

Performance evaluation on autonomous navigation of ORB-SLAM3 UAV stereo vision and IMU

Xiaoxue Jia, Dongqing Zhao, Chaoyong Yang, Letian Zhao, Luguang Lai

Geography Space Information Institute, Information Engineering University, Zhengzhou, China

jia_xiao_xue@163.com

Abstract: Aiming at the problems of low positioning accuracy and poor visual positioning robustness of global satellite navigation system (GNSS) for UAVs in the urban environment, this paper introduced the bundle adjustment for pose estimation in different stages of different threads, evaluated the robustness, accuracy, and real-time performance of the algorithm for running airborne data of different scenes, different lighting, and different motion states. The influence of texture, illumination, and carrier's movement on the positioning accuracy in the external environment and the influence of some high computational complexity stages on the real-time performance of the system was analyzed. Experimental results show that the ORB-SLAM3 stereo vision and IMU algorithm can typically run in a relatively harsh environment and solve the problem of easy loss of pure visual positioning with good robustness. Overall, its positioning accuracy is at the centimeter level, meeting the UAV positioning requirements in most indoor and outdoor application scenarios. However, the algorithm has high computational complexity and poor real-time performance in ordinary airborne computers, making it challenging to meet the real-time positioning requirements of UAVs.

Keywords: ORB-SLAM3; stereo vision; IMU; autonomous position; performance evaluation

ORB-SLAM3机载双目视觉/IMU的自主定位性能评估

贾晓雪, 赵冬青, 杨朝永, 张乐添, 赖路广

信息工程大学地理空间信息学院, 郑州, 中国, 450001

jia_xiao_xue@163.com

【摘要】针对城市环境下全球卫星导航系统用于无人机定位精度低、视觉定位鲁棒性差等问题, 给出ORB-SLAM3用于机载双目视觉/IMU自主定位整体架构, 介绍了不同线程不同阶段位姿估计使用的光束法平差, 评估了该算法运行不同场景、不同光照、不同运动状态机载数据的鲁棒性、准确性及实时性, 重点分析了外界环境中纹理、光照及载体自身运动对定位精度的影响和部分计算复杂度高的阶段对系统实时性的影响。实验结果表明: ORB-SLAM3双目视觉/IMU算法能够在相对恶劣环境下能够正常运行, 解决了纯视觉定位易丢失问题, 鲁棒性较好; 整体来说其定位精度在厘米级, 能够满足室内外大多数应用场景无人机定位需求; 但该算法计算复杂度较高, 在普通机载电脑运行实时性较差, 难以满足无人机的实时定位。

【关键词】 ORB-SLAM3; 双目视觉; IMU; 自主定位; 性能评估

1 引言

近年来, 随着无人机相关技术的飞速发展及全球范围内城市化进程的不断推进, 无人机在城市环境的实时定位技术得到广泛关注^[1]。同步定位与地图构建 (Simultaneous Localization And Mapping, SLAM) 系统能为工作于未知环境中的机器人提供地图和自身定位信息, 与无人机在城市环境中定位需求相匹配^[2]。目前, 仅依靠视觉SLAM (Visual SLAM, VSLAM) 鲁棒性差, 难以实现无人机自主定位, 因此国内外学者逐渐把目光放在视觉与惯性测量元件 (Inertial

Measurement Unit, IMU) 融合的SLAM (Visual-Inertial SLAM, VI-SLAM) 上。

按照状态估计方法VI-SLAM可分为滤波法和优化法-光束法平差 (Bundle Adjustment, BA)^[3]。基于滤波器的方法只优化当前状态, 计算量小, 但得到的状态估计并不是最优; 基于优化的方法将SLAM问题构建为最小二乘问题, 通过迭代重新线性化的方式进行求解, 计算复杂, 但精度高、鲁棒性好。2014年, Leutenegger等人^[4]提出的OKVIS(open keyframe-based visual-inertial SLAM) 将图像与IMU测量值紧密集成, 迭代优化由IMU误差与路标点重投影误差构成的目标函数, 相比滤波法, 优化法精确度和鲁棒性有一定的提高, 但是复杂度较高, 计算量较大, 且缺少

