

无人驾驶车辆单目视觉里程计快速位姿估计

曾庆喜^{1,2,3}, 冯玉朋^{1,3}, 马 杉^{1,3}

(1. 南京航空航天大学无人驾驶车辆研究中心, 江苏南京 210016; 2. 奇瑞汽车前瞻技术研究院, 安徽芜湖 241000; 3. 汽车仿真与控制国家重点实验室, 吉林长春 130012)

摘要:针对传统的单目视觉里程计位姿估计算法无法满足无人驾驶车辆实时定位需求的问题,提出了一种基于基础矩阵性质改进的快速位姿估计算法。通过优化基础矩阵的计算过程来提高算法的实时性,首先得到含有 8 个未知参数的基础矩阵,然后利用特征匹配点对来求解基础矩阵。通过仿真实验对算法的效率和精度进行了分析,并将其与现有的算法进行了对比。实验结果表明,在不降低运动估计结果精度的前提下,优化后的位姿估计算法的运行速度可以在传统算法的基础上提高近 4 倍。研究对视觉里程计在无人驾驶车辆上的实时应用具有一定的参考价值。

关键词:车辆工程;单目视觉;位姿估计;5 点算法;基础矩阵

中图分类号:TP391.4 **文献标志码:**A

A fast monocular visual odometry pose estimation method for self-driving vehicles

ZENG Qingxi^{1,2,3}, FENG Yupeng^{1,3}, MA Shan^{1,3}

(1. Self-driving Vehicle Research Center, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 210016, China; 2. Prospective Technology Research Institute of Chery Automobile Company Limited, Wuhu, Anhui 241009, China; 3. State Key Laboratory of Automotive Simulation and Control, Changchun, Jilin, 130012, China)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional pose estimation algorithm of monocular odometry cannot meet the needs of real-time localization of self-driving vehicles, a fast pose estimation algorithm based on the improvement of the fundamental matrix is proposed. By optimizing the calculation process of the fundamental matrix, the real-time performance of the algorithm is improved. The fundamental matrix with 8 unknown parameters is first obtained, and then the feature matching point pairs are used to solve the fundamental matrix. Through simulation experiments, the efficiency and accuracy of the algorithm are analyzed, and then it is compared with the existing algorithms. Experimental results show that the proposed algorithm can improve the speed of motion estimation by 4 times without the reduction of the accuracy of motion estimation. The study provides certain reference value to the real time application of the visual odometry of self-driving vehicles.

Keywords: vehicle engineering; visual odometry; pose estimation; 5 points algorithm; fundamental matrix

收稿日期:2017-07-21;修回日期:2017-08-21;责任编辑:冯 民

基金项目:中国博士后科学基金(171980);国家自然科学基金(51505221);南京航空航天大学研究生创新基地(实验室)开放基金(kfjj20160216)

第一作者简介:曾庆喜(1980—),男,江苏溧阳人,博士,硕士生导师,主要从事无人驾驶车辆组合导航系统方面的研究。

E-mail:jslyzqx@nuaa.edu.cn

曾庆喜,冯玉朋,马 杉.无人驾驶车辆单目视觉里程计快速位姿估计[J].河北科技大学学报,2017,38(5):438-444.

ZENG Qingxi, FENG Yupeng, MA Shan. A fast monocular visual odometry pose estimation method for self-driving vehicles[J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2017, 38(5): 438-444.

无人驾驶车辆一般是通过在车上安装多种感应设备,主要包括各种车载传感器、GPS、雷达以及摄像机等,来感知周围的环境,并根据所获取的信息,自动规划路径实现车辆的自动驾驶,安全可靠地到达目的地^[1]。实时准确的定位方法是实现无人驾驶技术的基础,是保障无人驾驶车辆完成自主行为的前提。传统的定位方式如全球卫星导航系统(global navigation satellite system, GNSS)、惯性导航系统(inertial navigation system, INS)以及里程计等都存在各自的局限性,在某些特殊环境下(如隧道、轮胎打滑等)会出现失误,不能确保得到精确的车辆位姿估计^[2-4]。随着视觉技术不断发展,依靠视觉的定位技术已被广泛应用,比如移动机器人、无人机、卫星或水下探测器以及工厂AGV(automated guided vehicle),同时也越来越多的被应用于无人驾驶车辆的自主定位和运动估计^[5]。这主要是因为视觉定位方法的实现比较容易,仅利用摄像机拍摄的图像序列作为输入信息,获取相邻图像中的匹配特征对,然后利用摄像机成像模型实现坐标变换,通过两视角之间的对极几何约束来计算得到车辆的6自由度运动信息,包括3个方向旋转运动和3个方向的平移运动。

