

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1904954

# 单目相机-IMU 外参自动标定与在线估计的视觉-惯导 SLAM\*

潘林豪, 田福庆, 应文健, 梁伟阁, 佘 博  
(海军工程大学 武汉 430033)

**摘 要:**针对视觉-惯导信息融合同时定位与地图构建(VI-SLAM)中,单目相机-惯性测量单元(IMU)外参离线标定繁琐的问题,以及单目相机-IMU 外参因传感器受到冲击或调整发生变化影响系统跟踪精度的问题,提出一种单目相机-IMU 外参自动标定与在线估计的 VI-SLAM 算法。该算法首先利用手眼标定方法计算单目相机-IMU 外参旋转矩阵并估计陀螺仪零偏;接着,在不考虑加速度计零偏的情况下估计系统的尺度、重力加速度以及单目相机-IMU 外参平移向量;然后,利用已知的重力加速度大小估计加速度计零偏并更新以上已估计的初始化参数;最后,将单目相机-IMU 外参放入状态向量中进行在线估计。EuRoC 数据集实验表明,该 VI-SLAM 算法可以自动标定并在线估计单目相机-IMU 外参,得到的旋转与平移外参误差分别在  $0.5^\circ$  和  $0.02\text{ m}$  之内,这有利于 VI-SLAM 系统的快速使用以及精度的提升。

**关键词:** 同时定位与地图构建;传感器融合;初始化;外参标定;状态估计

**中图分类号:** TP242.6 TH76      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 510.80

## VI-SLAM algorithm with camera-IMU extrinsic automatic calibration and online estimation

Pan Linhao, Tian Fuqing, Ying Wenjian, Liang Weige, She Bo  
(Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

**Abstract:** The visual-inertial simultaneous location and mapping (VI-SLAM) is mainly based on visual and inertial navigation information fusion. It is a tedious work to calibrate the camera-IMU extrinsic parameter offline. The tracking accuracy is affected when the mechanical configuration of the sensor suite changes slightly due to the impact or equipment adjustment. To solve this problem, one kind of VI-SLAM algorithm with automatic calibration and online estimation of the camera-IMU extrinsic parameters is proposed. In the algorithm, the first step is to estimate the camera-IMU extrinsic rotation with the hand-eye calibration and the gyroscope bias. Secondly, the scale factor, gravity and camera-IMU extrinsic translation are estimated without considering the accelerometer bias. Thirdly, these parameters are updated with the gravitational magnitude and accelerometer bias. Finally, the camera-IMU extrinsic parameters are put into the state vectors for online estimation. Experimental results using the EuRoC datasets show that the algorithm can automatically calibrate and estimate the camera-IMU extrinsic parameters. The errors of extrinsic orientation and the translation are within  $0.5$  degree and  $0.02$  meter, respectively. This can help improve the rapid utilization and accuracy of the VI-SLAM system.

**Keywords:** simultaneous localization and mapping; sensor fusion; initialization; extrinsic calibration; state estimation

## 0 引 言

基于视觉与惯导信息融合的同时定位与地图构建(visual-inertial simultaneous location and mapping, VI-SLAM)是指搭载传感器的主体,通过耦合视觉传感器与

惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)采集的数据信息,在运动过程中跟踪主体的位置与姿态(下文简称“位姿”),并同时构建环境结构一致性地图的技术<sup>[1]</sup>。单目相机和 IMU 具有很强的互补性,耦合使用可以提供准确的状态估计和带有尺度信息的环境结构。因为它们优越的尺寸、重量、能耗特性,使其在无人机<sup>[2]</sup>、实时三维

收稿日期:2019-04-10      Received Date:2019-04-10

\* 基金项目:国家自然科学基金(61640308)、海军工程大学自主立项基金(425517K220)项目资助

重构<sup>[3]</sup>、增强现实<sup>[4]</sup>等领域得到广泛应用。从状态估计方式上分类,VI-SLAM 分为滤波法<sup>[5-6]</sup>和非线性优化法<sup>[7-8]</sup>。根据 IMU 和视觉传感器采集数据的耦合方式分类,VI-SLAM 分为松耦合<sup>[9]</sup>和紧耦合<sup>[10]</sup>。松耦合方式没有考虑视觉传感器和 IMU 信息的内在联系,难以消除系统运动累积的漂移。紧耦合方式通过视觉传感器和 IMU 采集的数据建立系统的运动和观测方程,可以实现更加准确的状态估计,为本文研究的主要内容。

然而,所有的 VI-SLAM 算法都需要精确的相机-IMU 外参标定值。单目相机-IMU 外参起到相机坐标系和 IMU 坐标系之间状态转换的作用。不准确的外参标定会造成运动估计中的系统误差,降低系统的整体性能,甚至导致跟踪失败。目前,单目相机-IMU 外参标定主要有离线标定和系统初始化中的自动标定 2 种方法。Furgale 等在文献[11]中首次提出了相机-IMU 外参离线标定工具 kalibr,并在之后的工作中对其进行扩展完善。考虑了多 IMU 耦合时各轴向的标定误差<sup>[12]</sup>,并利用像素光度值直接对外参进行标定<sup>[13]</sup>。这些工作极大地提升了相机-IMU 外参离线标定的精度,为 VI-SLAM 系统提供了可靠的单目相机-IMU 外参标定结果。但单目相机-IMU 外参离线标定需要技术人员在设备前仔细地移动棋盘格标定目标<sup>[14]</sup>,标定过程复杂且耗时。并且,当传感器因受到冲击或调整而使得单目相机-IMU 外参发生变化时,会影响跟踪精度,需要定期重复离线标定过程进行设备校准。

单目相机-IMU 外参自动标定是指在系统的初始化过程中,估计系统的初始状态并在线标定单目相机-IMU 外参。自动标定法为系统的快速使用带来便利,但对初始化过程提出了更高的要求。文献[15]将单目相机-IMU 外参作为待估计的状态向量,使用扩展卡尔曼滤波(EKF)进行估计。该算法的收敛性取决于初始化中状态估计的准确性,并且文献[15]中没有对外参标定的结果进行系统的分析。Dong-Si 在文献[16]中提出了一种几何方法标定单目相机-IMU 外参,但该方法没有考虑传感器的噪声,IMU 零偏累积会影响系统的跟踪精度。Yang 等在文献[17]中以 Dong-Si 的工作为基础,在初始化过程中利用线性估计方程优化求解单目相机-IMU 外参与其他初始化参数,但该算法没有标定 IMU 零偏。在他们后续发布的 VI-SLAM 系统<sup>[18]</sup>中,IMU 零偏作为一个状态量,在滑动窗口中进行非线性优化估计。文献[19]在 Mur-Artal 工作<sup>[20]</sup>的基础上,在运动初始化过程中假设 IMU 零偏未知但固定不变,构造线性方程组标定单目相机-IMU 外参与其他初始化参数。该方法的初始化精度较高,但单目相机-IMU 外参在初始化后就成为定值,没有实现在线估计。Nobre 等在文献[21]中首次提出利用强化学习辅助标定相机-IMU 外参的方法,为单目相机-IMU 外参标定工作提供了一种新的解决思路。文献

[22]中,Tang 等使用受约束高斯滤波器在线标定单目相机-里程计导航系统所需的所有外参,该工作对单目相机-IMU 外参标定具有重要的借鉴意义。另外,Yang 等对多传感器耦合时,时间与空间标定退化的情况进行了系统分析<sup>[23]</sup>,该工作可以指导单目相机-IMU 外参标定工作的开展。

针对单目相机-IMU 耦合传感器外参标定问题,本文提出一种单目相机-IMU 外参自动标定与在线估计的 VI-SLAM 算法。该算法可以在运动初始化过程中标定系统的尺度、速度、重力、IMU 零偏和单目相机-IMU 外参,并在运动过程中对单目相机-IMU 外参进行在线估计。与上述算法相比,本文提出的算法使用迭代求解解析解的方式,精确标定了初始化过程中所需的所有参数,特别实现了对 IMU 零偏的标定。这保证了单目相机-IMU 外参与系统运动状态估计的准确性。本算法以单目视觉-惯导信息耦合 VI ORB-SLAM<sup>[20]</sup>系统为例进行说明。但必须指出的是,本文提出的外参自动标定与在线估计算法也同样适用于其他 VI-SLAM 系统。

## 1 预备知识

本节对本文所涉及的符号和几何概念作必要的说明。另外,参考坐标系之间的关系以及流形上的 IMU 预积分模型也在本节中进行阐述。

### 1.1 符号表示

本文中所使用的矩阵和向量分别以粗体大写字母和小写字母表示。向量右上角的字母表示该向量的参考坐标系,如  $\mathbf{v}^W$  表示在参考坐标系  $W$  下的向量  $\mathbf{v}$ 。融入几何意义, $\mathbf{p}_B^C$  和  $\mathbf{v}_B^W$  分别表示参考坐标系  $C$  和  $W$  中的空间点  $\mathbf{p}_B$  和速度向量  $\mathbf{v}_B$ 。 $C$  坐标系下, $B$  坐标系的旋转矩阵和变换矩阵分别由  $\mathbf{R}_{CB}$  和  $\mathbf{T}_{CB}$  表示。