本文受国家自然科学基金 (基金编号: 41774037, 42104033) 资助, 受综合研究支持

闭环检测。为解决相机与IMU采样频率不一致问题，减少系统计算的复杂度，Forster等人改进了Lupton等人的预积分思想，以新的方式推导了基于预积分的IMU运动模型，奠定了基于优化VI-SLAM发展的基础，提高了系统的实时性^[5-6]。2017年，Mur-Artal等人参考预积分思想，在原作基于旋转不变特征点的实时定位构图系统^[7]（Oriented Brief SLAM，ORB-SLAM）基础上提出了融合单目视觉与IMU的SLAM系统^[8]（Visual Inertial ORB-SLAM，VI-ORB），该系统消除上一帧相机位姿对IMU预积分的影响，同时优化了初始化方法，实现闭环检测与重定位。同年，秦通等提出了以光流法为前端的单目视觉与IMU融合系统，当视觉与IMU时间戳对齐时初始化效果达到最好，但该系统采用滑动窗口法减小优化规模，使得视觉约束范围小，且该算法不易获得全局地图^[9-10]。2021年，Carlos等在ORB-SLAM2和VI-ORB基础上提出了ORB-SLAM3，该系统三个线程都添加了关键帧之间的IMU约束以及当前关键帧对下一关键帧的IMU约束，并且添加了新的重定位模块，使系统在纹理较低的场景中也能中长期运行，被认为是目前视觉与IMU融合定位效果最好的算法之一^[11-12]。

本文对ORB-SLAM3位姿估计的整体架构进行简单介绍，详细叙述了不同线程不同阶段位姿估计中使用的光束法平差，最后采用不同采集环境的机载数据对双目视觉与IMU融合算法的自主定位性能进行评估，评估了算法整体定位精度、实时性及鲁棒性，重点分析了外界环境及载体自身运动对定位精度的影响，以及算法跟踪线程中计算复杂度高的部分阶段耗时情况。

2 ORB-SLAM3系统概述

2.1 系统架构

ORB-SLAM3系统分为跟踪、局部建图、回环检测与地图融合3个并行处理的线程，整体架构如图1所示。

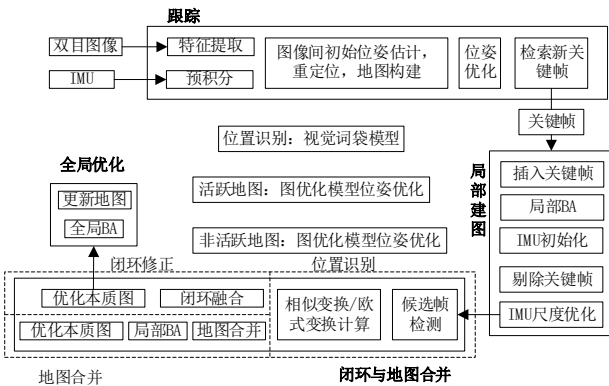


Figure 1. Main system components of ORB-SLAM3

图1 ORB-SLAM3整体框架

1) 跟踪

跟踪线程主要负责对每帧图像进行位姿估计。对输入图像提取ORB特征点，实现前后两帧图像间特征点匹配，运用BA最小化重投影误差得到当前帧相机位姿初值，以此初值为基础，匹配更多能被当前帧图像观测的地图点，构建重投影误差函数。对两帧图像间的IMU预积分，通过BA最小化重投影误差和预积分误差优化当前相机位姿。满足特定条件时，将当前帧选定为关键帧。

2) 局部建图

局部建图线程主要负责对局部地图中关键帧的位姿及其对应地图点进行估计和优化。对新添加的关键帧进行预处理，维护和拓展新的局部地图点，若此时IMU未完成初始化，根据条件对IMU进行三次初始化。当IMU完成初始化同时当前关键帧成功跟踪，则通过BA最小化重投影和预积分误差优化共视关键帧位姿及地图点。最后对关键帧进行筛选，剔除冗余关键帧。

3) 回环检测与地图融合

筛选后的关键帧进入线程后，检测其与之前关键帧的共视区域，判断是否存在融合与回环，若存在，则利用相似变换进行地图合并或回环矫正，然后执行本质图优化抑制累积漂移误差。在本质图优化完成之后，会临时发起一个独立线程执行全局BA，得到整个系统最优结构和运动结果。