研制视觉里程计的最终目的是能够根据摄像机采集的图像序列来确定摄像机的空间坐标,位姿估计模块是视觉里程计的核心模块之一^[6-9]。在视觉里程计位姿估计算法中,最普遍使用的是PnP(Perspective-n-Point)方法,在计算机视觉^[10-11]、视觉测量^[12]、机器人定位^[13-14]和现实增强^[15]方面有很多重要的应用。PnP方法首先是由FISCHLER等^[16]提出的,随后HORAUD等^[17]对该方法进行了完善。PnP问题定义为在目标坐标系中,给出一系列点的坐标以及在图像中像点的坐标,并在摄像机内参数已知的条件下,求取目标坐标系与摄像机坐标系之间的关系,包括3自由度的旋转和3个自由度的平移。对于基于PnP方法进行位姿估计的研究,主要针对P3P,P4P和P5P展开研究。因为当 $n < 3$ 时,该问题有无穷多解^[18]。当 $n = 3$ 时,PnP问题最多有4个满足条件的解。当 $n = 4$ 时,若4个点共面,任意3点不共线,那么利用内参数已知的摄像机拍摄一幅图像,可以线性求解摄像机的外参数;若4个点共面时,则最多有5个满足条件的解。当 $n = 5$ 时,若5点中任意3点不共线,则P5P方法最多有2个解。并且2004年NISTÉR^[19]提出了基于RANSAC的5点最小求解器来估计位姿,这成为了位姿估计问题中一个经典的算法。SCARAMUZZA等^[20-21]提出一种基于RANSAC的单点算法,首次在视觉里程计位姿估计模块引入了车辆的运动学模型,通过单个摄像头来估计车辆的平面运动,并将基于RANSAC的单点估计算法与基于RANSAC的5点最小求解器算法进行了对比。基于车辆动力学模型的单目视觉里程计系统中的平面假设和忽略轮胎侧偏特性的问题,江燕华^[22]提出了更适用于车载单目视觉里程计系统位姿估计的算法——MYP(model of yaw and pitch)算法,该算法解决了车体俯仰角对位姿估计的影响。纵观国内外对于视觉里程计位姿估计的研究情况,现有的算法无法同时满足高精度与实时性的需求。如5点位姿估计算法包含线性方程求解、高次多元方程求解以及奇异值分解等,对硬件的要求较高;单点算法是基于车辆运动模型平面运动假设之上的,没有考虑车辆运动中的变化,在实际应用中误差较大;MYP算法需要使用车辆本身的参数信息,需要通过其他传感器测量,且由于采用弧度表示其外参数,任何小误差都会引起较大的定位误差。

本文在传统五点位姿估计算法的基础上进行改进,根据基础矩阵的基本性质,对基础矩阵的求解过程进行优化。仿真结果表明,该方法得到的结果相较于传统的五点位姿估计算法硬件要求低,具有良好的实时性。

1 基于5点算法改进的快速位姿估计算法

1.1 5点位姿估计算法

单目视觉里程计系统位姿估计模块所涉及的是相对位姿问题。五点位姿估计算法是使用比较普遍的相对位姿估计算法。其工作原理是根据两视图之间存在的对极几何约束关系以及关联好的特征点对来求解车辆的位姿变化。对极几何约束的代数表示形式为基础矩阵 F :

$$F = M_{in}^{-T} [t]_x R M_{in}^{-1}, \quad (1)$$

其中: M_{in} 是摄像机的内参数矩阵; R 是摄像机外参数中的旋转矩阵; $[t]_x = \begin{bmatrix} 0 & -t_z & t_y \\ t_z & 0 & -t_x \\ -t_y & t_x & 0 \end{bmatrix}$,是平移向量