### 1.2 参考坐标系

VI-SLAM 系统主要涉及单目相机坐标系  $C$ 、IMU 坐标系  $B$ 、系统世界坐标系  $W$  和地球惯性坐标系  $E$  4 个坐标系。

如图 1 所示,单目相机与 IMU 一般通过外部设备固连,它们之间的外参变换矩阵  $\mathbf{T}_{CB} = \{\mathbf{R}_{CB} | \mathbf{p}_B^C\}$  需要标定。因为 VI-SLAM 系统跟踪设备之间的相对运动,它们在地球惯性坐标系  $E$  下的位姿还未确定,所以一般将 VI-SLAM 系统确定的第一帧关键帧坐标系作为系统世界坐标系  $W$ 。外参自动标定初始化算法标定单目相机与 IMU 之间的外参旋转矩阵  $\mathbf{R}_{CB} \in SO(3)$  和平移向量  $\mathbf{p}_B^C \in R^3$ ,并估计系统世界坐标系下的重力加速度  $\mathbf{g}^W$ 。通过对齐系统世界坐标系下的重力  $\mathbf{g}^W$  与地球惯性坐标系下的重力  $\mathbf{g}^E$ (忽略地球科氏力的影响),确定系统在地球惯性坐

标系  $E$  下的绝对位姿。考虑尺度因子  $s$ , IMU 坐标系  $B$  在系统世界坐标系  $W$  和单目相机坐标系  $C$  下的转换关系为:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{WB} &= \mathbf{R}_{WC} \cdot \mathbf{R}_{CB} \\ \mathbf{p}_B^W &= s \cdot \mathbf{p}_C^W + \mathbf{R}_{WC} \cdot \mathbf{p}_B^C \end{aligned} \quad (1)$$

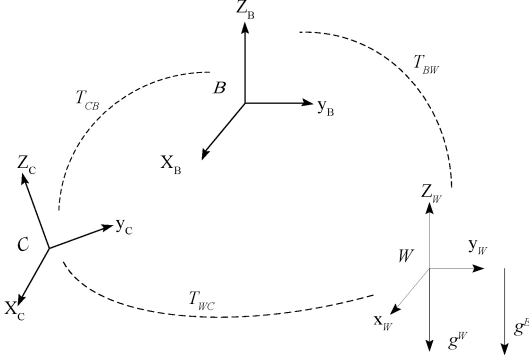


图1 参考坐标系转换

Fig.1 Reference coordinate transformation

### 1.3 预积分

IMU 传感器以一定的频率采集 IMU 坐标系  $B$  下的三轴角速度  $\boldsymbol{\omega}^B$  和三轴线性加速度  $\mathbf{a}^B$ 。但陀螺仪和加速度计会受到零均值高斯噪声  $\boldsymbol{\eta}_a$  和  $\boldsymbol{\eta}_g$ , 以及随时间推移而变化的零偏  $\mathbf{b}_a$  和  $\mathbf{b}_g$  的影响。在系统初始状态已知的情况下, 通过积分 IMU 测量值可以传递系统的状态估计。但这种方法以系统的初始状态为基础, 在非线性优化调整系统初始状态的情况下, 需要重复积分过程。

为了避免重复积分, Lupton 在文献[24]中首次提出了欧式空间中的预积分方法。通过对图像帧之间的 IMU 测量值进行预积分, 得到与系统初始状态无关的相对运动增量。Forster 在 Lupton 工作的基础上, 提出了三维流形上的预积分<sup>[25]</sup>。假设连续 2 个图像帧的采集时刻为  $i$  和  $j$ , 且 IMU 测量值在采样时间间隔内为常量, 则图像帧之间的位姿和速度关系可以通过对 IMU 测量值的数值积分得到:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{WB_j} &= \mathbf{R}_{WB_i} \prod_{k=i}^{j-1} \text{Exp}((\boldsymbol{\omega}^{B_i} - \mathbf{b}_g^k - \boldsymbol{\eta}_g^k) \Delta t) \\ \mathbf{v}_{B_j}^W &= \mathbf{v}_{B_i}^W + \mathbf{g}^W \Delta t_{ij} + \sum_{k=i}^{j-1} \mathbf{R}_{WB_k} (\mathbf{a}^{B_i} - \mathbf{b}_a^k - \boldsymbol{\eta}_a^k) \Delta t \\ \mathbf{p}_{B_j}^W &= \mathbf{p}_{B_i}^W + \sum_{k=i}^{j-1} \left( \mathbf{v}_{B_k}^W \Delta t + \frac{1}{2} \mathbf{g}^W \Delta t^2 + \frac{1}{2} \mathbf{R}_{WB_k} (\mathbf{a}^{B_i} - \mathbf{b}_a^k - \boldsymbol{\eta}_a^k) \Delta t^2 \right) \end{aligned} \quad (2)$$

式中:  $\Delta t$  表示 IMU 采样时间间隔,  $\Delta t_{ij} = \sum \Delta t$  为连续 2 个图像帧之间的时间间隔; 根据论文[25]中的定义,  $\text{Exp}(\cdot)$  将李代数空间中的向量映射为李群空间中的旋转矩阵。假设 IMU 零偏在两个图像帧采集时刻之间不变, 则相对于  $i$  时刻的零偏  $\mathbf{b}^i$ ,  $j$  时刻的零偏增量为

$\delta \mathbf{b}^i$ 。则式(2)可以改写为:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{WB_j} &= \mathbf{R}_{WB_i} \overline{\Delta \mathbf{R}}_{B_i B_j} \text{Exp}(\mathbf{J}_{\overline{\Delta \mathbf{R}}_{B_i B_j}}^g \cdot \delta \mathbf{b}_g^i) \\ \mathbf{v}_{B_j}^W &= \mathbf{v}_{B_i}^W + \mathbf{g}^W \Delta t_{ij} + \mathbf{R}_{WB_i} (\Delta \mathbf{v}_{B_i}^W + \mathbf{J}_{\Delta \mathbf{v}_{B_i}^W}^g \cdot \delta \mathbf{b}_g^i + \mathbf{J}_{\Delta \mathbf{p}_{B_i}^W}^a \cdot \delta \mathbf{b}_a^i) \\ \mathbf{p}_{B_j}^W &= \mathbf{p}_{B_i}^W + \mathbf{v}_{B_i}^W \Delta t_{ij} + \frac{1}{2} \mathbf{g}^W \Delta t_{ij}^2 + \mathbf{R}_{WB_i} (\Delta \mathbf{p}_{B_i}^W + \mathbf{J}_{\Delta \mathbf{p}_{B_i}^W}^g \cdot \delta \mathbf{b}_g^i + \mathbf{J}_{\Delta \mathbf{p}_{B_i}^W}^a \cdot \delta \mathbf{b}_a^i) \end{aligned} \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{J}_{(\cdot)}^g$  和  $\mathbf{J}_{(\cdot)}^a$  为 IMU 测量值预积分相对于 IMU 零偏变化量的雅可比矩阵, 在论文[25]的附录中对其进行了详细的推导;  $\overline{\Delta \mathbf{R}}_{B_i B_j}$ ,  $\Delta \mathbf{v}_{B_i}^W$ ,  $\Delta \mathbf{p}_{B_i}^W$  为 IMU 测量值的旋转、速度和位移预积分量, 它们受测量噪声的干扰但与  $i, j$  时刻的状态以及重力加速度无关, 用于描述两个图像帧之间的相对变化量。

$$\begin{aligned} \overline{\Delta \mathbf{R}}_{B_i B_j} &= \prod_{k=i}^{j-1} \text{Exp}((\boldsymbol{\omega}^{B_i} - \bar{\mathbf{b}}_g^i) \Delta t) \\ \Delta \mathbf{v}_{B_i}^W &= \sum_{k=i}^{j-1} \overline{\Delta \mathbf{R}}_{B_i B_k} (\mathbf{a}^{B_i} - \bar{\mathbf{b}}_a^i) \Delta t \\ \Delta \mathbf{p}_{B_i}^W &= \sum_{k=i}^{j-1} \left( \Delta \mathbf{v}_{B_i}^W \Delta t + \frac{1}{2} \overline{\Delta \mathbf{R}}_{B_i B_k} (\mathbf{a}^{B_i} - \bar{\mathbf{b}}_a^i) \Delta t^2 \right) \end{aligned} \quad (4)$$

## 2 单目相机-IMU 外参自动标定初始化

本节对单目相机-IMU 外参自动标定的初始化算法进行详细的阐述。该算法可以在不知道传感器机械结构信息的情况下, 标定单目相机-IMU 外参  $\mathbf{T}_{CB}$ , 估计尺度因子  $s$ 、系统世界坐标系下的重力加速度  $\mathbf{g}^W$ 、IMU 零偏  $\mathbf{b}_a$  和  $\mathbf{b}_g$  以及运动初始化过程中各关键帧的速度信息。

### 2.1 单目相机-IMU 外参旋转矩阵标定

单目相机-IMU 之间的外参旋转矩阵  $\mathbf{R}_{CB}$  对于 VI-SLAM 系统的鲁棒性十分重要, 过大的偏差会导致系统初始化不成功而崩溃。但因为单目相机-IMU 外参旋转矩阵对精度敏感, 所以容易被激励计算。如图 2 所示, 本文使用手眼标定方法, 对齐 IMU 和单目相机观测的系统相对旋转, 从而标定单目相机-IMU 外参旋转矩阵。