2.2 位姿估计的光束法平差

ORB-SLAM3系统在每个线程均采用光束法平差进行优化，包括①跟踪线程的参考帧跟踪或恒速模型跟踪中对当前帧位姿的初次优化（纯视觉位姿BA），②局部地图跟踪中对当前帧状态量进一步优化（视觉/IMU融合的位姿BA）；③局部建图线程对局部地图中关键帧状态量和地图点位置优化（视觉/IMU融合的图像帧状态量及地图点BA）；④地图合并后对融合帧局部窗口内的关键帧状态量和地图点进行局部优化（视觉与IMU融合的图像状态量及地图点BA）；⑤在成功回环检测或地图合并后对所有关键帧状态量和地图点进行全局优化（视觉与IMU融合的图像帧状态量及地图点BA）。上述光束法平差主要分为纯视觉BA、视觉与IMU融合的图像帧状态量BA、视觉与IMU融合的图像帧状态量和地图点BA三类，其主要内容分别如下：

1) 纯视觉BA：将当前帧图像特征点与上一帧或参考帧图像特征点进行特征匹配，利用特征点像素坐标、对应的地图点坐标以及相机投影模型构建重投影

误差，通过最小化误差函数优化当前帧位姿。

$$(\mathbf{R}_k, \mathbf{t}_k)^* = \arg \min_{\mathbf{R}_k, \mathbf{t}_k} \sum_{i=1}^N (\rho \|\mathbf{p}_i - \mathbf{K}(\mathbf{R}_k \mathbf{P}_i + \mathbf{t}_k)\|_{\Sigma}^2) \quad (1)$$

式中， $\mathbf{P}_i = [X_i \ Y_i \ Z_i]^T$, $\mathbf{p}_i = [u_i \ v_i]^T$, ($i = 1, 2 \dots n$)为地图点三维坐标及其对应的特征点像素坐标； $\mathbf{R}_k, \mathbf{t}_k$ 为 k 时刻相机相对于世界坐标系的旋转矩阵和平移向量。 \mathbf{K} 为相机内参， ρ 是Huber鲁棒核函数， Σ 为协方差矩阵。

2) 视觉与IMU融合的图像帧状态量BA：在局部地图中匹配更多能被当前帧图像看到的地图点，构建重投影误差函数，同时利用两帧图像间IMU测量值构建预积分误差，通过最小化重投影误差与预积分误差之和优化当前帧的状态量。上述过程可描述为如下公式

$$\mathbf{x}_k^* = \arg \min_{\mathbf{x}_k} (\sum_{i=1}^N (\rho \|\mathbf{r}_{cam}\|_{\Sigma_{cam}}^2) + \|\mathbf{r}_{imu}\|_{\Sigma_{imu}}^2) \quad (2)$$

$$\mathbf{x}_k = [\mathbf{p}_{wb}, \mathbf{v}_k^w, \mathbf{q}_{wb}, \mathbf{b}_k^a, \mathbf{b}_k^g] \quad (3)$$

$$\mathbf{r}_{cam} = \mathbf{p}_i - \mathbf{K}(\mathbf{R}_k \mathbf{P}_i + \mathbf{t}_k) \quad (4)$$

$$\mathbf{r}_{imu} = \begin{bmatrix} \mathbf{q}_{b_i w} (\mathbf{p}_{wb_j} - \mathbf{p}_{wb_i} - \mathbf{v}_i^w \Delta t + \frac{1}{2} \mathbf{g}^w \Delta t^2) - \alpha_{b_i b_j} \\ 2[\mathbf{q}_{b_i w} \otimes (\mathbf{q}_{b_j w} \otimes \mathbf{q}_{wb_j})]_{xyz} \\ \mathbf{q}_{b_i w} (\mathbf{v}_j^w - \mathbf{v}_i^w + \mathbf{g}^w \Delta t) - \beta_{b_i b_j} \\ \mathbf{b}_j^a - \mathbf{b}_i^a \\ \mathbf{b}_j^g - \mathbf{b}_i^g \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中， \mathbf{x}_k 为 k 时刻状态变量包括位置 \mathbf{p}_{wb} 、速度 \mathbf{v}_k^w 、姿态 \mathbf{q}_{wb} 、加速度计偏差 \mathbf{b}_k^a 和陀螺仪偏差 \mathbf{b}_k^g ， $\mathbf{r}_{imu}, \Sigma_{imu}$ 分别为预积分误差及其协方差阵， $\mathbf{r}_{cam}, \Sigma_{cam}$ 为重投影误差及其协方差阵。 $\alpha_{b_i b_j}$, $\mathbf{q}_{b_i b_j}$, $\beta_{b_i b_j}$ 分别为 i, j 时刻间IMU预积分得到的相对位姿、姿态及速度。

