

基于 VI-SLAM 的四旋翼自主飞行与三维稠密重构

林辉灿¹, 吕强¹, 卫恒¹, 王阳², 梁冰³

¹陆军装甲兵学院兵器与控制系, 北京 100072;

²94891 部队, 北京 100076;

³江西理工大学信息工程学院, 江西 赣州 341000

摘要 提出全自主的微型飞行器, 使用板载传感器实现三维的同时定位与稠密重构。在 ORB-SLAM 系统的基础上, 基于扩展卡尔曼滤波器实现了视觉-惯导的传感器融合, 提高了系统的稳健性和精度以满足微型飞行器自主飞行的要求。由于 ORB-SLAM 系统创建的稀疏的特征地图不能用于微型飞行器的避障和导航, 使用双目摄像机提出了改进的构建地图的方法, 由稀疏特征点地图扩展为稠密的八叉树地图。通过 EuRoC 数据集进行评估, 可以验证本文算法较基于关键帧的视觉-惯导算法平均精度提升了 1 倍。将本文算法应用于所搭建的四旋翼自主飞行平台, 仅依靠板载传感器和处理器, 实现了全自主飞行与稠密地图构建, 验证了本文算法的有效性和稳健性。

关键词 机器视觉; 同时定位与地图构建; 传感器融合; 微型飞行器; 三维稠密重构

中图分类号 TP242.6

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0715004

Quadrotor Autonomous Flight and Three-Dimensional Dense Reconstruction Based on VI-SLAM

Lin Huican¹, Lü Qiang¹, Wei Heng¹, Wang Yang², Liang Bing³

¹Department of Weapon and Control, Academy of Army Armored Force, Beijing 100072, China;

²94891 Troop, Beijing 100076, China;

³School of Information Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou, Jiangxi 341000, China

Abstract We propose a fully autonomous micro aerial vehicle with onboard sensors to achieve simultaneous three-dimensional localization and dense reconstruction. Based on the ORB-SLAM system, a visual-inertial simultaneous localization and mapping system is proposed based on the extended Kalman filter, which improves the robustness and accuracy of the system to meet the requirements of micro aerial vehicle autonomous flight. Since sparse feature point maps created by the ORB-SLAM system can't be used for micro aerial vehicle obstacle avoidance and navigation, a stereo camera is used to propose an improved method of building maps from sparse maps to dense octree maps. The experiment evaluation with EuRoC dataset shows that the proposed algorithm improves the precision of open keyframe-based visual-inertial algorithm by one time. The proposed algorithm is applied to the quadrotor autonomous flight platform, and the fully autonomous flight and dense map construction is achieved by relying on on-board sensors and processors. The effectiveness and robustness of the proposed algorithm are verified.

Key words machine vision; simultaneous localization and mapping; sensor fusion; micro aerial vehicle; three-dimensional dense reconstruction

OCIS codes 150.0155; 150.5758; 350.2660; 150.6910

1 引 言

微型飞行器(MAV)能够应用于室外空旷区域和室内密闭空间中,在侦察、监视、搜索救援、航拍等

领域具有广泛的应用前景,四旋翼飞行器因具备垂直起降、低速飞行和机动灵活等优点而成为研究热点^[1]。在室外环境,大多依赖全球定位系统(GPS)实现定位与导航,但不适用于高楼、峡谷等 GPS 失

收稿日期: 2018-01-15; 收到修改稿日期: 2018-02-12

基金项目: 国家自然科学基金(61663014)

作者简介: 林辉灿(1989—),男,博士研究生,主要从事视觉 SLAM 方面的研究。E-mail: huicanlin@gmail.com

导师简介: 吕强(1962—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事机器视觉、机器人学方面的研究。(通信联系人)

效的区域。在室内环境,则依靠外部运动捕获系统以实现自主飞行,但需要预先安装捕获系统的摄像机,不能用于未知环境的探索。全自主飞行是四旋翼飞行器实现智能化、走向实用化的前提,而实现四旋翼飞行器的全自主飞行,唯一可行的方案是使用板载传感器,实现实时地同时定位和地图构建^[2]。由于四旋翼飞行器的尺寸限制,对传感器和处理器的性能、重量、功耗和体积有严格要求。

四旋翼自主飞行控制的关键是依靠板载的传感器和处理器,稳健而精确地估计位姿并构建环境地图。早期的研究工作使用激光雷达实现该目的,在四旋翼上配备棱镜,通过二维激光雷达结合惯性测量单元(IMU),实现三维(3D)定位和稀疏地图构建^[3]。激光雷达存在笨重、昂贵和获取信息量少的问题,摄像机重量轻、功耗低,且图像的几何结构更具辨别性,能够简化数据关联,更适用于四旋翼飞行器的应用。此外,视觉信息能够在更高级别的任务中发挥不可替代的作用。