$t = (t_x, t_y, t_z)^T$ 的反对称矩阵。

那么通过基础矩阵来表述对极几何约束的共面性:

$$\tilde{q}_1^T \cdot \mathbf{F} \cdot \tilde{q}_0 = 0, \tag{2}$$

其中: \tilde{q}_0 和 \tilde{q}_1 分别为空间点 q 在两视角下二维成像点像素坐标的齐次坐标形式。

空间点 q 在两视角下二维成像点 q_0 和 q_1 的归一化坐标分别为

$$\tilde{q}_0 = \mathbf{M}_{in}^{-1} q_0, \quad \tilde{q}_1 = \mathbf{M}_{in}^{-1} q_1. \tag{3}$$

则式(2)的对极几何约束可以变为

$$\tilde{q}_1^T \cdot \mathbf{E} \cdot \tilde{q}_0 = 0, \tag{4}$$

其中 $\mathbf{E} = [\mathbf{t}]_x \mathbf{R}$, 是本质矩阵。

根据式(1)和式(2),且摄像机的内参数已经提前标定得知,将 $(k-1)$ 时刻与 k 时刻得到的特征匹配集合中第 i 对特征点图像坐标的齐次坐标左乘摄像机内参数矩阵的逆矩阵得到图像点的球面归一化坐标对 ${}^i \hat{q}_{k-1} \leftrightarrow {}^i \hat{q}_k$, 利用式(4)得到第 i 对匹配特征点对于本质矩阵 \mathbf{E} 的约束方程为

$${}^i \hat{q}_k \cdot {}^i \hat{q}_{k-1} = 0. \tag{5}$$

通过叠加 5 对匹配特征点求解公式(5),得到本质矩阵 \mathbf{E} ,接着再对本质矩阵 \mathbf{E} 进行奇异值分解得到旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移向量 \mathbf{t} 。

1.2 基于基础矩阵改进的快速位姿估计算法

通过优化基础矩阵的求解过程,提出一种快速位姿估计算法,位姿估计示意图如图 1 所示。

算法具体步骤如下。

步骤 1: 设基础矩阵 \mathbf{F} 为

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} f_1 & f_2 & f_3 \\ f_4 & f_5 & f_6 \\ f_7 & f_8 & f_9 \end{bmatrix}. \tag{6}$$

由于基础矩阵 \mathbf{F} 在相差任意一个非零常数因子的条件下是唯一的,故可以令矩阵 \mathbf{H} 中的元素 $f_9 = 1$, 则

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} f_1 & f_2 & f_3 \\ f_4 & f_5 & f_6 \\ f_7 & f_8 & 1 \end{bmatrix}. \tag{7}$$

步骤 2: 利用相邻两帧得到的特征匹配集合中任意一对特征点的图像坐标的齐次坐标与式(7)的矩阵 \mathbf{F} 代入式(2)中,得到式(8):

$$[q_k^1 \quad q_k^2 \quad 1] \begin{bmatrix} f_1 & f_2 & f_3 \\ f_4 & f_5 & f_6 \\ f_7 & f_8 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_{k-1}^1 \\ q_{k-1}^2 \\ 0 \end{bmatrix} = 0. \tag{8}$$

可以将式(8)展开后重新写为如下的线性非齐次方程:

$$\vec{q} \cdot \vec{F} = 1, \tag{9}$$

其中 $\vec{q} = [q_{k-1}^1 q_k^1, q_{k-1}^2 q_k^1, q_k^1, q_{k-1}^1 q_k^2, q_{k-1}^2 q_k^2, q_k^2, q_{k-1}^1, q_k^1]$, $\vec{F} = [f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7, f_8]^T$ 。

步骤 3: 约束方程式(9)中有 8 个未知参数($f_1 - f_8$),从相邻两帧特征匹配集合中任意选取 7 对特征点,叠加 7 对特征点得到形如式(9)的方程,可以得到如下方程组:

$$\mathbf{Q}_{7 \times 8} \cdot \vec{F} = 1. \tag{10}$$

式中,

$$\mathbf{Q}_{7 \times 8} = \begin{bmatrix} (1) q_{k-1}^{1(1)} q_k^1 & (1) q_{k-1}^{2(1)} q_k^1 & (1) q_k^1 & (1) q_{k-1}^{1(1)} q_k^2 & (1) q_{k-1}^{2(1)} q_k^2 & (1) q_k^2 & (1) q_{k-1}^1 & (1) q_{k-1}^2 \\ (2) q_{k-1}^{1(2)} q_k^1 & (2) q_{k-1}^{2(2)} q_k^1 & (2) q_k^1 & (2) q_{k-1}^{1(2)} q_k^2 & (2) q_{k-1}^{2(2)} q_k^2 & (2) q_k^2 & (2) q_{k-1}^1 & (2) q_{k-1}^2 \\ (3) q_{k-1}^{1(3)} q_k^1 & (3) q_{k-1}^{2(3)} q_k^1 & (3) q_k^1 & (3) q_{k-1}^{1(3)} q_k^2 & (3) q_{k-1}^{2(3)} q_k^2 & (3) q_k^2 & (3) q_{k-1}^1 & (3) q_{k-1}^2 \\ (4) q_{k-1}^{1(4)} q_k^1 & (4) q_{k-1}^{2(4)} q_k^1 & (4) q_k^1 & (4) q_{k-1}^{1(4)} q_k^2 & (4) q_{k-1}^{2(4)} q_k^2 & (4) q_k^2 & (4) q_{k-1}^1 & (4) q_{k-1}^2 \\ (5) q_{k-1}^{1(5)} q_k^1 & (5) q_{k-1}^{2(5)} q_k^1 & (5) q_k^1 & (5) q_{k-1}^{1(5)} q_k^2 & (5) q_{k-1}^{2(5)} q_k^2 & (5) q_k^2 & (5) q_{k-1}^1 & (5) q_{k-1}^2 \\ (6) q_{k-1}^{1(6)} q_k^1 & (6) q_{k-1}^{2(6)} q_k^1 & (6) q_k^1 & (6) q_{k-1}^{1(6)} q_k^2 & (6) q_{k-1}^{2(6)} q_k^2 & (6) q_k^2 & (6) q_{k-1}^1 & (6) q_{k-1}^2 \\ (7) q_{k-1}^{1(7)} q_k^1 & (7) q_{k-1}^{2(7)} q_k^1 & (7) q_k^1 & (7) q_{k-1}^{1(7)} q_k^2 & (7) q_{k-1}^{2(7)} q_k^2 & (7) q_k^2 & (7) q_{k-1}^1 & (7) q_{k-1}^2 \end{bmatrix}.$$

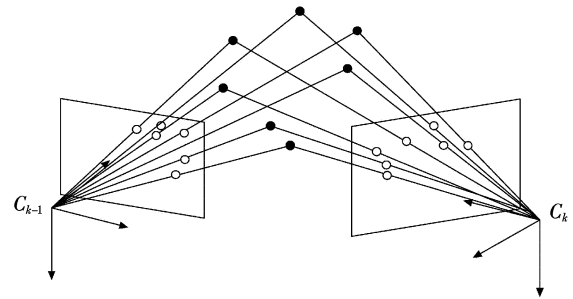


图 1 位姿估计示意图

Fig. 1 Representation of pose estimation

矩阵 $Q_{7 \times 8}$ 中左上标 (i) ($i=1,2,\dots,7$) 表示第 i 对匹配特征点。

步骤 4: 求解式(10)所示的非齐次线性方程组。非齐次线性方程组的解是由非齐次线性方程的一个特解与其对应的齐次方程的通解组成的。对于有 7 对匹配特征点形成的系数矩阵 $Q_{7 \times 8}$ 的秩为 7, 所以其对应的非齐次方程的基础解系中只包含 1 个解向量, 设为 ξ , 并且式(10)所示的非齐次线性方程组的解为 η^* , 则式(10)的非齐次线性方程组的解为

$$\vec{F} = x\xi + \eta^* \quad (11)$$

步骤 5: 将步骤 4 中得到的解写成式(7)所示的矩阵形式

$$F = \begin{bmatrix} x\xi_1 + \eta_1^* & x\xi_2 + \eta_2^* & x\xi_3 + \eta_3^* \\ x\xi_4 + \eta_4^* & x\xi_5 + \eta_5^* & x\xi_6 + \eta_6^* \\ x\xi_7 + \eta_7^* & x\xi_8 + \eta_8^* & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

由基础矩阵是奇异矩阵的性质可知, 矩阵 F 的秩为 2, 即其行列式 $\det(F) = 0$ 。式(12)利用该性质可以计算得到 x 的值, 则基础矩阵 F 可求出。