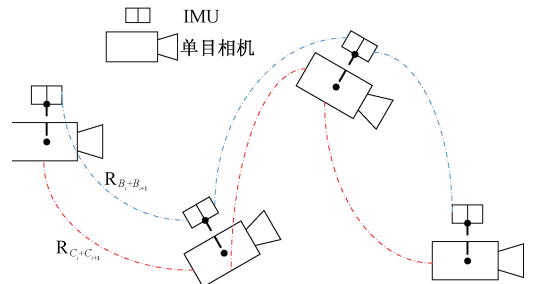


图2 单目相机-IMU 外参旋转矩阵标定

Fig.2 Camera-IMU extrinsic rotation matrix calibration

因为单目相机可以跟踪系统的位姿, 通过对极几何

约束和随机采样一致性(random sample consensus, RANSAC)检测两帧图像之间的相对旋转 $\mathbf{R}_{C,C_{i+1}}$ 。另外,可以对IMU陀螺仪测量的角速度进行积分,得到IMU坐标系下的相对旋转 $\mathbf{R}_{B,B_{i+1}}$ 。根据手眼标定方法,可以得到:

$$\mathbf{R}_{B,B_{i+1}} \cdot \mathbf{R}_{BC} = \mathbf{R}_{BC} \cdot \mathbf{R}_{C,C_{i+1}} \quad (5)$$

将式(5)用四元数表示:

$$\mathbf{q}_{B,B_{i+1}} \otimes \mathbf{q}_{BC} = \mathbf{q}_{BC} \otimes \mathbf{q}_{C,C_{i+1}} \Rightarrow$$

$$[[\mathbf{q}_{B,B_{i+1}}]_L - [\mathbf{q}_{C,C_{i+1}}]_R] \mathbf{q}_{BC} = \mathbf{Q}_{i,i+1} \cdot \mathbf{q}_{BC} = \mathbf{0}_{4 \times 1} \quad (6)$$

式中: $[\cdot]_L$ 和 $[\cdot]_R$ 表示四元数的左乘矩阵和右乘矩阵变换。对于时间上连续的图像帧,可以建立线性超定方程:

$$\begin{bmatrix} \alpha_{0,1} \cdot \mathbf{Q}_{0,1} \\ \alpha_{1,2} \cdot \mathbf{Q}_{1,2} \\ \vdots \\ \alpha_{N-1,N} \cdot \mathbf{Q}_{N-1,N} \end{bmatrix} \mathbf{q}_{BC} = \mathbf{Q}_N \cdot \mathbf{q}_{BC} = \mathbf{0} \quad (7)$$

式中: $N$ 表示外参旋转矩阵 $\mathbf{q}_{BC}$ 收敛时,所使用的图像帧数量; $\alpha_{N-1,N}$ 为处理外点对系统干扰的权值。因为外参旋转矩阵估计值 $\hat{\mathbf{R}}_{BC}$ 可以迭代计算,使用其计算残差:

$$r_{i,i+1} = \arccos((\text{tr}(\hat{\mathbf{R}}_{BC}^{-1} \mathbf{R}_{B,B_{i+1}}^{-1} \hat{\mathbf{R}}_{BC} \mathbf{R}_{C,C_{i+1}}) - 1)/2) \quad (8)$$

权值可由下式得到:

$$\alpha_{i,i+1} = \begin{cases} 1, & r_{i,i+1} < t_0 \\ t_0 / r_{i,i+1}, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $t_0$ 为设定的阈值。式(7)的解为 $\mathbf{Q}_N$ 最小奇异值对应的特征向量。当外参旋转矩阵标定被充分激励时, $\mathbf{Q}_N$ 的零空间会成为一维。本文使用 $\mathbf{Q}_N$ 的次小奇异值 $\sigma_2$ 来判断算法的收敛性。当 $\sigma_2$ 大于阈值 $\sigma_{thr}$ 时,外参旋转矩阵标定完成。

## 2.2 陀螺仪零偏标定

陀螺仪零偏可以通过相邻关键帧之间的旋转信息进行估计。本文假设初始化过程中陀螺仪零偏变化量可以忽略,且陀螺仪零偏初始值 $\bar{\mathbf{b}}_g$ 为0。将2.1节所估计的外参旋转矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_{BC}$ 代入式(3),得:

$$(\mathbf{R}_{WC_i} \cdot \hat{\mathbf{R}}_{CB})^T (\mathbf{R}_{WC_{i+1}} \cdot \hat{\mathbf{R}}_{CB}) = \Delta \bar{\mathbf{R}}_{B,B_{i+1}} \text{Exp}(\mathbf{J}_{\Delta \bar{\mathbf{R}}_{B,B_{i+1}}}^g \cdot \delta \mathbf{b}_g) \quad (10)$$

对于初始化过程中所有关键帧,可使用式(11)计算陀螺仪零偏变化量。

$$\delta \mathbf{b}_g^* = \underset{\delta \mathbf{b}_g}{\text{argmin}} \sum_{i=1}^{N-1} \|\text{Log}((\Delta \bar{\mathbf{R}}_{B,B_{i+1}} \text{Exp}(\mathbf{J}_{\Delta \bar{\mathbf{R}}_{B,B_{i+1}}}^g \cdot \delta \mathbf{b}_g))^T \hat{\mathbf{R}}_{BC} \mathbf{R}_{C,W} \mathbf{R}_{WC_{i+1}} \hat{\mathbf{R}}_{CB})\|^2 \quad (11)$$

式中: $\|\cdot\|$ 为2范数; $\text{Log}(\cdot)$ 为 $\text{Exp}(\cdot)$ 的反变换。 $\mathbf{R}_{WC_i}$ 和 $\Delta \bar{\mathbf{R}}_{B,B_{i+1}}$ 已知,可分别通过单目相机跟踪和陀螺仪测量值预积分得到。陀螺仪零偏变化量 $\delta \mathbf{b}_g^*$ 可以通过QR分

解等方式求解最小二乘解。最终,可以得到陀螺仪零偏估计值 $\mathbf{b}_g^* = \bar{\mathbf{b}}_g + \delta \mathbf{b}_g^* = \delta \mathbf{b}_g^*$ 。

## 2.3 无加速度计零偏信息下尺度、重力向量、外参平移向量的估计

得到陀螺仪零偏估计值后,在预积分中对其进行补偿修正,并继续估计尺度因子 $s$ 、系统世界坐标系下的重力加速度 $\mathbf{g}^W$ 和外参平移向量 $\mathbf{p}_B^C$ 。因为初始化过程中,加速度计零偏相对于重力加速度较小且容易和重力加速度混淆,所以先假设加速度计零偏为0。在不考虑加速度计零偏的情况下, $\mathbf{J}_{\Delta v}^a$ 和 $\mathbf{J}_{\Delta v}^p$ 为0。将式(1)代入式(3),有:

$$s \cdot \mathbf{p}_{C_{i+1}}^W = s \cdot \mathbf{p}_{C_i}^W + \mathbf{v}_{B_i}^W \cdot \Delta t_{i,i+1} + \frac{1}{2} \mathbf{g}^W \cdot \Delta t_{i,i+1}^2 +$$

$$\mathbf{R}_{WC_i} \cdot \hat{\mathbf{R}}_{CB} \cdot \Delta \bar{\mathbf{p}}_{B_{i+1}}^{B_i} + (\mathbf{R}_{WC_i} - \mathbf{R}_{WC_{i+1}}) \mathbf{p}_B^C \quad (12)$$

这里的目标是估计 $s$ 、 $\mathbf{g}^W$ 和 $\mathbf{p}_B^C$ 。由于上式中还有速度项 $\mathbf{v}_{B_i}^W$ ,因此联立3个连续关键帧之间的2个方程式,通过式(3)中的速度约束来消除速度项,构建如下线性方程组:

$$[\boldsymbol{\lambda}(i) \quad \boldsymbol{\beta}(i) \quad \boldsymbol{\varphi}(i)] \begin{bmatrix} s \\ \mathbf{g}^W \\ \mathbf{p}_B^C \end{bmatrix} = \boldsymbol{\gamma}(i) \quad (13)$$

式中: $\boldsymbol{\lambda}(i)$ 、 $\boldsymbol{\beta}(i)$ 、 $\boldsymbol{\varphi}(i)$ 和 $\boldsymbol{\gamma}(i)$ 由下式确定(下标 $i$ 、 $i+1$ 、 $i+2$ 分别由1、2、3表示):

$$\boldsymbol{\lambda}(i) = (\mathbf{p}_{C_i}^W - \mathbf{p}_{C_{i+1}}^W) \Delta t_{12} + (\mathbf{p}_{C_i}^W - \mathbf{p}_{C_{i+2}}^W) \Delta t_{23}$$

$$\boldsymbol{\beta}(i) = -\frac{1}{2} (\Delta t_{12}^2 \Delta t_{23} + \Delta t_{23}^2 \Delta t_{12}) \mathbf{I}_{3 \times 3}$$

$$\boldsymbol{\varphi}(i) = (\mathbf{R}_{WC_i} - \mathbf{R}_{WC_{i+1}}) \Delta t_{12} + (\mathbf{R}_{WC_i} - \mathbf{R}_{WC_{i+2}}) \Delta t_{23}$$

$$\boldsymbol{\gamma}(i) = \mathbf{R}_{WC_i} \cdot \hat{\mathbf{R}}_{CB} \cdot \Delta \bar{\mathbf{v}}_{B_i}^{B_{i+1}} \Delta t_{12} \Delta t_{23} + \mathbf{R}_{WC_{i+1}} \cdot \hat{\mathbf{R}}_{CB} \cdot \Delta \bar{\mathbf{p}}_{B_i}^{B_{i+1}} \Delta t_{12} - \mathbf{R}_{WC_{i+1}} \cdot \hat{\mathbf{R}}_{CB} \cdot \Delta \bar{\mathbf{p}}_{B_i}^{B_{i+1}} \Delta t_{23} \quad (14)$$