基于视觉的同时定位与地图构建(VSLAM)系统以摄像机为主要传感器,采用稀疏或稠密的方法,估计摄像机位姿和环境地图^[4]。Klein等^[5]提出并行跟踪与地图构建(PTAM)系统,将跟踪和地图构建分为两个平行线程,实现了基于捆集调整(BA)的实时VSLAM系统,跟踪结果取得较大改进。Engel等^[6]提出基于扩展卡尔曼滤波器(EKF)的PTAM和IMU的融合方法,实现了四旋翼的位姿估计,设计比例-积分-微分(PID)控制器实现了未知环境中四旋翼的视觉导航,但大量计算由外部计算机完成。Scaramuzza等^[7]提出改进的PTAM,改进特征处理机制,计算复杂度恒定,提升构图精度的同时减少计算量。此外,融合IMU的数据,成功应用于GPS失效环境中基于视觉的微型飞行器的控制。后来Forster等^[8]提出一种能够在嵌入式系统实时运行的半直接视觉里程计(SVO)算法,应用于嵌入式的四旋翼飞行器。但稠密地图构建由地面站的计算机完成,不利于实现全自主飞行^[9]。

文献[10]结合光流法和姿态角信息估计水平位置信息,实现四旋翼飞行器的水平位置控制。但光流法侧重于跟踪图像的每个像素,假设帧间运动小,估计误差积累快,不适合视觉里程计(VO)^[11]。文献[12]使用点云匹配算法实现视觉自主定位,并融合多帧观测的点云数据,实现无人机对目标环境的重建。但大量运算由地面站完成,需要图形处理器(GPU)加速以保证实时性,限制了自主探索范围。

文献[13]研究了动态环境下的立体视觉里程计算方法,文献[14]研究了高精度的视差图计算方法,但都没有进行稠密重构研究。

Mur-Artal等^[15-16]提出的ORB-SLAM(oriented FAST and rotated BRIEF SLAM)系统,在PTAM的基础上扩展了闭环检测线程,实现宽基线的闭环检测和重定位,且能够全自动地初始化,是迄今为止基于特征的VSLAM中精度和稳健性最好的系统之一,支持单目、双目和RGB-D三类摄像机。但是该系统构建的稀疏特征点地图,不适用于机器人的避障、路径规划和导航。在单目的ORB-SLAM的基础上,Mur-Artal等^[17]提出了新的紧耦合的视觉-惯导即时定位与地图构建(SLAM)系统,能够重用地图实时完成闭环,大大地降低定位漂移误差,但是该方法依赖于单目SLAM良好的初始化。Leutenegger等^[18]采用双目摄像机与IMU,使用非线性优化方法构建基于关键帧的视觉-惯导(OKVIS)算法,该方法只能构建稀疏特征地图,且未能实现闭环检测和重定位。此外,该方法基于非线性优化,存在计算量较大的问题。

本文针对基于特征的纯视觉SLAM系统在图像模糊、运动过快和特征不足时存在跟踪易失败的问题,基于EKF融合ORB-SLAM的位姿估计与IMU的数据,提出了稳健性更好、精度更高的视觉-惯导SLAM(VI-SLAM)算法。由于稀疏的VSLAM构建的地图不适合机器人应用,采用立体摄像机改进了ORB-SLAM的地图构建方法,构建稠密的八叉树地图。此外,搭建了四旋翼自主飞行平台,使用本文提出的VI-SLAM算法实现了全自主飞行与稠密地图构建。

2 视觉-惯性融合

摄像机的特点包括图像信息丰富,不漂移,但易受光照、遮挡、模糊和快速运动等干扰;IMU传感器的特点包括速率快、依赖少、会漂移、只测量角速度和加速度。二者的互补性适合于融合,以提高系统的精度和稳健性。基于EKF的松耦合融合方式,计算量较小且有助于使姿态对准重力方向,适合四旋翼飞行器的稳定控制。

传统上,基于EKF框架的视觉-惯导系统,将IMU用于预测过程,将VSLAM用于更新过程,最后结果用于MAV等机器人的控制。本文将IMU的瞬时运动估计作为VSLAM中特征匹配的初始估计,提高匹配的效率。此外,融合结果除了用于