步骤 6: 由于摄像机的内参数已经提前标定得知, 由式(1)可以计算本质矩阵 E :

$$E = M_{in}^T \cdot F \cdot M_{in} \quad (13)$$

步骤 7: 最后再利用奇异值分解从本质矩阵 E 中求出旋转矩阵 R 和平移向量 t 。但是, 从矩阵 E 中得到的旋转矩阵 R 和平移向量 t 都存在投影歧义, 故将从一个本质矩阵中得到 4 组不同的旋转矩阵 R 和平移向量 t , 如图 2 所示。

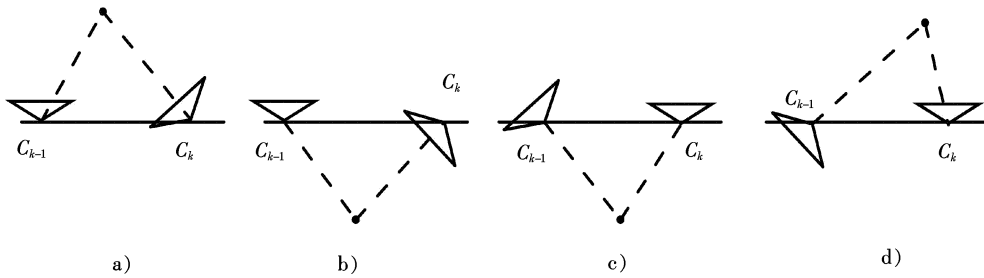


图 2 从本质矩阵中得到的位姿矩阵的 4 组解

Fig. 2 Four sets of solutions for the position and orientation matrices obtained from the essential matrix

本质矩阵 E 有一个重要的性质是它的 2 个非零奇异值相等, 那么本质矩阵 E 的奇异值分解 (singular value decomposition, SVD) 为 $E = U \text{diag}(1, 1, 0) V^T$, 则 4 组不同的旋转矩阵 R 和平移向量 t 为

$$\begin{cases} R = UWV^T, t = +U_3, \\ R = UW^T V^T, t = +U_3, \\ R = UWV^T, t = -U_3, \\ R = UW^T V^T, t = -U_3, \end{cases} \quad (14)$$

式中: $W = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, 是正交矩阵; U_3 表示矩阵 U 的第 3 行。

从图 2 可以看出, 只有图 2 a) 所示的两摄像机的位置才是视觉里程计系统所求的真实结果。摄像机的内参数已经提前标定得知, 利用摄像机内参数和得到的旋转矩阵 R 和平移向量 t , 可以得到成像点在三维空间中的射线。通过特征匹配集合中任意一对特征点可以求得两条射线交点的三维坐标, 然后判断该交点是否在摄像机的前方。若交点在两摄像机的前方, 则得到的旋转矩阵 R 和平移向量 t 即为正确的。

2 实验结果分析

为了验证本文提出的单目视觉里程计系统算法的性能, 将其与 NISTÉR 的 5 点算法、基于车辆运动学模型的位姿估计单点算法以及 MYP (model of yaw and pitch) 算法进行了比较。使用工业相机 DFK 23G445 采集图像, 图像分辨率为 1280×960 。然后通过 Matlab 在 PC 机上进行仿真。仿真平台硬件环境为

Intel Core i5,内存 4 GB,软件开发环境为 Windows 7 操作系统,Matlab 为 2012b 版。对 4 种算法的执行时间和估计误差进行了分析。

1)对 4 种算法的执行时间进行测试

采集图像后,首先进行特征提取,然后通过计算两幅图像各个特征点间的欧式距离得到特征匹配集合。并且固定匹配集合中外数据的比例为 50%。4 种算法都是基于 RANSAC 算法进行位姿估计的,其迭代次数 N_{RANSAC} 计算公式见式(15)。

$$N_{\text{RANSAC}} = \frac{\lg(1-t)}{\lg(1-w^n)} \quad (15)$$

算法的迭代次数与用于生成模型假设的特征点的数量、特征匹配集合中外数据的比例以及从特征集合中选取的 n 个特征点都是内点的概率有关。若要保证特征集合中选取的 n 个特征点都是内点的概率达到 99%,则 NISTÉR 的 5 点算法、基于车辆运动学模型的位姿估计单点算法、MYP 算法以及本文中提出的算法各自的迭代次数如表 1 所示。