3) 视觉与IMU融合的状态量和地图点BA：具体过程和视觉与IMU融合的状态量BA类似，只是误差函数由两帧图像间信息变为多帧图像间的信息共同构成，同样待优化变量也变为多帧图像对应的状态量及地图点。

$$(\mathbf{x}, \mathbf{P})^* = \arg \min_{(\mathbf{x}, \mathbf{P})} \sum_{i=1}^N (\sum_{j=1}^N (\rho \|\mathbf{r}_{cam}\|_{\Sigma_{cam}}^2) + \|\mathbf{r}_{imu}\|_{\Sigma_{imu}}^2) \quad (6)$$

3 SLAM算法评价指标

本文从准确度、鲁棒性和实时性三个方面评估ORB-SLAM3机载双目视觉IMU的自主定位性能，其中准确度评估以绝对轨迹误差（Absolute Trajectory Error, ATE）和相对位姿误差（Relative Pose Error, RPE）为评价指标。

3.1 绝对轨迹误差

绝对轨迹误差是估计位姿与真实位姿的直接差可

以非常直观地反映算法精度和全局一致性。若两者在不同的坐标系中，首先利用最小二乘法计算估计位姿到真实位姿的转换矩阵 $\mathbf{S} \in \mathbf{SE}(3)$ ，再将两者作差。

假设第 i 帧相机估计位姿为 \mathbf{P}_i ，真实位姿为 \mathbf{Q}_i ，则第 i 帧的绝对轨迹误差 F_i 为

$$\mathbf{F}_i = \mathbf{Q}_i^{-1} \mathbf{S} \mathbf{P}_i \quad (7)$$

已知总数 n 与间隔 Δ 的情况下，可以得到 $m = n/\Delta$ 个ATE，一般用均方根误差RMSE来统计误差，得到一个总体值：

$$RMSE(F_{1:m}, \Delta) = (\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \|\text{trans}(\mathbf{F}_i)\|^2)^{\frac{1}{2}} \quad (8)$$

其中 $\text{trans}(\mathbf{F}_i)$ 代表取绝对轨迹误差中的平移部分。

3.2 相对位姿误差

相对位姿误差主要描述相隔固定时间差 Δ 两帧误差的精度，即用时间戳对齐之后，真实位姿和估计位姿均每隔一段相同时间计算位姿的变化量，然后对该变化量作差，以获得相对位姿误差，第 i 帧的相对位姿误差为

$$\mathbf{E}_i = (\mathbf{Q}_i^{-1} \mathbf{Q}_{i+\Delta})^{-1} (\mathbf{P}_i^{-1} \mathbf{P}_{i+\Delta}) \quad (9)$$

与ATE相似，相对位姿误差通常也使用均方根误差来衡量，

$$RMSE(E_{1:m}) = (\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \|\text{trans}(\mathbf{E}_i)\|^2)^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

其中 $\text{trans}(\mathbf{E}_i)$ 代表取相对位姿误差的平移部分。

3.3 鲁棒性

鲁棒性是指系统的健壮性，即系统在异常和危险情况下，不会发生死机、崩溃等情况。但目前SLAM系统在环境发生动态变化时，往往会产生异常。SLAM要走向应用往往需要长时间的运行，需要适应动态变化的环境，因此SLAM的鲁棒性的发展会是使其能真正走向应用的关键之一。SLAM算法鲁棒性应从复杂环境该算法是否能够成功跟踪和在各种不同场景中该算法位姿估计的精度能否满足要求两方面进行评估。

3.4 实时性

实时性为在规定时间内系统的反应能力，一般有实时要求的应用有两个突出的特点：其中的活动时间性强，要求在一定的时刻或一定的时间内自外部环境搜集信息，再及时作出相应。对于VI-SLAM算法就是要在两帧的间隙时间处理完前一帧所有数据，方能满足实时处理的性能要求。ORB-SLAM3非ROS版本没有严格的时间限制，即处理完一帧数据之后才会读入下一帧数据，因此可通过对比序列原时长与运行整个序列耗时，对整个算法的实时性进行评估。

4 实验结果与性能分析

4.1 实验条件

为对机载ORB-SLAM3双目视觉与IMU自主定位性能进行评估,本文选用EuRoC数据集^[13]中部分序列及实测数据进行实验。重点分析了实验场景中纹理、光照以及无人机自身运动速度对ORB-SLAM3整体运动估计精度和实时性的影响。