MAV 控制,还用于 VSLAM 当前位姿估计的更正,降低 VSLAM 位姿估计的误差,如图 1 所示。

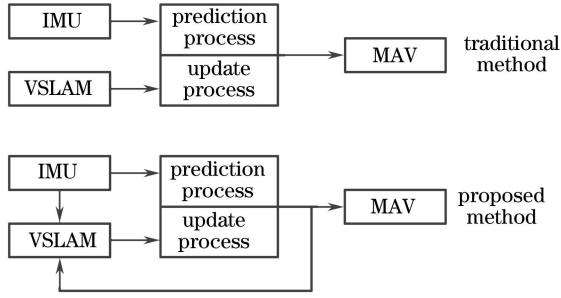


图 1 VSLAM 与 IMU 的融合框架

Fig. 1 Fusion framework of VSLAM and IMU

因此,定义状态量如下:

$$\mathbf{x} = \{ \mathbf{p}_w^{I(T)}, \mathbf{v}_w^{I(T)}, \mathbf{q}_w^{I(T)}, \mathbf{b}_\omega^T, \mathbf{b}_a^T, \mathbf{p}_i^c, \mathbf{q}_i^c, \mathbf{p}_v^w, \mathbf{q}_{wv}^w \}, \quad (1)$$

式中 $\mathbf{p}_w^I, \mathbf{v}_w^I$ 分别为 IMU 在世界坐标系下的位置和速度, \mathbf{q}_w^I 为世界坐标系到 IMU 坐标系的旋转, $\mathbf{b}_\omega, \mathbf{b}_a$ 为陀螺仪和加速度计的偏差, $\mathbf{q}_i^c, \mathbf{p}_i^c$ 为 IMU 坐标系到摄像机坐标系的旋转和位移, $\mathbf{p}_v^w, \mathbf{q}_v^w$ 为视觉坐标系到世界坐标系的位移。

2.1 预测过程

根据 IMU 传感器测量的角速度和加速度,可以推导状态传播过程

$$\dot{\mathbf{p}}_w^I = \mathbf{v}_w^I, \quad (2)$$

$$\dot{\mathbf{v}}_w^I = \mathbf{C}_{(q_w^I)}^T (\mathbf{a}_m - \hat{\mathbf{b}}_a) - \mathbf{g}, \quad (3)$$

$$\dot{\mathbf{q}}_w^I = \frac{1}{2} \boldsymbol{\Omega} (\boldsymbol{\omega}_m - \hat{\mathbf{b}}_\omega) \hat{\mathbf{q}}_w^I, \quad (4)$$

式中 $\boldsymbol{\omega}_m$ 为陀螺仪测量, \mathbf{a}_m 为加速度计测量, $\boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\omega})$ 为 $\boldsymbol{\omega}$ 的四元数乘法矩阵, $\mathbf{C}_{(q)}^T$ 为四元数 q 的旋转矩阵。

传播状态协方差矩阵为

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \mathbf{F}_d \mathbf{P}_{k|k} \mathbf{F}_d^T + \mathbf{Q}_d. \quad (5)$$

2.2 更新过程

IMU 测量的加速度和角速度用于状态传播,而摄像机的位姿估计则用于状态更新。VSLAM 估计的位置和姿态分别为

$$\mathbf{z}_p = \mathbf{p}_v^c = \mathbf{C}_{(q_{vw}^I)}^T [\mathbf{p}_w^I + \mathbf{C}_{(q_w^I)}^T \mathbf{p}_i^c] + \mathbf{n}_p, \quad (6)$$

$$\mathbf{z}_q = \mathbf{q}_v^c = \mathbf{q}_i^c \otimes \mathbf{q}_w^I \otimes \mathbf{q}_v^w, \quad (7)$$

式中 \mathbf{n}_p 为位置的测量噪声, $\mathbf{C}_{(q_w^I)}$ 为 IMU 的姿态, $\mathbf{C}_{(q_{vw}^I)}$ 为摄像机坐标系到世界坐标系的旋转。由于 VSLAM 采用非线性优化的方式,因此将位姿估计的重投影误差作为协方差。

线性化位置误差

$$\tilde{\mathbf{z}}_p = \mathbf{H}_p \tilde{\mathbf{x}}, \quad (8)$$

式中

$$\mathbf{H}_p = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_{(q_v^w)}^T \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ -\mathbf{C}_{(q_w^I)}^T \mathbf{C}_{(q_w^I)}^T [\hat{\mathbf{p}}_i^c] \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{C}_{(q_v^w)}^T \mathbf{C}_{(q_w^I)}^T \hat{\mathbf{p}}_i^c + \mathbf{C}_{(q_v^w)}^T \hat{\mathbf{p}} \\ \mathbf{C}_{(q_v^w)}^T \mathbf{C}_{(q_w^I)}^T \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ -\mathbf{C}_{(q_v^w)}^T [\mathbf{p}_w^I + \mathbf{C}_{(q_w^I)}^T \mathbf{p}_i^c] \end{bmatrix}^T. \quad (9)$$