对于 $N$ 个连续关键帧,可以构造一个 $\mathbf{A}_{3(N-2) \times 7} \cdot \mathbf{x}_{7 \times 1} = \mathbf{B}_{3(N-2) \times 1}$ 的线性方程组,进而使用SVD分解算出尺度因子近似值 $\hat{s}$ 、重力加速度近似值 $\hat{\mathbf{g}}^W$ 以及外参平移向量近似值 $\hat{\mathbf{p}}_B^C$ 。注意到有 $3(N-2)$ 个线性约束及7个未知数,因此最少需要 $N=5$ 个关键帧才可以求解上式。

## 2.4 加速度计零偏标定与初始化参数更新

假设地球惯性系 $E$ 下的重力加速度大小已知 $G=9.8$ ,其方向为 $\bar{\mathbf{g}}^E=(0,0,-1)$ ,所以地球惯性系 $E$ 下的重力加速度可以表示为 $\mathbf{g}^E=(0,0,-G)$ 。规定地球惯性系 $E$ 与系统世界系 $W$ 的原点重合,两个坐标系之间相差一个旋转矩阵 $\mathbf{R}_{WE}$ 。由2.3节估计得到系统世界坐标系 $W$ 中的重力加速度方向为 $\bar{\mathbf{g}}^W = \hat{\mathbf{g}}^W / \|\hat{\mathbf{g}}^W\|$ 。如图3所示,由于 $\bar{\mathbf{g}}^W = \mathbf{R}_{WE} \cdot \bar{\mathbf{g}}^E$ ,因此可以通过两个坐标系下的重力方向来计算相对旋转 $\mathbf{R}_{WE}$ :

$$\mathbf{R}_{WE} = \text{Exp}(\theta \boldsymbol{\beta})$$

$$\boldsymbol{\beta} = \frac{\bar{\mathbf{g}}^E \times \bar{\mathbf{g}}^W}{\|\bar{\mathbf{g}}^E \times \bar{\mathbf{g}}^W\|}, \theta = \text{atan2}(\|\bar{\mathbf{g}}^E \times \bar{\mathbf{g}}^W\|, \bar{\mathbf{g}}^E \cdot \bar{\mathbf{g}}^W) \quad (15)$$

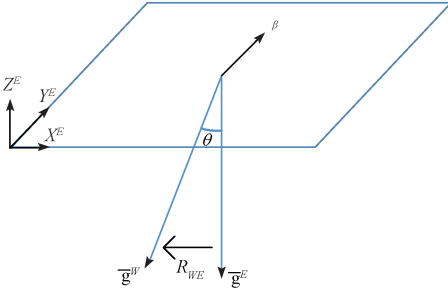


图3 重力加速度方向示意

Fig.3 Diagram of gravity acceleration direction

在此基础上,考虑加速度计零偏引入带来的变化,旋转矩阵  $R_{WE}$  的调整可以由一个2自由度的扰动  $\delta\theta$  表示,并进行一阶近似:

$$\begin{aligned} \mathbf{g}^W &= \mathbf{R}_{WE} \cdot \text{Exp}(\delta\theta) \mathbf{g}^E \approx \mathbf{R}_{WE} \cdot \mathbf{g}^E - \mathbf{R}_{WE} (\mathbf{g}^E)^\wedge \delta\theta \\ \delta\theta &= [\delta\theta_{xy}^T, 0]^T, \delta\theta_{xy} = [\delta\theta_x, \delta\theta_y]^T \end{aligned} \quad (16)$$

将式(16)代入式(12)中,并考虑加速度计零偏对  $\Delta p_{B,i+1}^B$  的修正,可得:

$$\begin{aligned} s \cdot \mathbf{p}_{C,i+1}^W &= s \cdot \mathbf{p}_{C_i}^W + \mathbf{v}_{B_i}^W \Delta t_{i,i+1} - \frac{1}{2} \mathbf{R}_{WE} (\mathbf{g}^E)^\wedge \delta\theta \cdot \\ \Delta t_{i,i+1}^2 + \mathbf{R}_{WC_i} \cdot \dot{\mathbf{R}}_{CB} (\Delta p_{B,i+1}^B + \mathbf{J}_{\Delta p_{B,i+1}^B}^a \cdot \delta \mathbf{b}_a) + (\mathbf{R}_{WC_i} - \mathbf{R}_{WC_{i+1}}) \mathbf{p}_B^C + \\ \frac{1}{2} \mathbf{R}_{WE} \cdot \mathbf{g}^E \cdot \Delta t_{i,i+1}^2 \end{aligned} \quad (17)$$

同样考虑连续3个关键帧之间的约束,消除速度项,可以构建如下线性方程组:

$$[\boldsymbol{\lambda}(i) \quad \boldsymbol{\alpha}(i) \quad \boldsymbol{\phi}(i) \quad \boldsymbol{\varphi}(i)] \begin{bmatrix} s \\ \delta\theta_{xy} \\ \delta \mathbf{b}_a \\ \mathbf{p}_B^C \end{bmatrix} = \boldsymbol{\chi}(i) \quad (18)$$

式中:  $\boldsymbol{\lambda}(i)$ 、 $\boldsymbol{\varphi}(i)$  与式(14)中相同。 $\boldsymbol{\alpha}(i)$ 、 $\boldsymbol{\phi}(i)$ 、 $\boldsymbol{\chi}(i)$  由下式确定:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\alpha}(i) &= \left[ \frac{1}{2} \mathbf{R}_{WE} (\mathbf{g}^E)^\wedge (\Delta t_{12}^2 \Delta t_{23} + \Delta t_{23}^2 \Delta t_{12}) \right]_{(:,1:2)} \\ \boldsymbol{\phi}(i) &= \mathbf{R}_{WC_i} \cdot \dot{\mathbf{R}}_{CB} \cdot \mathbf{J}_{\Delta p_{B,i}^B}^a \Delta t_{23} - \mathbf{R}_{WC_i} \cdot \dot{\mathbf{R}}_{CB} \cdot \mathbf{J}_{\Delta p_{B,i}^B}^a \Delta t_{12} - \\ &\mathbf{R}_{WC_i} \cdot \dot{\mathbf{R}}_{CB} \cdot \mathbf{J}_{\Delta p_{B,i}^B}^a \Delta t_{12} \Delta t_{23} \\ \boldsymbol{\chi}(i) &= \mathbf{R}_{WC_i} \cdot \dot{\mathbf{R}}_{CB} \cdot \Delta p_{B_i}^B \Delta t_{12} + \mathbf{R}_{WC_i} \cdot \dot{\mathbf{R}}_{CB} \cdot \Delta p_{B_i}^B \Delta t_{12} \Delta t_{23} + \\ &\frac{1}{2} \mathbf{R}_{WE} \cdot \mathbf{g}^E (\Delta t_{12}^2 \Delta t_{23} + \Delta t_{12} \Delta t_{23}^2) - \mathbf{R}_{WC_i} \cdot \dot{\mathbf{R}}_{CB} \cdot \Delta p_{B_i}^B \Delta t_{23} \end{aligned} \quad (19)$$

式中:  $\boldsymbol{\alpha}(i)$  的  $[\cdot]_{(:,1:2)}$  代表矩阵的前两列。

将  $N$  个连续关键帧代入式(18) 构建一个形式为  $\mathbf{A}_{3(N-2) \times 9} \cdot \mathbf{x}_{9 \times 1} = \mathbf{B}_{3(N-2) \times 1}$  的线性方程组。在  $N > 5$  时,可利用SVD分解求解,得到更新后的加速度计零偏变化量  $\delta \mathbf{b}_a^*$ 、尺度因子  $s^*$ 、重力加速度方向修正量  $\delta \theta_{xy}^*$  以及单目相机-IMU 外参平移向量  $\mathbf{p}_B^C$ 。最终,得到加速度计零偏

估计值  $\hat{\mathbf{b}}_a = \bar{\mathbf{b}}_a + \delta \mathbf{b}_a^* = \delta \mathbf{b}_a^*$ ,并对系统世界坐标系下的重力加速度进行修正  $\mathbf{g}^{W*} = \mathbf{R}_{WE} \cdot \text{Exp}(\delta \theta^*) \mathbf{g}^E$ 。

### 3 单目相机-IMU 外参在线估计

通过外参自动标定初始化过程,可以得到较为准确的单目相机-IMU 外参估计值。但在系统运动过程中,单目相机-IMU 外参会因设备受到的冲击或振动发生微小变化。固定的单目相机-IMU 外参估计值难以跟踪该变化量,在设备运动过程中会产生系统误差,影响系统的跟踪精度和鲁棒性。为此,将单目相机-IMU 外参作为待估计的状态向量,在系统的运动过程中进行在线估计。

#### 3.1 状态定义及因子图表示

VI-SLAM 系统运动过程中,各图像帧中被估计的状态除了位姿外,还包括系统的速度和 IMU 零偏。在此基础上,将单目相机-IMU 外参也放入状态向量中进行估计。定义 IMU 坐标系为机体坐标系,则每一幅图像帧中待估计的状态为  $\{\mathbf{p}_B^W, \mathbf{R}_{WB}, \mathbf{v}_B^W, \mathbf{b}_g^i, \mathbf{b}_a^i, \mathbf{R}_{CB}, \mathbf{p}_B^C\}$ 。除了每一帧的状态外,待估计量还包括路标点  $k$  的位置  $\mathbf{l}_k^W \in \mathbb{R}^3$ 。用因子图<sup>[26]</sup>描述待估计的状态量之间的约束关系,外参在线估计 VI-SLAM 系统的因子如图4所示。

