пар исходных соответствующих точек.

В качестве критерия используется число обусловленности матрицы $V(R)$.

После определения параметров поворота путем оптимизации выбранного критерия $J(R)$

$$\hat{R} = \underset{R}{\operatorname{argmax}} J(V(R))$$

значение вектора сдвига t определяется как собственный вектор матрицы $V(R)$, соответствующий наименьшему собственному значению этой матрицы.

3. РОБАСТНЫЙ АЛГОРИТМ

Поскольку оптимизируемая функция (число обусловленности) содержит внутри себя собственные значения, нахождение первой и второй производных невозможно. Для оптимизации будет использоваться метод Нелдера-Мида.

Предположим, что часть наблюдений содержит выбросы. Это может быть связано с неточностью определения соответствующих точек вследствие зашумлённости изображений либо отсутствия достаточно числа деталей.

Традиционным способом решения задачи в этом случае является использование алгоритма RANSAC [4] с последовательным перебором гипотез на основе

случайных выборок. Однако при реализации предложенного метода с использованием метода Нелдера-Мида добавление внешней итерации по случайным выборкам увеличивает время выполнения в разы или даже на порядки.

В настоящей работе предложен алгоритм, позволяющий исключить выбросы на предварительном этапе.

Для этого составляется матрица из векторов:

$$F_{\perp} = \begin{pmatrix} x_1 x'_1 & x_1 y'_1 & x_1 & y_1 x'_1 & y_1 y'_1 & y_1 & x'_1 & y'_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n x'_n & x_n y'_n & x_n & y_n x'_n & y_n y'_n & y_n & x'_n & y'_n & 1 \end{pmatrix}$$

Данная матрица традиционно используется для восьмиточечного алгоритма оценки фундаментальной матрицы. Поскольку все векторы матрицы F должны удовлетворять требованию

$$F_{\perp} \cdot F = 0$$

в качестве критерия для определения выбросов можно использовать метод оценки минимального определителя матрицы ковариации (обобщенная дисперсия).

Оценка определителя матрицы ковариации – это робастная оценка ковариации набора данных, введенная П. Русевым в [5]. Идея заключается в том, чтобы найти заданную долю "хороших" наблюдений, которые не являются выбросами, и вычислить их эмпирическую ковариационную матрицу. Затем эта эмпирическая ковариационная матрица пересчитывается, чтобы компенсировать проведенный отбор наблюдений (шаг согласованности). Вычислив оценку наименьшего определителя матрицы ковариации, можно придать веса наблюдениям в соответствии с их расстоянием Махаланобиса, что приводит к взвешенной оценке ковариационной матрицы набора данных (шаг взвешивания). Как показано в [6], робастная оценка MCD очень эффективна в задаче обнаружения выбросов в многомерных данных.

Результатом работы этого метода является не только значение определителя, но и опорный набор наблюдений, по которому этот определитель был вычислен. Полученный набор наблюдений используется для оценки числа обусловленности.

4. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТА

Предлагаемая реализация была исследована на синтетических данных. Эксперимент заключался в оценке параметров камеры с использованием декомпозиции существенной матрицы и предложенного подхода. В предыдущей работе было показано, что даже небольшие ошибки в оценке матрицы поворота могут приводить к большим ошибкам в оценке вектора сдвига, поэтому в настоящей работе рассмотрены только последние. В качестве меры ошибки использован угол между точным вектором сдвига t_{true} и оценкой $\hat{t}$

$$\epsilon_t = \arccos \left(\frac{t_{true} \cdot \hat{t}}{\|t_{true}\| \cdot \|\hat{t}\|} \right).$$

Исходные данные были зашумлены аддитивным Гауссовым шумом, имитирующим неточность определения соответствующих точек, и добавлены выбросы, имитирующие ошибки в сопоставлении. Результаты показаны на рисунке 1.

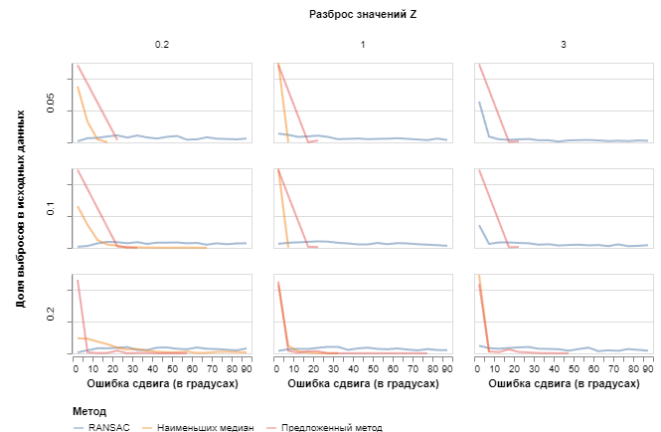


Рис. 1. Распределение ошибок полученных оценок на синтетических данных для различных методов, доли выбросов в исходных данных и разброса глубины сцены

Можно заметить, что предлагаемый метод обеспечивает большую надежность по сравнению с остальными в большинстве случаев, хотя и проигрывает в точности методу наименьших медиан в ряде случаев.

5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Показано, что предложенный алгоритм может обеспечить значительное повышение надёжности определения параметров движения в условиях наличия выбросов в исходных данных.

6. БЛАГОДАРНОСТИ

Работа выполнена в рамках государственного задания по теме FSSS-2023-0006.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Neyestani, A. Survey and research challenges in monocular visual odometry / A. Neyestani, F. Picariello, A. Basiri, P. Daponte, L. De Vito // 2023 IEEE International Workshop on Metrology for Living Environment (MetroLivEnv). – 2023. – P. 107-112.
- [2] Scaramuzza, D. Visual odometry / D. Scaramuzza, F. Fraundorfer // IEEE robotics & automation magazine. – 2011. – Vol. 18(4). – P. 80-92.
- [3] Goshin, Y. Coplanarity-based approach for camera motion estimation invariant to the scene depth / Y. Goshin // Optical Memory and Neural Networks. – 2022. – Vol. 31(1). – P. 22-30.
- [4] Strutz, T. Data fitting and uncertainty: A practical introduction to weighted least squares and beyond // T. Strutz – Wiesbaden, Germany : Vieweg+ Teubner, 2011. – Vol. 1.
- [5] Rousseeuw, P. J. Least median of squares regression / P.J. Rousseeuw // Journal of the American statistical association. – 1984. – Vol. 79(388). – P. 871-880.
- [6] Hubert, M. Minimum covariance determinant / M. Hubert, M. Debruyne // Wiley interdisciplinary reviews: Computational statistics. – 2010. – Vol. 2(1). – P. 36-43.