姿态误差测量

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{z}}_q &= \mathbf{z}_q - \hat{\mathbf{z}}_q = \\ & \mathbf{q}_i^c \otimes \mathbf{q}_w^I \otimes \mathbf{q}_v^w \otimes (\mathbf{q}_i^c \otimes \mathbf{q}_w^I \otimes \mathbf{q}_v^w)^{-1} = \\ & \mathbf{H}_q^{wI} \delta \mathbf{q}_w^I = \mathbf{H}_q^{Ic} \delta \mathbf{q}_i^c = \mathbf{H}_q^{vw} \delta \mathbf{q}_v^w. \end{aligned} \quad (10)$$

最后的测量模型为

$$\tilde{\mathbf{z}} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{z}}_p \\ \tilde{\mathbf{z}}_q \end{bmatrix} = \mathbf{H} \tilde{\mathbf{x}}, \quad (11)$$

式中

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_p \\ \mathbf{0}_{3 \times 6} & \mathbf{H}_q^{wI} & \mathbf{0}_{3 \times 10} & \mathbf{H}_q^{Ic} & \mathbf{H}_q^{vw} \end{bmatrix}. \quad (12)$$

计算新息

$$\mathbf{S} = \mathbf{H} \mathbf{P} \mathbf{H}^T + \mathbf{R}. \quad (13)$$

计算卡尔曼增益

$$\mathbf{K} = \mathbf{P} \mathbf{H}^T \mathbf{S}^{-1}. \quad (14)$$

计算校正

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{K} \tilde{\mathbf{z}}. \quad (15)$$

最后,更新协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_{k+1|k+1} = (\mathbf{I}_d - \mathbf{K} \mathbf{H}) \mathbf{P}_{k+1|k} (\mathbf{I}_d - \mathbf{K} \mathbf{H})^T + \mathbf{K} \mathbf{R} \mathbf{K}^T. \quad (16)$$

至此,推导了基于 EKF 的视觉-惯导融合方法,IMU 的加速度和角速度测量用于驱动预测过程,摄像机的位姿估计用于驱动更新过程。

3 三维稠密地图构建

由 ORB-SLAM 系统构建的特征点地图,不能应用于四旋翼飞行器的避障、路径规划和自主导航等任务,相比单目摄像机存在尺度模糊问题,RGB-D 摄像机存在功耗大、易受光照影响等不足,因此采用双目摄像机构建三维稠密地图。使用双目摄像机的左右图像创建 3D 占据网格地图,像素的深度都需要计算,计算量大并且精度难以保证。

为降低计算量,保证系统的实时性,本文扩展了

原 ORB-SLAM 系统的跟踪线程。在帧间位姿估计与特征点三维坐标估计过程中不进行稠密重构以提高实时性,而在创建关键帧的同时,采用多线程技术,开启新的线程处理该关键帧的左右图像数据。在该线程中,先通过块匹配算法计算当前关键帧左右图像的视差图 D ,该步骤需要不断调整参数以获得更好的效果。再通过视差图 D 和透视变换矩阵 Q ,计算当前关键帧的 3D 点云地图。设当前关键帧的视差图 D 中像素坐标为 (x, y) 的视差为 $D(x, y)$,那么,该像素在对应点云地图 M 中的空间坐标为 $M(x, y)$,可知:

$$[X, Y, Z, W]^T = Q \cdot [x, y, D(x, y), 1]^T, \quad (17)$$

$$M(x, y) = (X/W, Y/W, Z/W). \quad (18)$$

由校准可获得透视变换矩阵 Q 。由(17)、(18)式可以计算当前关键帧左右图像中所有像素构成的 3D 点云地图,考虑到系统存在噪声以及双目摄像机在远处精度下降的问题,先采用统计滤波器去除离群点,之后通过体素滤波器进行降采样以提升算法速度。此时构建的 3D 点云地图在该关键帧的摄像机坐标系下,根据该关键帧的位姿 T ,将该 3D 点云地图 M 由摄像机坐标空间变换到全局地图空间。对每一个关键帧进行上述操作,即可构建出全局的 3D 稠密点云地图。

$$M' = T \cdot M. \quad (19)$$

考虑到构建点云地图的过程中,只有增加点的操作,没有删除点的操作,而机器人应用环境中,动态事物客观存在,点云地图无法删除消失的点,不适合动态环境。此外,点云地图的数据存在过度冗余的问题,占用资源过大,对于机器人应用而言存在浪费的问题。故对点云地图的数据采用八叉树结构进行处理,以八叉树的结构存储空间,以概率的形式描述空间中的体素是否被占据。