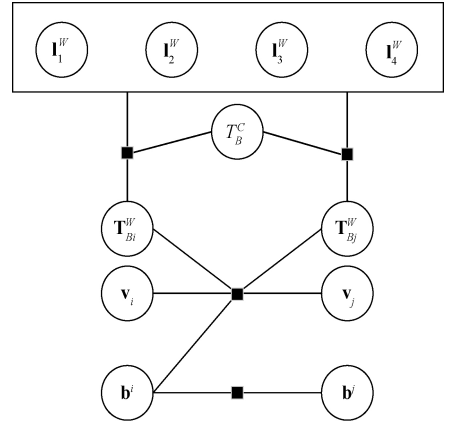


图4 VI-SLAM 系统因子

Fig.4 Factor graph of VI-SLAM system

图4中,空心圆表示待估计的状态变量节点,而实心方框为因子节点,可见该 VI-SLAM 系统中包括了3种约束:

- 1) 每一帧位姿、单目相机-IMU 外参与地图路标点之间有图像特征点位置观测约束;
- 2) 相邻图像帧状态之间有 IMU 测量值预积分约束;
- 3) 相邻图像帧零偏之间有 IMU 零偏随机游走模型约束。

因此,单目相机-IMU 外参受图像特征点位置观测约

束限制。要对其进行在线估计,需要构建图像特征点位置观测约束非线性优化目标函数。

### 3.2 图像特征点位置约束及其关于外参的雅克比

假设帧  $i$  的状态为  $\{\mathbf{p}_{B_i}^W, \mathbf{R}_{WB_i}, \mathbf{v}_{B_i}^W, \mathbf{b}_g^i, \mathbf{b}_a^i, \mathbf{R}_{CB_i}, \mathbf{p}_{B_i}^C\}$ , 路标点  $k$  在世界坐标系下的位置为  $\mathbf{l}_k^W$ , 路标点  $k$  在图像帧  $i$  中的图像特征点观测位置为  $\hat{\mathbf{p}}_{i,k}$ , 将其不确定度设定为一个像素值。针孔相机投影模型如图 5 所示, 它将路标点  $\mathbf{l}_k^W$  投影为像素点  $\mathbf{p}_{i,k}$ , 则可以得到图像特征点位置观测约束对应的重投影残差  $\mathbf{e}_{i,k}$ :

$$\mathbf{e}_{i,k} = \hat{\mathbf{p}}_{i,k} - \frac{1}{z_c} \mathbf{K} \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{3 \times 1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{l}_k^C \\ 1 \end{bmatrix} = \hat{\mathbf{p}}_{i,k} - \frac{1}{z_c} \mathbf{K} \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{3 \times 1} \end{bmatrix} \mathbf{T}_{CB} \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{WB_i} & \mathbf{p}_{B_i}^W \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{l}_k^W \\ 1 \end{bmatrix} \quad (20)$$

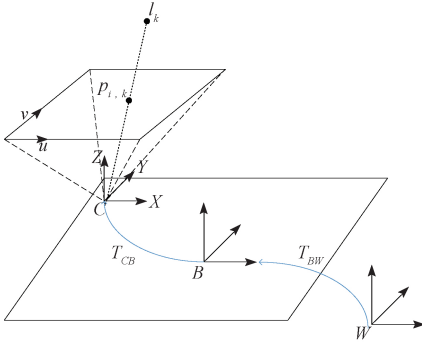


图5 针孔相机投影模型

Fig.5 Projection model of pinhole camera

$\mathbf{K}^{2 \times 3}$  为相机的内参矩阵, 路标点  $k$  在相机坐标系  $C$  中坐标  $\mathbf{l}_k^C$  的 3 个分量为  $x_c, y_c, z_c, \mathbf{l}_k^C$  满足:

$$\mathbf{l}_k^C = \mathbf{R}_{CB} \mathbf{R}_{WB_i}^{-1} (\mathbf{l}_k^W - \mathbf{p}_{B_i}^W) + \mathbf{p}_{B_i}^C \quad (21)$$

根据式(20)残差  $\mathbf{e}_{i,k}$  关于  $\mathbf{l}_k^C$  的雅克比矩阵为:

$$\frac{\partial \mathbf{e}_{i,k}}{\partial \mathbf{l}_k^C} = - \begin{bmatrix} \frac{f_x}{z_c} & 0 & -\frac{f_x x_c}{z_c^2} \\ 0 & \frac{f_y}{z_c} & -\frac{f_y y_c}{z_c^2} \end{bmatrix} \quad (22)$$

式中:  $f_x, f_y, c_x, c_y$  为内参矩阵  $\mathbf{K}$  的参数。

假设单目相机-IMU 外参平移向量有位置增量  $\delta \mathbf{p}$ , 此时的  $\mathbf{l}_k^C$  为:

$$\mathbf{l}_k^C(\delta \mathbf{p}) = \mathbf{R}_{CB} \mathbf{R}_{WB_i}^{-1} (\mathbf{l}_k^W - \mathbf{p}_{B_i}^W) + \mathbf{p}_{B_i}^C + \mathbf{R}_{CB} \delta \mathbf{p} = \mathbf{l}_k^C + \mathbf{R}_{CB} \delta \mathbf{p} \quad (23)$$

因此, 根据链式法则可得残差  $\mathbf{e}_{i,k}$  关于单目相机-IMU 外参平移向量位置增量  $\delta \mathbf{p}$  的雅克比为:

$$\frac{\partial \mathbf{e}_{i,k}}{\partial \delta \mathbf{p}} = \frac{\partial \mathbf{e}_{i,k}}{\partial \mathbf{l}_k^C} \cdot \frac{\partial \mathbf{l}_k^C}{\partial \delta \mathbf{p}} =$$

$$- \begin{bmatrix} \frac{f_x}{z_c} & 0 & -\frac{f_x x_c}{z_c^2} \\ 0 & \frac{f_y}{z_c} & -\frac{f_y y_c}{z_c^2} \end{bmatrix} \mathbf{R}_{CB} \quad (24)$$

同样, 对于单目相机-IMU 外参旋转矩阵有旋转增量  $\delta \boldsymbol{\theta}$ , 此时  $\mathbf{l}_k^C$  为:

$$\begin{aligned} \mathbf{l}_k^C(\delta \boldsymbol{\theta}) &= \mathbf{R}_{CB} \text{Exp}(\delta \boldsymbol{\theta}) \mathbf{R}_{WB_i}^{-1} (\mathbf{l}_k^W - \mathbf{p}_{B_i}^W) + \mathbf{p}_{B_i}^C = \\ & \text{Exp}(\mathbf{R}_{CB} \delta \boldsymbol{\theta}) \mathbf{R}_{CB} \mathbf{R}_{WB_i}^{-1} (\mathbf{l}_k^W - \mathbf{p}_{B_i}^W) + \mathbf{p}_{B_i}^C = \\ & (\mathbf{I} + (\mathbf{R}_{CB} \delta \boldsymbol{\theta})^\wedge) \mathbf{R}_{CB} \mathbf{R}_{WB_i}^{-1} (\mathbf{l}_k^W - \mathbf{p}_{B_i}^W) + \mathbf{p}_{B_i}^C = \\ & \mathbf{R}_{CB} \mathbf{R}_{WB_i}^{-1} (\mathbf{l}_k^W - \mathbf{p}_{B_i}^W) + \mathbf{p}_{B_i}^C + (\mathbf{R}_{CB} \delta \boldsymbol{\theta})^\wedge \mathbf{R}_{CB} \mathbf{R}_{WB_i}^{-1} (\mathbf{l}_k^W - \mathbf{p}_{B_i}^W) = \\ & \mathbf{l}_k^C - [\mathbf{R}_{CB} \mathbf{R}_{WB_i}^{-1} (\mathbf{l}_k^W - \mathbf{p}_{B_i}^W)]^\wedge \mathbf{R}_{CB} \delta \boldsymbol{\theta} \end{aligned} \quad (25)$$

因此残差  $\mathbf{e}_{i,k}$  关于单目相机-IMU 外参旋转矩阵增量的  $\delta \boldsymbol{\theta}$  雅克比为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{e}_{i,k}}{\partial \delta \boldsymbol{\theta}} &= \frac{\partial \mathbf{e}_{i,k}}{\partial \mathbf{l}_k^C} \cdot \frac{\partial \mathbf{l}_k^C}{\partial \delta \boldsymbol{\theta}} = \\ & \begin{bmatrix} \frac{f_x}{z_c} & 0 & -\frac{f_x x_c}{z_c^2} \\ 0 & \frac{f_y}{z_c} & -\frac{f_y y_c}{z_c^2} \end{bmatrix} [\mathbf{R}_{CB} \mathbf{R}_{WB_i}^{-1} (\mathbf{l}_k^W - \mathbf{p}_{B_i}^W)]^\wedge \mathbf{R}_{CB} \end{aligned} \quad (26)$$

