

文章编号 1004-924X(2017)08-2252-07

## 基于单目视觉的 GPS 辅助相机外参数标定

吴修振<sup>1\*</sup>, 刘 刚<sup>1</sup>, 于凤全<sup>2</sup>, 张源原<sup>2</sup>

(1. 海军航空工程学院 控制工程系, 山东 烟台 264001;  
2. 海军航空兵学院 空中领航系, 辽宁 葫芦岛 125000)

**摘要:**针对机器人视觉系统外参数标定的问题,提出了基于单目视觉 ORB-SLAM 的差分 GPS 辅助相机外参数标定方法。分析了单目视觉 ORB-SLAM 和 GPS(Global Position System)定位数据之间的相似关系,建立了相机外参数标定的非线性最小二乘模型。基于随机采样一致性(RANSAC),通过三点法求得模型的初始解。设计了 Levenberg-Marquardt (LM)迭代算法求解出最优解,从而得到了最优的相机相对位置和姿态参数。最后,对提出的方法进行仿真和跑车试验验证。结果表明:在试验半径为 50 m 时,所设计标定方法的姿态标定精度可达  $0.1^\circ$ ,位置标定精度可达 0.2%。该方法标定过程简单实用,不需要外界环境的先验信息和人工干预,具有很高的精度和显著的应用价值。

**关键词:**相机标定;外参标定;ORB-SLAM;最小二乘模型;随机采样一致性;LM 迭代

**中图分类号:**V249.329;TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20172508.2252

## Calibration of camera extrinsic parameters based on monocular visual with GPS assistant

WU Xiu-zhen<sup>1\*</sup>, LIU Gang<sup>1</sup>, YU Feng-quan<sup>2</sup>, ZHANG Yuan-yuan<sup>2</sup>

(1. Department of Control Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China;

2. Department of Air Navigation, Naval Flight Academy, Huludao 125000, China)

\* Corresponding author, E-mail: wxz\_lucky@163.com

**Abstract:** An extrinsic parameter calibration method with differential GPS(Global Position System) assistant based on monocular visual ORB-SLAM(ORB-Simultaneous Location and Mapping) was proposed aimed at extrinsic parameter calibration problem of a robot vision system. Nonlinear least square models of extrinsic parameter calibration were established based on analyzing the similarity relationship between monocular visual ORB-SLAM and GPS positioning data. The initial solution of model was obtained by three-point method based on Random Sample Consensus (RANSAC), and then an optimal solution was obtained by designing Levenberg-Marquardt (LM) iterative algorithm. Thus optimal relative position and pose parameters of a camera were obtained. Simulation and traffic-running experimental verification was performed for proposed methods. The result indicates that when experimental radius was 50 m, the pose calibration precision of designed calibration method could reach

收稿日期:2016-12-23;修订日期:2017-03-30.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61004002)

0.1° and position calibration precision could reach 0.2%. It concludes that the calibration process of the method is simple and practical. It does not need prior information of external environment and manual intervention, and has high precision and a significant application value.

**Key words:** extrinsic parameter calibration; ORB-SLAM; least squares model; RANSAC; LM

## 1 引言

随着科学技术的发展和社会的进步,机器人越来越多地融入到人们的日常生活中,作为机器人眼睛的视觉系统的作用越来越重要。机器人视觉系统可以完成机器人的目标检测识别、导航、实时构图、避障和三维重建等功能,根据相机的个数可以将机器人视觉系统分为单目、双目还有多目视觉系统,在实现导航功能时视觉系统可以与其他种类的导航系统(比如惯性导航系统、激光等)组成组合导航系统。

应用视觉系统,首先要对视觉系统的参数进行标定,标定的精确与否直接决定了后期视觉系统处理结果的优劣,因此研究一种简单实用、鲁棒性强并且具有较高精度的标定方法具有重要意义。视觉系统的参数分为内部参数和外部参数,内部参数指的是相机的焦距、视场中心点位置以及畸变参数;外部参数指的是相机本身相对于某一参照物(其他相机,惯导等)的位置和姿态参数,本文着眼于已知相机内部参数的情况下,设计标定相机的外部参数的方法。