对于空间中的体素 i ,在 $1, 2, \dots, t$ 时刻的观测为 y_1, y_2, \dots, y_t ,根据贝叶斯理论,该体素被占据概率为

$$P(i | y_{1:t}) = \left[1 + \frac{1 - P(i | y_t)}{P(i | y_t)} \frac{1 - P(i | y_{1:t-1})}{P(i | y_{1:t-1})} \frac{P(i)}{1 - P(i)} \right]^{-1}, \quad (20)$$

式中 $P(i)$ 初始值为 0.5,由 $\text{logit}(p) = \ln\left(\frac{p}{1-p}\right)$, p 取值为 $0 \sim 1$,则:

$$L(i | y_{1:t}) = L(i | y_{1:t-1}) + L(i | y_t), \quad (21)$$

式中

$$L(i | y_t) = \ln \left[\frac{P(i | y_t)}{1 - P(i | y_t)} \right]. \quad (22)$$

由(21)式可知,体素 i 在 t 时刻的占据概率为 $1, 2, \dots, t-1$ 时刻观测加上当前 t 时刻的观测,因此能够处理环境中的动态事物。此外,当一定空间中的体素都处于占据状态时,只要存储父节点的占据状态,无需存储每个体素的信息,大大节约存储量。

4 四旋翼自主飞行平台

本文综合考虑计算能力、载荷与功耗,选用 F450 机架,配备微型计算机、双目视觉传感器和飞行控制板,搭建了四旋翼自主飞行平台。数据处理单元为在板的微型计算机,4 核 i7 5500U CPU,16 G 内存,256 G 固态硬盘,视觉传感器采用索尼的 ps4eye 双目摄像机,飞控板采用 Pixhawk^[19],运行 PX4^[20] 的 1.44 版本的固件。

微型计算机通过 USB3.0 接口读取立体摄像机输出的左右图像,并以机器人操作系统(ROS)^[21] 主题的形式发布,IMU 的数据通过串口转 USB 以 ROS 主题的方式发布。本文提出的视觉-惯导融合的 SLAM 系统以 ROS 主题订阅的方式,分别获取图像和 IMU 数据,完成位姿估计与跟踪、特征点地图构建与优化、闭环检测和 3D 稠密地图构建。估计的位姿作为四旋翼的状态估计,用于自主飞行平台的控制,3D 占据网格地图可用于避障、路径规划和导航。系统的结构如图 2 所示,搭建的四旋翼自主飞行平台实物如图 3 所示。

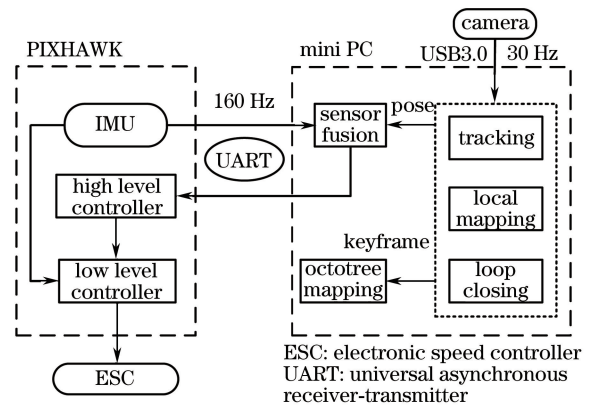


图 2 系统框架

Fig. 2 System framework

四旋翼飞行器的 PID 控制器的参数的调整通常需要根据模型、物理参数计算获得,如质量、尺寸和惯量等。虽然 PX4 固件中提供了针对 DJI F450



图 3 四旋翼微型飞行器平台

Fig. 3 Quadrotor micro aerial vehicle platform

模型的 PID 控制器参数,但为实现自主飞行,本文为四旋翼配备了微型计算机、摄像机和飞控板等设备。因此,整体模型结构发生改变,需要调整 PID 参数以实现四旋翼的稳定控制。

根据 PX4 原生固件的参数,在 MATLAB Simulink 中设计并实现 F450 飞行器模型和 PID 控制器,并相应地增加了微型计算机、双目摄像机和飞控板等设备。以 PX4 原生固件的级联 PID 控制器为基础,根据闭环系统输入输出数据,使用级联迭代反馈调整(CIFT)方法^[22],进行 PID 控制器参数的整定。将获得的控制器参数应用到四旋翼自主飞行平台,考虑仿真与实物之间存在的差异,再次通过系统的输入输出数据,应用 CIFT 进一步调整 PID 控制器参数。

5 实验结果分析

5.1 精度与稳健性

提出了完整的 VI-SLAM 系统,为验证本文算法的稳健性和精度,通过 EuRoC^[23] 数据集进行评

估,与前沿的基于关键帧的非线性优化的 OKVIS^[17] 进行对比。EuRoC 数据集采用微型飞行器上的双目摄像机与 IMU 传感器收集数据,并由运动捕获系统记录真实轨迹,适合于验证 VSLAM 与 IMU 融合且应用于微型飞行器的情况。采用第 4 节的硬件设备,分别使用 OKVIS 和本文算法,运行 EuRoC 中的 MH01~MH05 数据集,并计算估计轨迹与真实轨迹之间的绝对轨迹误差均方根(RMS)。