至此, 可以根据所求的残差约束和雅克比矩阵在线优化估计单目相机-IMU 外参  $\mathbf{R}_{CB}, \mathbf{p}_{B_i}^C$ 。

## 4 实验评估

使用 EuRoC<sup>[27]</sup> 数据集, 对本文提出的单目相机-IMU 外参自动标定与在线估计的视觉-惯导 SLAM 算法进行分析, 主要研究该算法估计外参的精度与一致性以及其对 VI-SLAM 系统性能的影响。该数据集由微型飞行器 (micro aerial vehicle, MAV) 在 2 个不同的房间和 1 个工业厂房采集, 提供由 kalibr 工具离线标定的外参真值和由运动捕获系统得到的真实轨迹。11 个数据序列, 根据飞行器运动速度、光照、图像模糊以及环境纹理情况不同, 分为简单、中等、困难 3 个等级。2 个全局快门的照相机以及微机电 IMU 设备通过硬件触发实现时间同步, 并分别以 20 Hz 和 200 Hz 的频率记录测量数据。算法运行平台配置的 CPU 为 Intel i7-5500U 处理器, 主频为 3.0 GHz, 内存 4 GB, 不使用 GPU 加速, 系统为 Ubuntu14.04。

### 4.1 应用说明

因为单目相机-IMU 外参旋转矩阵容易被激励计算, 并且为了保证算法的实时性, 故首先将外参旋转矩阵标定放入 ORB\_SLAM2<sup>[28]</sup> 的位姿跟踪线程中进行计算, 位于跟踪局部地图步骤之后。其余外参标定初始化算法被应用于 ORB\_SLAM2 的局部建图线程中, 在局部地图光束

平差法优化与关键帧剔除步骤之间。对于单目相机-IMU 外参在线估计,考虑位姿跟踪线程中图像帧之间匹配的路标点约束较少,没有足够多的观测来限制单目相机-IMU 外参变量。所以,在局部地图优化步骤中,结合多关键帧的观测,对单目相机-IMU 外参进行在线估计。综合考虑硬件系统的计算效率和对单目相机-IMU 外参的观测限制,将每帧图像提取的特征点数设置为 700 个。另外,由于本文只对外参旋转矩阵标定设置了收敛判断条件,为了使初始化步骤充分收敛,故将其余初始化步骤的时间设置为 23 s。

### 4.2 初始化与外参估计过程分析

在本文的实验条件下,使用 EuRoc 数据集的 V2\_01\_ easy 序列对初始化与外参估计过程进行分析。图 6 和

图 7 展示了位姿跟踪线程中,单目相机-IMU 外参旋转矩阵的标定过程。

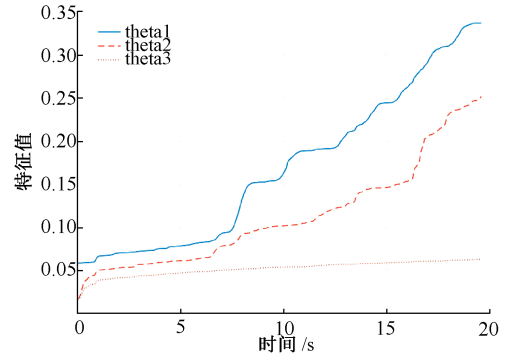


图 6 特征值-时间变化

Fig.6 Diagram of singular value-time

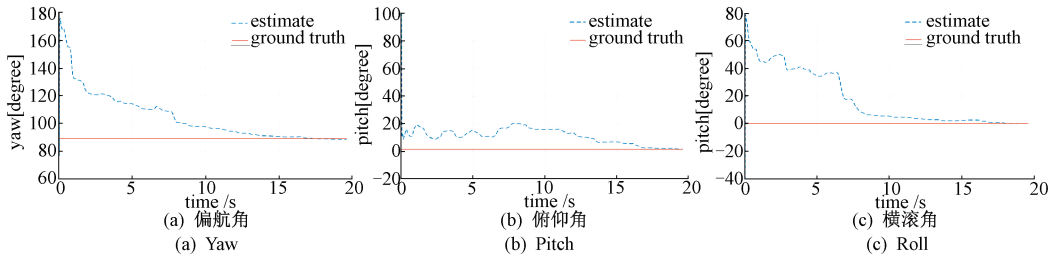


图 7 旋转外参标定过程

Fig.7 Process of extrinsic rotation calibration

如图 6 所示,外参旋转矩阵标定被系统运动所激励,式(7)解对应的特征值随时间推移而变大。当次小特征值  $\sigma_2$  达到设定的阈值  $\sigma_{thr} = 0.25$  时,外参旋转矩阵标定过程结束。当特征值达到设定的阈值时,旋转外参的偏航角 (yaw)、俯仰角 (pitch) 和横滚角 (roll) 可以较为准确地收敛于数据集的外参标定真值,如图 7 所示。

局部建图线程中对陀螺仪零偏、单目相机-IMU 外参平移向量、加速度计零偏、系统世界坐标系下的重力以及尺度因子进行标定。结果如图 8~12 所示,各状态量在运行之后的 5~10 s 之间开始收敛。从图中可知,初始化过程中自动标定的外参平移向量可以较为准确的收敛于由离线工具 kalibr 标定的数据集真值  $[-0.021\ 640, -0.064\ 677, 0.009\ 811]$  m,各轴向存在几个 cm 的误差,但这不会对系统的鲁棒性产生破坏性的影响。

得到单目相机-IMU 外参旋转矩阵标定结果之后,在

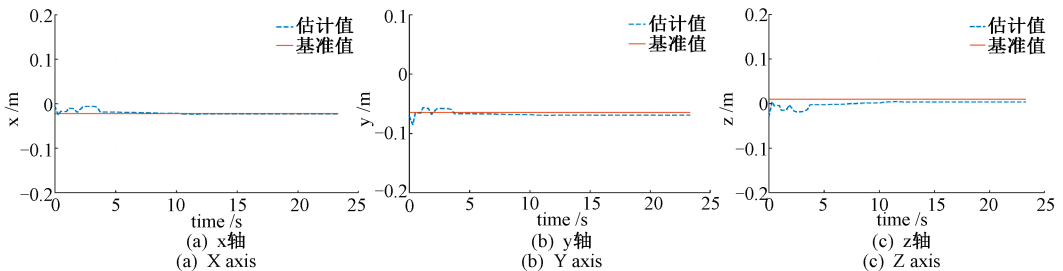


图 8 平移外参标定过程

Fig.8 Process of extrinsic translation calibration

综合考虑整个初始化过程,在单目相机-IMU 系统充分运动(陀螺仪、加速度计各轴向都有观测数据)的情况下,外参旋转矩阵的标定一般会在 20 s 之内收敛,而外参

平移向量等参数的收敛时间一般为 15 s。本文所提出的单目相机-IMU 外参自动标定初始化过程的收敛时间一般为 35 s 之内。

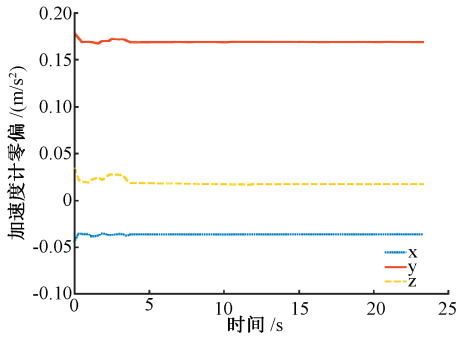


图 9 加速度计零偏标定过程

Fig.9 Process of accelerometer bias calibration

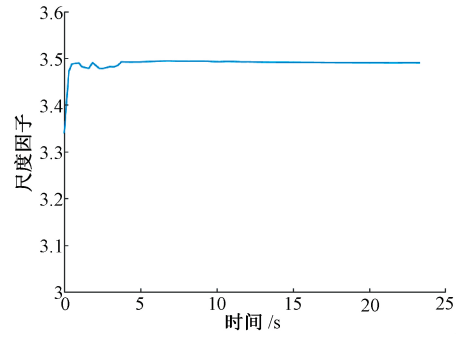


图 12 尺度标定过程

Fig.12 Process of scale factor calibration

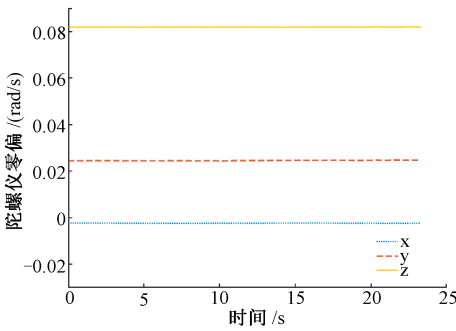


图 10 陀螺仪零偏标定过程

Fig.10 Process of gyroscope bias calibration

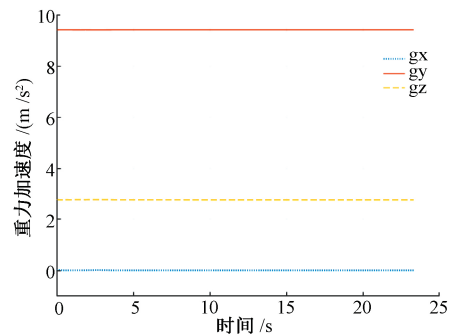
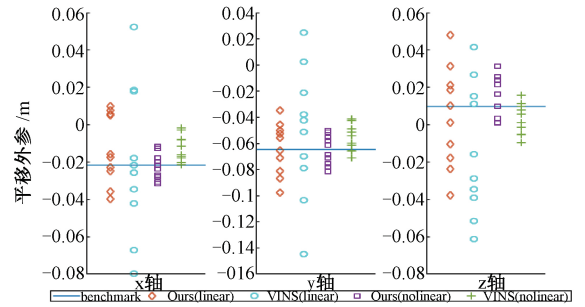