在相机外参数标定方面,目前提出的大部分标定方法都需要精确的基准点,特定的标定环境,并且需要人工干预,标定过程复杂,自动化程度不够高,适应性差。为解决这些问题,许多学者提出了基于未知环境特征点检测的自动标定方法。Klappstein<sup>[1]</sup>等人提出了基于卡尔曼滤波的方法,但因其只利用了一帧图像的相关点进行估计,故而鲁棒性差;Carrera<sup>[2]</sup>等人提出基于同时定位和构图(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)的多目视觉外参数标定方法,但由于缺少位置基准,因此相机位置的尺度因子无法估计;文献[3]用单目视觉里程计的方法估计相机外参数,但由于视觉里程计存在漂移和尺度因子的不确定性,无法保证标定的精度;文献[4]把视觉和惯性

测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)相结合估计相机到IMU的变换关系,但由于IMU误差本身会随着时间积累,在无持续激励的情况下很难保证估计精度;文献[5]提出了基于视觉SLAM在GPS/IMU辅助条件下的相机外参数标定方法,但此方法只考虑了二维情况,忽略了高度轴,所用的特征点为SURF(Speeded Up Robust Feature)特征点,鲁棒性和精度均不高。R. Mur-Artal和J. D. Tardos等人<sup>[6-8]</sup>提出了单目视觉ORB-SLAM算法,融合了近年来在视觉SLAM领域众多优化的算法<sup>[9-12]</sup>,采用ORB特征点(Oriented FAST and rotated BRIEF),在本质矩阵估计、相机矩阵估计、本地图构建、重定位以及闭环修正过程中均采用光束平差法(Bundle Adjustment, BA)进行参数优化,可以实时得到精确的相机位置和姿态。

本文将ORB-SLAM与差分GPS相结合,提出了基于单目视觉ORB-SLAM的GPS辅助视觉外参数标定方法,当ORB-SLAM实现闭环时,利用ORB-SLAM输出的相机位置信息与GPS位置信息的相似变换关系,解算相机相对于本地地理系的旋转变换和平移变换矩阵,从而完成相机相对于地理系的标定。对于多目视觉系统,单个相机与地理系转换关系的确定意味着相机与相机之间转换关系的确定;对于视觉与惯导组成的组合导航系统,单个相机与地理系转换关系的确定意味着相机与惯导转换关系的确定。

基于单目视觉ORB-SLAM的GPS辅助视觉外参数标定过程如下:首先建立基于单目视觉ORB-SLAM的GPS辅助标定模型,即非线性最小二乘标定模型,基于随机采样一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)通过三点法求得模型的初始解;然后设计Levenberg-Marquardt(LM)迭代算法求解最优解,从而得到最优的相机相对位置和姿态参数。

## 2 非线性最小二乘标定模型

单目视觉 ORB-SLAM 的参考坐标系为初始化第一帧图像时的相机坐标系  $O_c - x_c y_c z_c$ , 原点  $O_c$  为相机的光心,  $O_c z_c$  轴为相机的光轴, 指向相机的前方为正,  $O_c y_c$  轴在相机的纵向对称面内, 与光轴垂直, 向下为正,  $O_c x_c$  轴根据右手法则确定, 相机位置和姿态信息都是相对于此坐标系得出的。差分 GPS 的参考坐标系为视觉 SLAM 系统初始化时 GPS 天线所在的东北天地理系  $O_t - x_t y_t z_t$ , 原点  $O_t$  为天线中心,  $O_t x_t$  指向东,  $O_t y_t$  指向北,  $O_t z_t$  指向天, GPS 得到的经度、纬度和高度值要转换到此坐标系中。标定系统的坐标系如图 1 所示, 相机坐标系  $O_c - x_c y_c z_c$  与地理系  $O_t - x_t y_t z_t$  之间是相似变换的关系, 可以用旋转矩阵  $\mathbf{R}$ 、平移向量  $\mathbf{t}$  和尺度因子  $s$  表示。 $\mathbf{R}$  的自由度为 3,  $\mathbf{t}$  的自由度为 3,  $s$  的自由度为 1, 因此相机外参共有 7 个参数需要估计。