本文算法运行 5 个数据集的绝对轨迹误差的均方根均小于 OKVIS 算法,平均精度提升了 1 倍,表明本文算法具有较高的稳健性和精度,如图 4 所示。

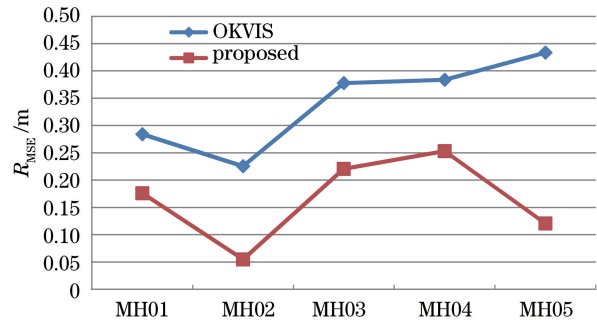


图 4 绝对轨迹误差的对比

Fig. 4 Comparison of absolute trajectory error

此外,通过 EuRoC 数据集的 MH01 和 V101 数据序列,比较图 1 中传统的融合框架和本文提出的融合框架的实验结果。表 1 中的实验数据表明,本文提出的融合框架的精度高于传统的融合框架。RMSE、均值、中值、标准差(Std)、最小值、最大值如表 1 所示。

表 1 对比传统的融合框架和本文融合框架

Table 1 Comparison between the traditional and proposed fusion framework

Sequence	Method	RMSE	Mean	Median	Std	Min	Max
MH01	Traditional	0.223664	0.193320	0.187748	0.112486	0.019527	2.504566
	Proposed	0.182576	0.160951	0.129564	0.086191	0.031730	0.596140
V101	Traditional	0.122648	0.112408	0.102943	0.049061	0.004127	0.510390
	Proposed	0.090701	0.084422	0.078440	0.033160	0.018562	0.312477

5.2 自主飞行

通过四旋翼自主飞行平台验证本文提出的 VI-SLAM 算法的有效性,将本文算法解算的位姿作为飞行器的状态估计,控制其自主起飞并悬停。实验中,自主起飞的起始点设为原点(0,0,0),悬停目标点设为(0,0,0.4),总的自主飞行时间约为 157 s,其中的悬停时间约为 60 s。实验结果如图 5 所示,分别是四旋翼自主飞行平台的 x 轴、 y 轴和 z 轴随时间的变化曲

线,以及 x - y 平面轨迹,其中 Cam_* 和 MAV_* 分别为摄像机估计轨迹与 MAV 的轨迹;图 6 所示为三维轨迹。在 x 轴方向变化范围为 $-0.2 \sim 0.16$ m, y 轴方向变化范围为 $-0.1 \sim 0.11$ m。由此可见,本文方法在悬停精度上优于文献[10]提出的基于光流的方法(精度为 ± 0.35 m)。这主要得益于改进的 ORB-SLAM 方法的精度和稳健性优于光流的方法,以及对四旋翼的 PID 控制器的参数整定。

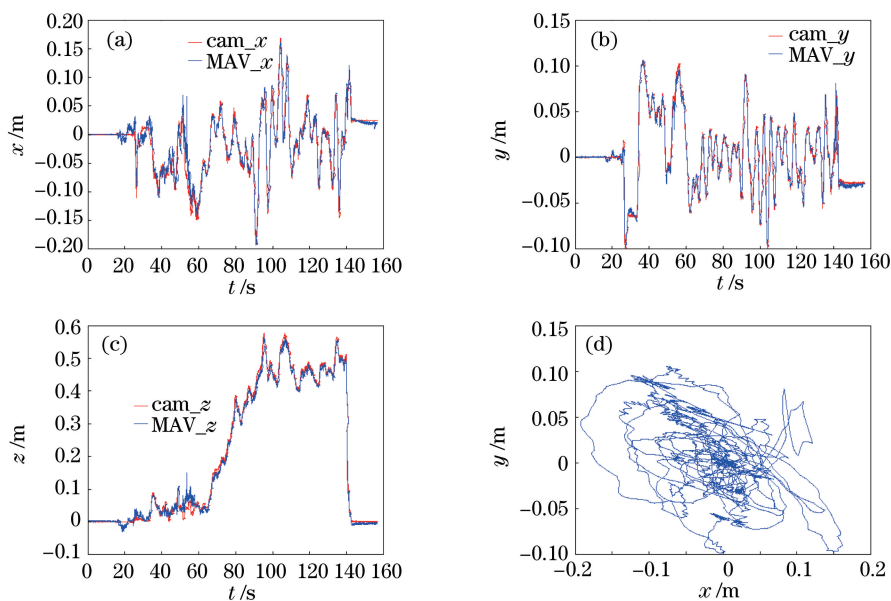


图 5 自主起飞悬停过程中的轨迹。(a) x 轴;(b) y 轴;(c) z 轴;(d) x - y 平面

Fig. 5 Trajectory in the process of autonomous take-off and hover. (a) x axis; (b) y axis; (c) z axis; (d) x - y plane