图 11 重力标定过程

Fig.11 Process of gravity calibration

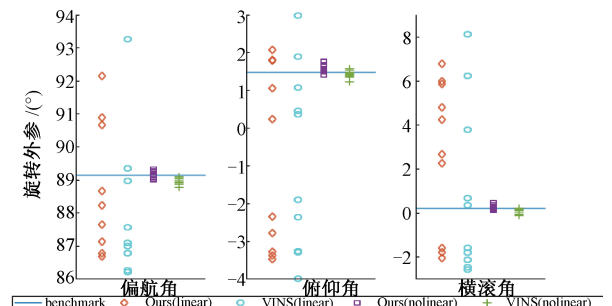
表 1 各 VI-SLAM 算法参数标定情况

Table 1	旋转外参	平移外参	尺度	重力	陀螺仪零偏	加速度计零偏
本文算法	✓	✓	✓	✓	✓	✓
VINS-Mono	✓	✓	✓	✓	✓	✗
VI-ORB	✗	✗	✓	✓	✓	✓



(a) 平移外参评估

(a) Evaluation of extrinsic translation



(b) 旋转外参评估

(b) Evaluation of extrinsic orientation

图 13 外参标定及估计情况

Fig.13 Calibration and estimation performance of extrinsics

### 4.3 单目相机-IMU 外参标定与估计结果评估

表 1 展示了 VINS-Mono<sup>[18]</sup>、VI ORB-SLAM 以及本文所提算法在系统初始化过程中可以标定的参数。相较于其他两种方法,本文实现了 VI-SLAM 系统所需参数的全部标定,可以使 VI-SLAM 系统实现更好的标定效果。在使用 V2\_01\_easy 数据集的情况下,对本文提出的算法以及 VINS\_Mono 算法进行了 10 组外参标定及在线估计的实验,比较外参的精度与一致性,实验结果如图 13 所示。

从图 13 中观察可知,因为本文的旋转外参标定以及 VINS-Mono 的线性估计都没有考虑陀螺仪零偏的影响,两



者标定的旋转外参相比于真值离散程度都比较大。但在平移外参标定过程中,相比于 VINS\_Mono 的优化估计,本文迭代求解解析解的算法对传感器的零偏进行了标定,故标定的平移外参精度与一致性更高。在本文的外参在线估计以及 VINS\_Mono 的非线性优化估计中,旋转与平移外参都实现了较高的精度与一致性。本文得到的旋转外参估计误差在  $0.5^\circ$  之内,平移外参估计误差在  $0.02\text{ m}$  之内。

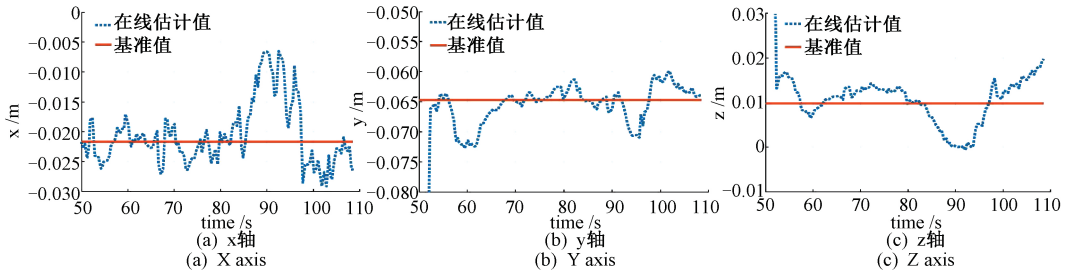


图 14 平移外参在线估计过程

Fig.14 Process of extrinsic translation online estimation

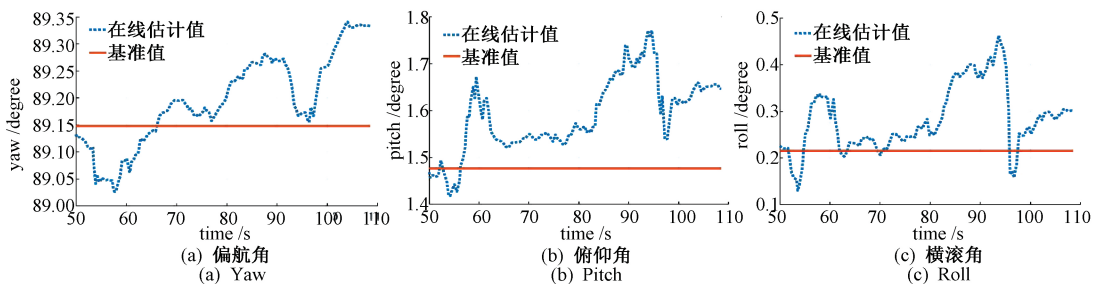


图 15 旋转外参在线估计过程

Fig.15 Process of extrinsic rotation online estimation

#### 4.4 VI-SLAM 系统跟踪效果评估

本文采用所选定关键帧的估计轨迹(如图 16 所示)与真实轨迹的均方根误差(RMSE),对系统的跟踪精度进行评估。目前,基于紧耦合非线性优化的单目视觉-惯导 SLAM 系统主要有 VIORB<sup>[20]</sup>和 VINS-Mono<sup>[18]</sup>。其中,VIORB 算法需要离线标定的外参值,而 VINS-Mono 可以实现外参在线标定。在本文的实验条件下,分别运行 VINS-Mono、VIORB 与本文提出的算法。在 EuRoC 数据集实验中,使用 Umeyama 算法对各轨迹进行拟合,评估各个系统的定位精度与标定尺度。所有实验结果为 10 次运行的平均值,且不使用回环检测与全局非线性优化(global BA)。

表 2 的实验数据表明,在自动标定与在线估计单目相机-IMU 外参的情况下,本文提出的算法的跟踪精度与单目相机-IMU 外参离线标定且固定的 VIORB 系统相当,特别在 4 个“MH\_”数据集序列中还获得了更高的精度。相比于 VINS-Mono 系统,本文算法在大部分数据集序列中取得了更高的精度。特别对于“MH\_”数据集序列,在工厂这种大尺度场景下,本文算法的精度优势更为

图 14 和图 15 展示了本文所提出的单目相机-IMU 外参的在线估计过程。在线估计过程中,用欧拉角表示的旋转外参在 3 个轴向上的偏差在  $0.5^\circ$  范围之内波动,而外参平移向量在 3 个轴向上的偏差在  $0.02\text{ m}$  范围之内波动。这说明本文提出的单目相机-IMU 外参在线估计算法有能力对外参变化进行实时地跟踪估计,这有助于提升整个系统的精度与鲁棒性。

明显。这是因为本文算法在局部建图线程中使用局部地图保存的关键帧对单目相机-IMU 外参进行非线性优化估计。相比于 VINS-Mono 在滑动窗口中使用关键帧进行外参估计,局部地图中的关键帧姿态精度更高,并可以提供更多的优化约束项。但更多的非线性优化约束也带来了更多的计算量,本文提出的算法相较于 VINS-Mono 需要消耗更多的计算资源。在 V1\_03\_difficult、V1\_02\_medium 以及 MH\_05\_difficult 数据集序列相机快速运动的情况下,本文提出的算法会因为跟踪不了快速变换的场景而导致跟踪失败。另外,在尺度估计方面,本文提出的算法与 VINS-Mono 等一样,都保持了 2% 之内的估计误差。综合上述实验结果,证明本文提出的算法在保持估计尺度的情况下,相较于单目相机-IMU 外参固定的 VI-SLAM 系统,可以在一些场景中提升系统跟踪的精度与鲁棒性。特别在大尺度场景下,本文算法的精度优势更为明显。但这也带来了计算量方面的负担,导致系统在快速运动以及光照变化剧烈的情况下容易跟踪失败。