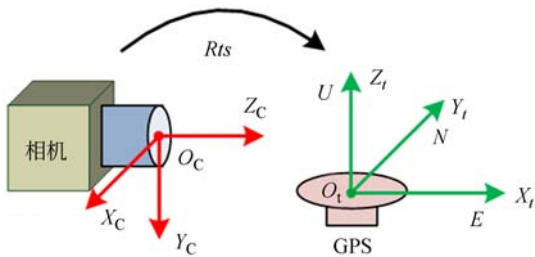


图 1 标定系统的坐标系

Fig. 1 Coordinate system of calibration system

把相机和 GPS 天线固连, 启动单目视觉 ORB-SLAM 程序, 视觉系统完成初始化过程后, 在线实时同步采集并记录单目视觉 ORB-SLAM 和 GPS 的定位数据, 当视觉系统检测到闭环后, 采集结束, 得到  $N$  个对应的定位点对。单目视觉 ORB-SLAM 的定位数据为  $\mathbf{X}_i = [x_i^c, y_i^c, z_i^c]^T$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ), GPS 的定位数据为  $\mathbf{Y}_i = [x_i^t, y_i^t, z_i^t]^T$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ )。理想情况下, 若系统不存在误差, 根据相似变换的原理有:

$$\mathbf{Y} = s\mathbf{R} \cdot \mathbf{X} + \mathbf{t} \quad (1)$$

但在实际系统, 由于视觉 ORB-SLAM 系统定位误差的存在, 上式等式是无法成立的, 即通过式(1)得到的  $\mathbf{Y}$  值与真实值  $\hat{\mathbf{Y}}$  存在误差, 如式(2)。

$$\mathbf{e} = \mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}} \quad (2)$$

把  $\mathbf{R}$ 、 $\mathbf{t}$  和  $s$  视为要估计的状态量, 记为  $m$  维自变量  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^m$  ( $m = 7$ ), 把式(2)展开, 每一个对应的定位点对得到 3 个方程,  $N$  个对应的定位点对可以得到  $n = 3N$  维观测误差方程, 记为矢量函数  $f(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}^n$ :

$$f(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_n(\mathbf{x})]^T \quad (3)$$

$f(\mathbf{x})$  的模可定义标量函数:

$$F(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \|f(\mathbf{x})\|^2 = \frac{1}{2} f(\mathbf{x})^T f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (f_i(\mathbf{x}))^2 \quad (4)$$

则相机标定的非线性最小二乘模型可描述为, 给定状态量初值  $\mathbf{x}_0$ , 在其邻域内求解局部极小值  $\mathbf{x}^*$  满足:

$$F(\mathbf{x}^*) \leq F(\mathbf{x}), \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^*\| < r, r > 0 \quad (5)$$

要求解上述非线性最小二乘模型, 主要分为两步: 首先基于 RANSAC 的三点法求解状态初值  $\mathbf{x}_0$ , 然后设计 LM 迭代算法求解局部极小值。

## 3 基于 RANSAC 的三点法求解 $\mathbf{x}_0$

因为状态量的自由度为 7, 因此只需要三个定位点对就可以求得状态量的估计值, Horn 在文献[10]中对三点法的具体求解过程作了详细的阐述。

三个定位点对需要从采集的  $N$  个定位点对中选取, 但由于存在误差, 可能导致有的定位点对是错误的, 即外点, RANSAC 的主要功能就是根据随机采样的一致性特点来剔除外点, 保留正确的匹配点, 即内点, 保证三点法以及后续进行的迭代估算结果的正确性。RANSAC 的流程如下:

Step1: 确定随机采样次数。

设数据中外点的比例为  $\epsilon$ , 进行模型求解最少的样本数为  $q = 3$ , 则  $M$  次随机最小样本抽样至少有一次全是内点的概率为:

$$P = 1 - (1 - (1 - \epsilon)^q)^M \quad (6)$$

一般取  $P = 0.99$ , 带入上式可得最小抽样次数为:

$$M = \frac{\lg(1 - P)}{\lg(1 - (1 - \epsilon)^q)} \quad (7)$$

Step2: 从个定位点对中随机抽取  $q = 3$  个定位点对, 用三点法估计状态参数值。

Step3:用  $N$  个定位点对的数据验证 Step2 中状态参数,得到相应的内点数目以及误差。重复 Step2 和 Step3 直至迭代次数达到  $M$ 。

Step4:根据内点数目和误差等指标选择最优的状态参数值作为状态初值  $\mathbf{x}_0$ ,优先选择内点数目多的状态参数,数目相同时,选择误差小的状态参数。

#### 4 LM 迭代算法求解最优解 $\mathbf{x}^*$

迭代法是目前解决非线性最小二乘法优化问题最有效的途径,从初始估计点  $\mathbf{x}_0$  开始产生一系列的向量集  $\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_k, \dots$  最终收敛到期望的局部极小值  $\mathbf{x}^*$ ,迭代法的核心就是设计迭代步长  $\mathbf{h}$ ,即:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \mathbf{h}, k \geq 0. \quad (8)$$