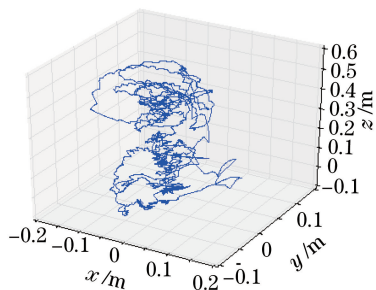


图 6 自主起飞悬停的三维轨迹

Fig. 6 Three-dimensional trajectory of autonomous take-off and hover

5.3 三维稠密重构

ORB-SLAM 侧重于摄像机位姿估计的精度、实时性和稳健性,构建的稀疏地图主要用于提升位姿估计精度以及闭环检测以保证全局一致性,更适合于虚拟现实(VR)应用,但不适合于机器人的避障、路径规划与导航。第 3 节描述了实时地创建三维稠密地图的方法,本节使用本文算法运行 EuRoC 数据集,构建环境的三维稠密地图,验证本文算法的有效性。如图 7 所示,分别为 V101、V102、V201、MH01 和真实环境的重构,实验结果表明,本文算法

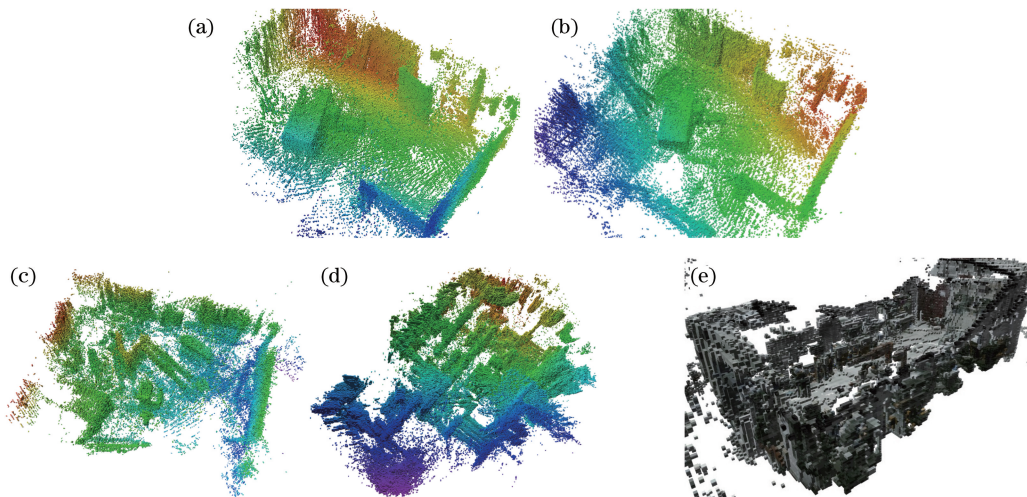


图 7 三维稠密重构。(a) V101 数据序列的重构;(b) V102 数据序列的重构;(c) V201 数据序列的重构;
(d) MH01 数据序列的重构;(e) 真实环境的重构

Fig.7 Three-dimensional dense reconstruction. (a) Reconstruction of V101 data sequence; (b) reconstruction of V102 data sequence; (c) reconstruction of V201 data sequence; (d) reconstruction of MH01 data sequence; (e) reconstruction of real environment

能够创建稠密的八叉树地图,克服了基于特征的 ORB-SLAM 创建的地图不适合机器人应用的问题。其中通过校准 EuRoC 数据集所使用的摄像机,获得透视变换矩阵:

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -367.452 \\ 0 & 1 & 0 & -252.201 \\ 0 & 0 & 0 & 435.205 \\ 0 & 0 & 9.084 & 0 \end{bmatrix}. \quad (23)$$