表 1 4 种算法的迭代次数

Tab.1 Number of iterations of various algorithms

算法	单点算法	MYP 算法	5 点算法	本文中的算法
最小迭代次数	7	16	145	588
实际迭代次数	50	100	500	1 000

RANSAC 算法是一种概率算法,具有不确定性,只是有一定的概率可以得到正确的模型假设。为了提高这个概率就需要增加迭代次数,出于算法鲁棒性的考虑,需要将其最小迭代次数放大一定的倍数。在测试中,对 4 种算法 200 次实验的执行时间的平均值、中值、最小值以及最大值进行了对比,对比结果如表 2 所示。

表 2 4 种单目视觉位姿估计算法运行时间比较

Tab.2 Running time comparison of four monocular vision position estimation algorithms

算法	执行时间			
	均值	中值	最小值	最大值
单点算法	10.1	10.3	8.8	13.4
MYP 算法	51.6	52.6	45	69.8
5 点算法	2 006.3	1 809.6	988.4	2 880.5
本文中的算法	540.5	529.2	326.8	976.5

从表 2 可以看出,基于车辆运动学模型的位姿估计单点算法的运算效率最高,因为在该算法位姿解算过程中,只有横摆角一个未知量,利用一对特征点即可求出。MYP 算法是通过两对匹配特征点进行解算基础矩阵的,在该算法中,需要对车辆的质量、后轮侧偏刚度以及车辆绕竖直轴转动惯量进行离线估计,其算法的运算时间约为单点算法的 5 倍。基于 RANSAC 的 5 点算法中涉及大量的数值计算,该算法的运行时间是 MYP 算法的 35 倍。改进算法在解算位姿过程中包括非线性方程的求解和奇异值计算,算法的运行时间是单点算法运行时间的 50 倍,是 MYP 算法的 10 倍,是 5 点算法的 1/4。

2)对 4 种算法的定位精度进行分析

位姿估计的精度是通过计算旋转误差和平移误差进行评价的。令 \mathbf{R}_{true} 和 \mathbf{t}_{true} 表示帧间旋转矩阵和平移向量的真实值, \mathbf{R}_s 和 \mathbf{t}_s 为利用位姿估计算法计算得到的旋转矩阵和平移向量。则算法的估计结果的旋转误差和平移误差分别定义为

$$\text{err}_R = \arccos\left(\frac{\text{trace}(\mathbf{R}_s \mathbf{R}_{\text{true}}^T) - 1}{2}\right), \quad (16)$$

$$\text{err}_t = \|\mathbf{t}_{\text{true}} - \mathbf{t}_s\|. \quad (17)$$

为了对 4 种算法的精度进行比较,利用给图像添加高斯噪声,在不同的噪声水平下对它们进行了测试。

为确保测试结果的准确性,所有列出的结果均由 200 次独立运行的结果求平均或取中值得到。图 3 给出了目标特征点数量固定为 7 时,从 0 到 5 的每隔 0.5 个像素的 11 个不同的噪声水平下得到的测量误差。从图 3 可以看出,在没有噪声时,4 种算法的测量误差是没有差别的,都有较小的旋转误差与平移误差。随着噪声水平的提高,单点算法与 MYP 算法的旋转误差有明显的增大趋势。这是由于单点算法是基于平面假设之上的,没有考虑车辆在行驶过程中由于车速变化或转向而引起的侧偏角和俯仰角的变化,并且俯仰角的变化会改变特征点的二维图像坐标;而 MYP 算法计算过程中需要用到车辆的质量、后轮侧偏刚度以及车辆绕竖直轴转动惯量,这些参数是无法测量的,还需要利用其他定位方式得到测量的真实位姿信息来对这些参数进行离线估计。并且,在以上两种算法中,位姿变换中的旋转矩阵和平移向量中都是用弧度来表示的,角度很小的差别都会引起旋转矩阵和平移向量很多的改变,故容易造成较大的误差。而 5 点算法与本文中的算法的测量误差也有增长,但增加的趋势不是很明显,故单点算法和 MYP 算法的测量精度远不如 5 点算法和本文中的算法。而 5 点算法与本文中的算法两种算法的测量误差没有明显的差别,即两种算法的测量精度以及在噪声环境下的稳定性是相当的。本文提出的算法在保证定位精度的前提下,提高了算法的计算效率,是一种适用于车载视觉里程计的位姿估计算法。