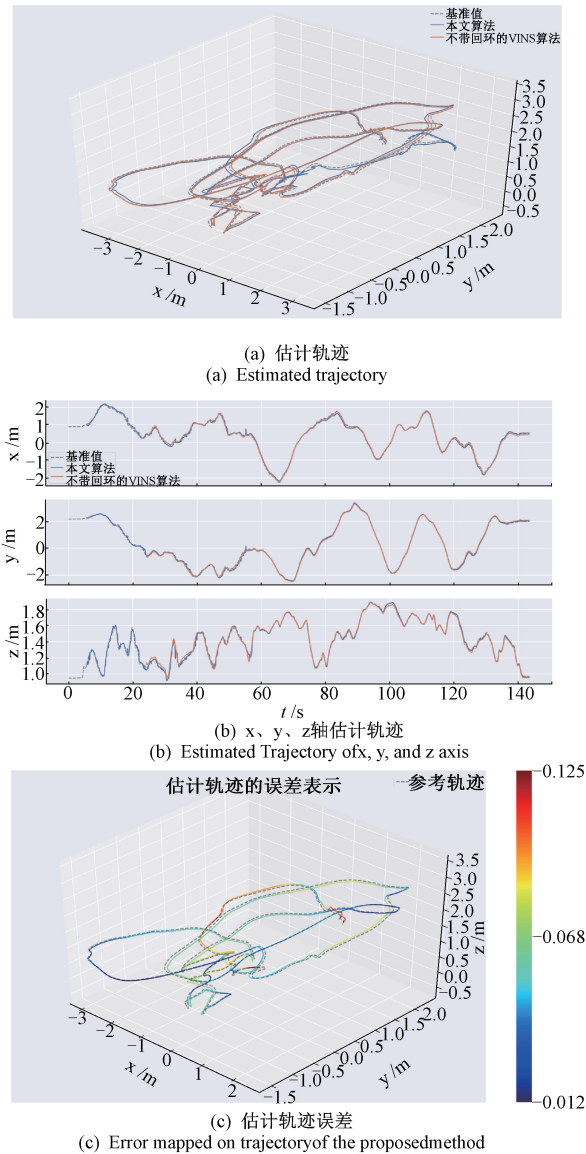


图 16 V1\_01\_easy 估计轨迹与误差分析

Fig.16 Estimated trajectory and error analysis of V1\_01\_easy

表 2 EuRoC 数据集实验轨迹精度与尺度比较

Table 2 Trajectory accuracy and scale of the EuRoC datasets

序号	RMSE(m)			Scale Error(%)	
	Ours	VINS	VIOORB	Ours	VINS
V1_01_easy	0.075	0.062	<b>0.027</b>	1.02	1.08
V1_02_medium	0.035	0.045	<b>0.028</b>	1.56	1.12
V1_03_difficult	×	<b>0.159</b>	×	×	2.21
V2_01_easy	0.070	<b>0.039</b>	0.052	1.99	2.26
V2_02_medium	0.081	0.061	<b>0.041</b>	2.20	0.10
V2_03_difficult	×	0.258	<b>0.074</b>	×	2.98
MH_01_easy	<b>0.033</b>	0.153	0.075	0.45	2.54
MH_02_easy	<b>0.043</b>	0.111	0.084	1.08	1.17
MH_03_medium	<b>0.054</b>	0.138	0.087	2.55	0.43
MH_04_difficult	<b>0.059</b>	0.353	0.217	2.43	0.62
MH_05_difficult	×	0.206	<b>0.082</b>	×	2.43

## 5 结 论

本文提出了单目相机-IMU 外参自动标定与在线估计的 VI-SLAM 算法。相比于 VIORB 等相机-IMU 外参需要提前标定的 VI-SLAM 系统, 本文提出的系统不需要进行复杂的外参离线标定过程, 可以实现设备的快速使用。通过 EuRoC 数据集实验, 验证了所提系统在单目相机-IMU 外参自动标定与在线估计以及系统跟踪精度方面的性能。估计的外参旋转角与平移向量的误差在  $0.5^\circ$  与  $0.02\text{ m}$  之内。相比于 VINS-Mono 系统, 本文系统的外参标定与估计可以实现相当或更高的精度和一致性; 并且在位姿跟踪精度方面也有更好的表现。这得益于本文提出的系统使用局部地图中的关键帧约束对单目相机-IMU 外参进行在线估计。

但本文提出的系统在对单目相机-IMU 外参进行在线估计时, 需要消耗更多的计算量。这导致系统鲁棒性变差, 在设备快速运动、光照变化等情况下跟踪失败。另外, 单目相机-IMU 外参的标定一般需要长达  $35\text{ s}$  的时间才能收敛。这极大地影响了系统启用的快速性。以上方面是下一步需要研究和解决的问题。

## 参考文献

[ 1 ] CADENA C, CARLONE L, CARRILLO H, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: toward the robust perception age [ J ]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32( 6 ): 1309-1332.

[ 2 ] LIN Y, GAO F, QIN T, et al. Autonomous aerial navigation using monocular visual-inertial fusion [ J ]. Journal of Field Robotics, 2018, 35( 1 ): 23-51.

[ 3 ] PIZZOLI M, FORSTER C, SCARAMUZZA D. REMODE: Probabilistic, monocular dense reconstruction in real time [ C ]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2014: 2609-2616.

[ 4 ] OSKIPER T, SAMARASEKERA S, KUMAR R. Multi-sensor navigation algorithm using monocular camera, IMU and GPS for large scale augmented reality [ C ]. IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality, 2012: 71-80.

[ 5 ] LI M Y, MOURIKIS A. Improving the accuracy of EKF-based visual-inertial odometry [ C ]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2012: 828-835.

- [ 6 ] TANSKANEN P, NAEGELI T, POLLEFEYS M, et al. Semi-direct EKF-based monocular visual-inertial odometry[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2015: 6073-6078.
- [ 7 ] LEUTENEGGER S, LYNNEN S, BOSSE M, et al. Keyframe-based visual-inertial odometry using nonlinear optimization [ J ]. International Journal of Robotics Research, 2015, 34(3): 314-334.
- [ 8 ] 姚二亮, 张合新, 张国良, 等. 基于 Vision-IMU 的机器人同时定位与地图创建算法 [ J ]. 仪器仪表学报, 2018, 39(4): 230-238.
- YAO ER L, ZHANG H X, ZHANG G L, et al. Robot simultaneous localization and mapping algorithm based on vision and IMU [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(4): 230-238.
- [ 9 ] SCARAMUZZA D, ACHELIK M, DOITSIDIS L, et al. Vision-controlled micro flying robots: from system design to autonomous navigation and mapping in GPS-denied environments [ J ]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2014, 21(3): 26-40.
- [ 10 ] HESCH J A, KOTTAS D G, BOWMAN S L, et al. Camera-IMU-based localization: Observability analysis and consistency improvement [ J ]. The International Journal of Robotics Research, 2014, 33(1): 182-201.
- [ 11 ] FURGALE P, REHDER J, SIEGWART R. Unified temporal and spatial calibration for multi-sensor systems [ C ]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2013: 1280-1286.
- [ 12 ] REHDER J, NIKOLIC J, SCHEIDER T, et al. Extending kalibr: calibrating the extrinsics of multiple IMUs and of individual axes [ C ]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2016: 4304-4311.
- [ 13 ] REHDER J, SIEGWART R. Camera/IMU calibration revisited [ J ]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(11): 3257-3268.
- [ 14 ] REHDER J. Multi-sensor system calibrations [ D ]. Zurich: ETH Zurich, 2018.
- [ 15 ] LI M Y, MOURIKIS A I. High-precision, consistent EKF-based visual-inertial odometry [ J ]. International Journal of Robotics Research, 2013, 32(6): 690-711.
- [ 16 ] DONG-SI T C, MOURIKIS A I. Estimator initialization in vision-aided inertial navigation with unknown camera-IMU calibration [ C ]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2012: 1064-1071.
- [ 17 ] YANG Z, SHEN S. Monocular visual-inertial state estimation with online initialization and camera-IMU extrinsic calibration [ J ]. IEEE transactions on automation science and engineering, 2017, 14(1): 39-51.
- [ 18 ] QIN T, LI P, SHEN SH. VINS-mono: a robust and versatile monocular visual-inertial state estimator [ J ]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(4): 1004-1020.
- [ 19 ] HUANG W, LIU H. Online initialization and automatic camera-IMU extrinsic calibration for monocular visual-inertial SLAM [ C ]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2018: 5182-5189.
- [ 20 ] MUR-ARTAL R, TARDOS J D. Visual-inertial monocular SLAM with map reuse [ J ]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(2): 796-803.
- [ 21 ] NOBRE F, HECKMAN C. Learning to calibrate: reinforcement learning for guided calibration of visual-inertial rigs [ J ]. The International Journal of Robotics Research, 2019: 1-15.
- [ 22 ] TANG H, LIU Y, WANG H. Constraint gaussian filter with virtual measurement for on-line camera-odometry calibration [ J ]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(3): 630-644.
- [ 23 ] YANG Y, GENEVA P, ECKENHOFF K, et al. Degenerate motion analysis for aided INS with online spatial and temporal sensor calibration [ J ]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(2): 2070-2077.
- [ 24 ] LUPTON T, SUKKARIEH S. Visual-inertial-aided navigation for high-dynamic motion in built environments without initial conditions [ J ]. IEEE Transactions on Robotics, 2012, 28(1): 61-76.
- [ 25 ] FORSTER C, CARLONE L, DELLAERT F, et al. On-manifold preintegration for real-time visual-inertial odometry [ J ]. IEEE Transactions on Robotics, 2017,

33(1):1-21.

- [26] FRANK D, MICHAEL K. Factor graphs for robot perception[M]. San Diego: Now Foundations and Trends in Robotics, 2017.
- [27] BURRI M, NIKOLIC J, GOHL P, et al. The EuRoC micro aerial vehicle datasets[J]. International Journal of Robotics Research, 2016, 35(10):1157-1163.
- [28] MUR-ARTAL R, TARDOS J D. ORB-SLAM2: an open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33(5):1255-1262.

## 作者简介



**潘林豪**(通信作者)分别在2013年和2016年于海军工程大学获得学士学位和硕士学位,现为海军工程大学博士研究生,主要研究方向为计算机视觉、视觉导航、深度学习。

E-mail: jaypancool@gmail.com

**Pan Linhao** (Corresponding author) received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Naval University of Engineering in 2013 and 2016 respectively. He is currently a Ph. D. candidate at Naval University of Engineering. His main research interests include computer vision, vision navigation and deep learning.



**田福庆**,分别在1982年、1987年、2006年于海军工程大学获得学士、硕士和博士学位,现为海军工程大学教授、博士研究生导师,主要研究方向为计算机视觉、视觉导航及武器系统故障诊断。

E-mail: tianfq001@126.com

**Tian Fuqing** received his B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree all from Naval University of Engineering in 1982, 1987, and 2006, respectively. He is currently a professor and Ph. D. supervisor at Naval University of Engineering. His main research interests include computer vision, vision navigation and weapon system fault diagnosis.