6 结 论

基于 EKF 实现了 VI-SLAM 系统,具有较高的稳健性和精度,通过 EuRoC 数据集进行评估,实验结果表明,本文方法较 OKVIS 算法平均精度提升了 1 倍。此外,构建了三维稠密地图,适用于避障、路径规划和导航等任务。设计了四旋翼自主飞行平台,基于 CIFT 方法实现了级联 PID 控制器的参数调整。实验结果表明,将本文提出的 VI-SLAM 算法应用于四旋翼自主飞行平台的状态估计,在 GPS 失效并且无外部辅助定位的情况下,本文方法可实现四旋翼的全自主飞行控制与三维稠密重构,所有数据采集与处理均依靠在板的传感器和处理器。下一步将研究非线性优化的视觉-惯导融合方法,进一步提高系统的精度和稳健性;此外,研究模型预测控制方法,提高四旋翼控制精度和稳定性。

参 考 文 献

- [1] Loiano G, Brunner C, McGrath G, *et al.* Estimation, control, and planning for aggressive flight with a small quadrotor with a single camera and IMU[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(2): 404-411.
- [2] Schauwecker K, Zell A. On-board dual-stereo-vision for the navigation of an autonomous MAV [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2014, 74 (1/2): 1-16.
- [3] Grzonka S, Grisetti G, Burgard W. A fully autonomous indoor quadrotor[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2012, 28(1): 90-100.
- [4] Lin H C, Lü Q, Zhang Y, *et al.* The sparse and dense VSLAM: a survey[J]. Robot, 2016, 38(5): 621-631.
林辉灿, 吕强, 张洋, 等. 稀疏和稠密的 VSLAM 的研究进展[J]. 机器人, 2016, 38(5): 621-631.
- [5] Klein G, Murray D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces [C] // Proceedings of 6th IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality, 2007: 225-234.
- [6] Engel J, Sturm J, Cremers D. Scale-aware navigation of a low-cost quadcopter with a monocular camera [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2014, 62 (11): 1646-1656.
- [7] Scaramuzza D, Achtelik M C, 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.
- [8] Forster C, Pizzoli M, Scaramuzza D. SVO: Fast semi-direct monocular visual odometry [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2014: 15-22.
- [9] 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.
- [10] Xian B, Liu Y, Zhang X, *et al.* Autonomous control of a micro quadrotor unmanned aerial vehicle using optical flow [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(9): 58-63.
鲜斌, 刘洋, 张旭, 等. 基于视觉的小型四旋翼无人机自主飞行控制 [J]. 机械工程学报, 2015, 51(9): 58-63.
- [11] Fraundorfer F, Scaramuzza D. Visual odometry: Part II: matching, robustness, optimization, and applications [J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2012, 19(2): 78-90.
- [12] Lü K, Shi Z N, Li Y P. Visual localization and environment mapping for micro aerial vehicles [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2017, 46(3): 543-548.
吕科, 施泽南, 李一鹏. 微型无人机视觉定位与环境建模研究 [J]. 电子科技大学学报, 2017, 46(3): 543-548.
- [13] Lin Z L, Zhang G L, Yao E L, *et al.* Stereo Visual odometry based on motion object detection in the dynamic scene [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37 (11): 1115001.
林志林, 张国良, 姚二亮, 等. 动态场景下基于运动物体检测的立体视觉里程计 [J]. 光学学报, 2017, 37(11): 1115001.
- [14] Zeng C C, Ren M J, Xiao G B, *et al.* Multi-Scale stereo matching based on bayesian reasoning [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(12): 1215004.
曾灿灿, 任明俊, 肖高博, 等. 基于贝叶斯推理的多尺度双目匹配方法 [J]. 光学学报, 2017, 37(12): 1215004.
- [15] Mur-Artal R, Montiel J M M, Tardós J D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015,

- 31(5): 1147-1163.
- [16] Mur-Artal R, Tardós 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.
- [17] Mur-Artal R, Tardós J D. Visual-inertial monocular SLAM with map reuse [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(2): 796-803.
- [18] Leutenegger S, Lynen S, Bosse M, *et al.* Keyframe-based visual-inertial odometry using nonlinear optimization [J]. International Journal of Robotics Research, 2015, 34(3): 314-334.
- [19] Meier L, Tanskanen P, Heng L, *et al.* PIXHAWK: a micro aerial vehicle design for autonomous flight using onboard computer vision [J]. Autonomous Robots, 2012, 33(1/2): 21-39.
- [20] Meier L, Honegger D, Pollefeys M. PX4: a node-based multithreaded open source robotics framework for deeply embedded platforms [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2015: 6235-6240.
- [21] Fernández E, Crespo L S, Mahtani A, *et al.* Learning ROS for robotics programming [M]. Birmingham: Packt Publishing Ltd, 2013: 7-9, 35-36, 45-48.
- [22] Tesch D, Eckhard D, Bazanella A S. Iterative feedback tuning for cascade systems [C] // Proceedings of European Control Conference, 2016: 495-500.
- [23] 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.