Levenberg-Marquardt (LM) 算法最早是由 Levenberg<sup>[13]</sup> 和 Marquardt<sup>[14]</sup> 提出的,它是一种解决非线性多元函数局部极小值问题的迭代算法,已经成为解决非线性最小二乘问题的标准算法。

LM 迭代算法迭代步长的计算公式为:

$$(\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \mu \mathbf{I}) \mathbf{h} = -\mathbf{J}^T \mathbf{f}, \quad (9)$$

其中,  $\mathbf{J}$  为在  $f(\mathbf{x})$  的一阶导数,  $\mu$  为阻尼系数。

LM 迭代算法的关键步骤如下:

(1) 阻尼系数  $\mu$  的初值  $\mu_0$ 。

设  $\mathbf{x} = \mathbf{x}_0$  时,  $\mathbf{A}_0 = \mathbf{J}(\mathbf{x}_0)^T \mathbf{J}(\mathbf{x}_0)$ , 则:

$$\mu_0 = \tau \cdot \max_i \{a_{ii}^0\}, \quad (10)$$

其中,  $\tau$  的值根据实际情况设定,如果  $\mathbf{x}_0$  的值接近  $\mathbf{x}^*$ ,一般取  $\tau = 10^{-6}$ 。

(2) 迭代成功条件。

令:

$$\rho = 2 \frac{F(\mathbf{x}) - F(\mathbf{x} + \mathbf{h})}{\mathbf{h}^T (\rho \mathbf{h} - \mathbf{J}^T \mathbf{f})}. \quad (11)$$

通过  $\rho$  的正负判断迭代是否成功,若  $\rho > 0$ ,说明  $F(\mathbf{x})$  的值减小,迭代成功,反之,迭代失败。

(3) 阻尼系数  $\mu$  更新方法。

若迭代成功,有:

$$\mu = \mu \cdot \max \left\{ \frac{1}{3}, 1 - (2\rho - 1)^3 \right\}. \quad (12)$$

若迭代失败,有:

$$\mu = 2^l \mu, \quad (13)$$

其中,  $l$  表示连续迭代失败的次数。

(4) 迭代终止条件。

迭代终止条件有三个,条件之间是或的关系:

条件一:达到最大迭代次数  $k \geq k_{\max}$ ;

条件二:  $\|F'(\mathbf{x})\|_{\infty} = \|\mathbf{J}^T \mathbf{f}\|_{\infty} \leq e_1$ ,  $e_1$  为小的正实数;

条件三:  $\|\mathbf{h}\| \leq e_2 (\|\mathbf{x}\| + e_2)$ ,  $e_2$  为小的正实数。

算法流程图如图 2 所示。

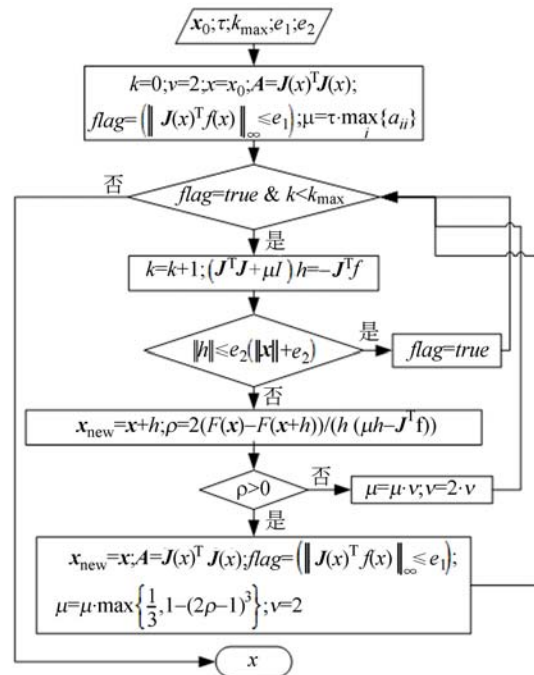


图 2 LM 算法流程

Fig. 2 Flow diagrams of LM algorithm

#### 5 仿真与试验验证

##### 5.1 仿真验证

仿真过程:分别以 5 m、50 m、500 m 和 5 000 m 为半径构造 GPS 的圆轨迹,共 100 个定位点坐标,设置  $\mathbf{R}, t, s$  值把 GPS 定位点坐标转换到 SLAM 定位点坐标,然后在 SLAM 定位点中加入 1 m 的白噪声误差,随机选择 5 个点加入大的误差,作为外点。得出 SLAM 定位点坐标和 GPS 定位点坐标后,用提出的相机外参数标定算法求解  $\mathbf{R}, t, s$  的最优估计值,再将估计值与设定值进行对比,验证算法的有效性。