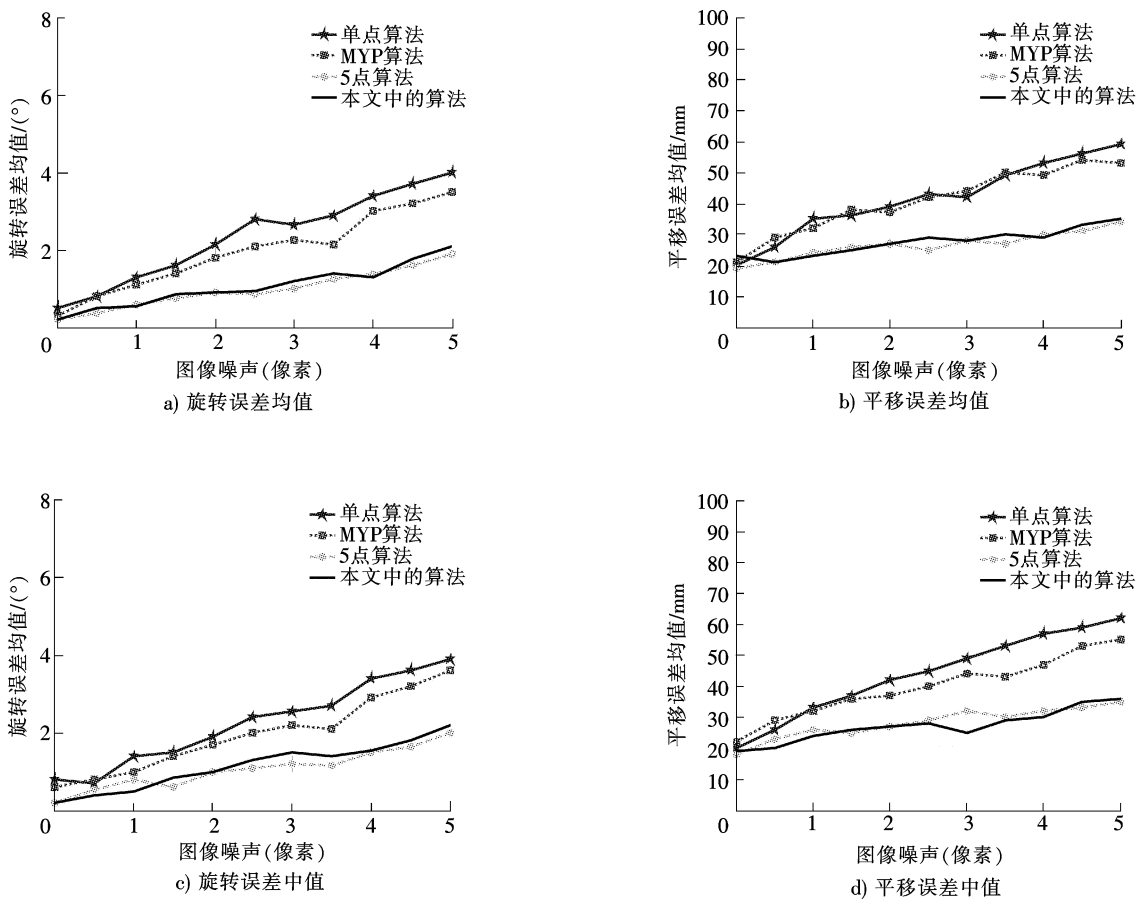


图 3 不同噪声水平下的定位误差

Fig. 3 Positioning error under different noise levels

3 结 语

本文提出一种基于基础矩阵性质进行改进的快速位姿估计算法,通过优化位姿计算过程,能够有效提高视觉里程计位姿估计模块的实时性。由于基础矩阵 F 在相差任意一个非零常数因子的条件下是唯一的,通过假设首先得到含有 8 个未知参数的基础矩阵,然后利用 7 对特征匹配点对来求解基础矩阵获取位姿信息。离线实验结果表明,本算法在兼顾定位精度的同时,具有良好的实时性,对视觉里程计在无人驾驶车辆上的实时应用具有一定的指导意义。在以后的工作中将结合车辆的运动模型,进行实时车载实验,进一步完善 VO 算法。

参考文献/References:

- [1] ZHANG K, YANG A, SU H, et al. Service-oriented cooperation models and mechanisms for heterogeneous driverless vehicles at continuous static critical sections[J]. *Intelligent Transportation Systems*, 2017, 18(7): 1867-1881.
- [2] LIU H, JIANG R, HU W. Navigational drift analysis for visual odometry[J]. *Computing and Informatics*, 2014, 33(3): 685-706.
- [3] 张鹏娜, 曾庆喜, 祝雪芬, 等. 卫星定位软件接收机发展综述[J]. *河北科技大学学报*, 2016, 37(3): 220-229.
ZHANG Pengna, ZENG Qingxi, ZHU Xuefeng, et al. Overview of development of satellite positioning software receiver[J]. *Journal of Hebei University of Science and Technology*, 2016, 37(3): 220-229.
- [4] LIU Z, WANG L, LI K, et al. An improved rotation scheme for Dual-Axis rotational inertial navigation system[J]. *Sensors*, 2017, 17(13): 4189-4196.
- [5] 秦永元, 张洪钱, 汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2014: 227-236.
- [6] SKOCZYLA M. Vision analysis system for autonomous landing of micro drone[J]. *Acta Mechanica et Automatica*, 2014, 8(4): 199-203.
- [7] ZHANG Yueqiang, SU Ang, LIU Haibo, et al. Pose estimation based on multiple line hypothesis and iteratively reweighted least squares[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 23(6): 1722-1731.
- [8] YANG S, SCHERER S A, SCHAUWECKER K, et al. Autonomous landing of MAVs on an arbitrarily textured landing site using onboard monocular vision[J]. *Intelligent & Robotics Systems*, 2014, 74(1/2): 27-43.
- [9] XU G, QI X P, ZENG Q X, et al. Use of land's cooperative object to estimate UAV's pose for autonomous landing[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2013, 26(6): 1498-1505.
- [10] LI S, XU C, XIE M. A robust $O(n)$ solution to the perspective- n -point problem[J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1444-1450.
- [11] MIRAZEI F M, ROUMELIOTIS S I. Globally optimal pose estimation from line correspondences[C] //International Conference on Robotics and Automation(ICRA). Shanghai: IEEE, 2011: 5581-5588.
- [12] ZHENG Y, KUANG Y, SUGIMOTO S, et al. Revisiting the PnP problem: A fast, general and optimal solution[J]. *Computer Vision*, 2013: 2344-2351.
- [13] JIANG S, CAO D, WU Y, et al. Efficient line-based lens distortion correction for complete distortion with vanishing point constraint[J]. *Applied Optics*, 2015, 54(14): 4432-4438.
- [14] KNEIP L, SCARAMUZZA D, SIEGWART R. A novel parametrization of the perspective-three-point problem for a direct computation of absolute camera position and orientation[J]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2011, 42(7): 2969-2976.
- [15] HESCH J A, ROUMELIOTIS S I. A direct least squares (DLS) method for PnP[C] //2011 IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona: IEEE, 2011: 383-390.
- [16] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Communications of the ACM*, 1981: 381-385.
- [17] HORAUD R, CONIO B, LEBoulLEUX O. An analytic solution for the perspective 4-point problem[J]. *Computer Vision Graphics Image Processing*, 1989, 47(1): 33-44.
- [18] 吴福朝, 胡占义. PnP问题的线性求解算法[J]. *软件学报*, 2003, 14(3): 682-688.
WU Fuchao, HU Zhanyi. A linear method for the PnP problem[J]. *Journal of Software*, 2003, 14(3): 682-688.
- [19] NISTÉR D, NARODISKY O, BERGEN J. Visual odometry[C] //2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Washington: IEEE, 2004: 652-659.
- [20] SCARAMUZZA D, FRAUNDORFER F, SIEGWART R. Real-time monocular visual odometry for on-road vehicles with 1-point RANSAC[C] //2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Kobe: IEEE, 2009: 4293-4299.
- [21] SCARAMUZZA D. 1-Point-RANSAC structure from motion for vehicle-mounted cameras by exploiting non-holonomic constraints[J]. *Computer Vision*, 2011, 95: 74-85.
- [22] 江燕华. 车辆运动特性约束的智能车辆视觉里程计系统研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2014: 21-27.
JIANG Yanhua. Vehicle Motion Characteristics Constrained Visual Odometry System Research for Intelligent Vehicles[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2014: 21-27.