半径为 50 m 时,构造的 GPS 和 SLAM 轨迹如图 3 所示:

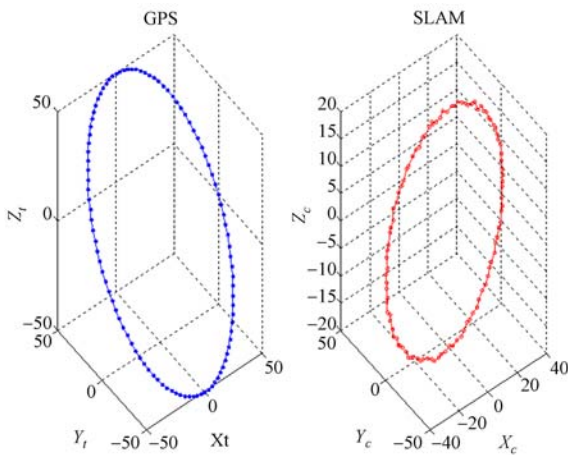


图 3 GPS 和 SLAM 轨迹图

Fig. 3 Trajectory diagram of GPS and SLAM

对上述数据采用提出的标定算法进行标定, 姿态角(俯仰角  $\theta$ 、航向角  $\psi$ 、横滚角  $\gamma$ )、平移值 ( $\delta x$ 、 $\delta y$ 、 $\delta z$ )以及尺度因子  $s$  的真实值和标定估计值见表 1。

表 1 真实值和估计值的比较

Tab. 1 Comparison between real and estimated values

	$\theta/(^\circ)$	$\psi/(^\circ)$	$\gamma/(^\circ)$	$\delta x/m$	$\delta y/m$	$\delta z/m$	$s$
真实值	-76.69	50.21	5.97	-17.5	4.6	8.5	2.0
估计值	-76.80	50.32	6.07	-17.1	4.68	8.38	2.001

分别对不同半径的轨迹作 50 次仿真试验, 统计姿态角误差、平移误差、尺度因子误差以及平均迭代次数的均值, 结果见表 2。

表 2 仿真统计结果

Tab. 2 Statistical simulation results

	实验半径/m			
	5	50	500	5 000
姿态角/ $^\circ$	1	0.1	0.01	0.001
平移/%	2	0.2	0.02	0.002
尺度因子/%	1	0.1	0.01	0.001
迭代次数	3	3	3	3

分析表 1 和表 2 可知, 基于单目视觉 ORB-SLAM 的 GPS 辅助视觉外参数标定方法能够以较高的精度对相机外参数进行标定, 而迭代次数只需要 3 次左右; 外参数估计精度随着构造数据半径的增大成比例提高, 当试验半径为 5 000 m 时, 姿态标定精度可达  $0.001^\circ$ , 位置标定精度可

达  $0.002\%$ , 分析原因可知, 随着数据半径增大, 所加的误差噪声占的比重就会减小, 相应的估计精度就会提高, 因此视觉 SLAM 的定位精度直接决定了相机外参数标定的效果。

## 5.2 试验验证

### 5.2.1 试验平台

搭建试验平台对设计的相机外参标定方法进行跑车试验, 试验平台如图 4 所示。



图 4 试验平台

Fig. 4 Experimental platform

试验所用的硬件设备如下:

(1) 相机: Stereolabs 公司生产的 ZED 双目立体相机。

(2) 差分 GPS: Novatel 公司生产的 Flex-Pak6, 定位精度为 5 cm。

### 5.2.2 试验过程

试验地点: 烟台市体育公园;

试验时间: 2016 年 10 月 9 日;

试验过程: 在  $120\text{ m} \times 120\text{ m}$  的空旷场地进行闭环跑车试验(无大面积遮挡, 保证 GPS 信号有效)。试验过程中同步采集双目相机以及差分 GPS 的数据。

### 5.2.3 试验结果

对两个相机采集的图像分别执行单目 ORB-SLAM 算法, 然后用提出的标定方法对得到的 ORB-SLAM 定位数据与 GPS 定位数据分别进行相机外参数标定, 经过坐标变换就可得到两个相机之间的相对位置和姿态, 标定结果与 ZED 立体相机厂家给出的两个相机相对位姿参数进行比较, 在跑车半径为 50 m 时的标定结果见表 3。

表 3 试验结果

Tab. 3 Test results

	$\theta/(^\circ)$	$\psi/(^\circ)$	$\gamma/(^\circ)$	相对距离/cm
真实值	0	0	0	12
标定值	0.12	-0.08	0.09	11.7

由表3可知,姿态误差 $0.1^\circ$ 左右,位置误差3cm,与仿真结果基本一致。

## 6 结 论

本文提出了基于单目视觉ORB-SLAM的GPS辅助相机外参标定方法。仿真验证和跑车试验验证表明,提出的方法具有较高的标定精度,且随着相机运动范围的增大标定精度逐渐提高,

当试验半径为50m时,姿态标定精度可达 $0.1^\circ$ ,位置标定精度可达 $0.2\%$ 。本文提出的标定方法可行性强,不需要外界环境先验信息和人工干预,为相机外参数标定问题提供了一个切实可行且具有实时应用意义的标定方法。由于标定的精度直接受制于单目视觉ORB-SLAM的定位精度,因此下一步的工作是设计算法进一步提高单目视觉ORB-SLAM的定位精度从而最终提高标定的精度。

### 参考文献:

- [1] KLAPPSTEIN J, STEIN F, FRANKE U. Applying kalman filtering to road homography estimation [C]. *Workshop on Planning, Perception and Navigation for Intelligent Vehicles in Conjunction with IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, IEEE, 2007.
- [2] CARRERA G, ANGELI A, DAVISON A J. SLAM-based automatic extrinsic calibration of a multi-camera rig [C]. *Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, IEEE, 2011: 2652-2659.
- [3] GUO C X, MIRZAEI F M, ROUMELIOTIS S I. An analytical least-squares solution to the odometer-camera extrinsic calibration problem [C]. *Proceedings of 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, IEEE, 2012: 3962-3968.
- [4] KELLY J, SUKHATME G S. Visual-inertial sensor fusion: localization, mapping and sensor-to-sensor self-calibration [J]. *International Journal of Robotics Research*, 2011, 30(1): 56-79.
- [5] WANG D, PAN Q, ZHAO C, et al.. SLAM-based cooperative calibration for optical sensors array with GPS/IMU aided [C]. *Proceedings of 2016 International Conference on Unmanned Aircraft Systems*, IEEE, 2016: 615-623.
- [6] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDOS J D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2015, 31(5): 1147-1163.
- [7] MUR-ARTAL R, TARDOS J D. Probabilistic semi-dense mapping from highly accurate feature-based monocular SLAM [C]. *Proceedings of 2015 Robotics: Science and Systems (RSS)*, RSS, 2015.
- [8] MUR-ARTAL R, TARDOS J D. Fast relocalisation and loop closing in keyframe-based SLAM [C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, IEEE, 2014: 846-853.
- [9] 熊斯睿. 基于立体全景视觉的移动机器人3D SLAM研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015.
- [9] XIONG S R. *Research on 3D SLAM of mobile robot with omnidirectional stereo vision* [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2015. (in Chinese)
- [10] FAESSLER M, FONTANA F, FORSTER C, et al.. Autonomous, vision-based flight and live dense 3D mapping with a quadrotor micro aerial vehicle [J]. *Journal of Field Robotics*, 2016, 33(4): 431-450.
- [11] FUENTES-PACHECO J, RUIZ-ASCENCIO J, REND? N-MANCHA J M. Visual simultaneous localization and mapping: a survey [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2015, 43(1): 55-81.
- [12] 梁潇. 基于激光与单目视觉融合的机器人室内定位与制图研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
- [12] LIANG X. *Indoor SLAM for robots based on laser and mono-vision fusion* [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016. (in Chinese)

- [13] LEVENBERG K. A method for the solution of certain non-linear problems in least squares [J]. *Quarterly of Applied Mathematics*, 1944, 2(2): 164-168.
- [14] MARQUARDT D W. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters [J]. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 1963, 11(2): 431-441.

作者简介:



吴修振(1988—),男,山东莱芜人,博士研究生,2012年于海军航空工程学院获得硕士学位,主要从事导航、制导与控制方面研究。E-mail: wxz\_lucky@163.com



刘刚(1985—),男,云南昆明人,博士,讲师,2015年于清华大学获得博士学位,主要研究方向为导航、制导与控制。E-mail: 348651165@qq.com

(本栏目编辑:秦 思)