EuRoC数据集由微型飞行器在2个不同的房间和工业厂房飞行过程中采集而得,包含由MT9V034摄像机提供的20Hz的全局快门的立体图像、由ADIS16448传感器提供同步的200Hz IMU测量数据和由激光跟踪仪或动作捕捉系统提供的真实轨迹的11个数据序列。本次实验根据序列的光照、纹理、运动快慢和运动模糊的程度在不同实验场景中选取了MH_02_esay、MH_03_medium、MH_04_difficult、V2_01_easy、V2_02_medium和V2_03_difficult六组序列,为简化描述,将MH_02_easy记为MH02,其他数据序列以此类推。

其中MH系列3组数据实验场景为工业厂房,MH02序列条件最好,MH03序列增加载体运动速度,MH04序列在增加速度的基础上改变了光照条件;V2系列3组数据实验场景为房间2,V201为慢速运动,V202运动速度增加了一倍,V203在快速运动的基础上增加了多次剧烈抖动使其图像模糊的阶段,六组序列的具体特征如下表1所示:

Table 1. Dataset characteristics

表 1.数据特征			
名称	速度m/s/ 角速度rad/s	特点	真实值
MH02	0.49/0.21	纹理丰富、明亮	激光跟踪仪
MH03	0.99/0.29	快速运动、明亮	激光跟踪仪
MH04	0.93/0.24	快速运动、昏暗	激光跟踪仪
V201	0.33/0.28	慢速运动、明亮	动作捕捉系统
V202	0.72/0.59	快速运动、明亮	动作捕捉系统
V203	0.75/0.66	运动模糊	动作捕捉系统

4.2 评估精度

为评估系统位姿估计精度,分别计算公开数据集各序列估计位姿与真实位姿的绝对轨迹误差和相对位姿误差。

图2为6组数据序列的绝对轨迹误差和相对位姿误差的小提琴图,图中白点序列误差对应的中位数,黑色细线为95%置信区间对应的误差范围,黑色盒型的范围是下四分位点到上四分位点,小提琴图的宽度表示落在对应数值的频率,主要描述了各序列ATE与RPE的分布情况。

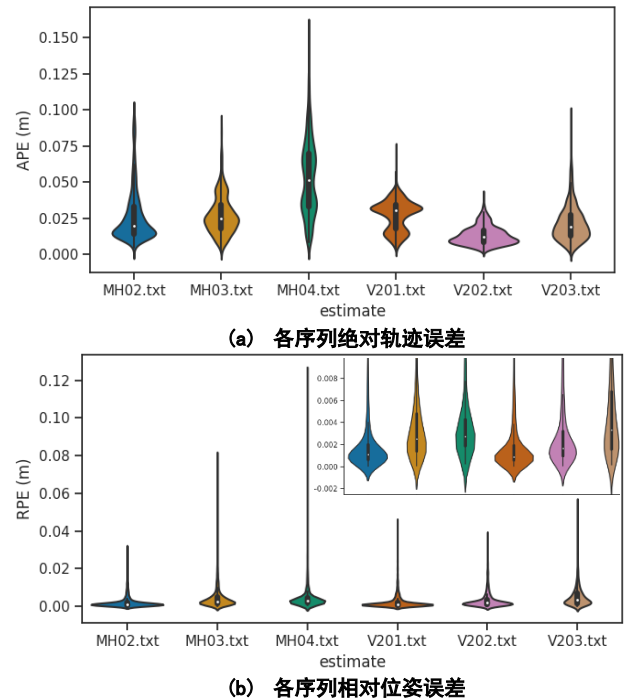


Figure 2. Absolute trajectory error and relative pose error of each sequence

图 2.各序列绝对轨迹误差和相对位姿误差

由图2(a)可知,各序列绝对轨迹误差保持在厘米级,整体定位精度约为0.032%,即无人机飞行100m偏离真实值3.2cm。由图2(b)可知,各序列相对位姿误差约为0.0058%。整体来看,ORB-SLAM3位姿估计精度较高,序列中包含多个转弯及低纹理阶段导致轨迹误差存在部分离群值。

为全面评估算法位姿估计精度,本文选用了各序列绝对轨迹误差及相对位姿误差的均方根误差进行对比,具体数值如下表所示。

Table 2. RMSE of each sequence error

表 2.各序列误差的均方根误差						
	MH02	MH03	MH04	V201	V202	V203
ATE (m)	0.0323	0.0304	0.0585	0.0292	0.0136	0.0246
RPE (m)	0.0039	0.0065	0.0071	0.0039	0.0053	0.0081

对比同一实验场景的MH02、MH03、MH04序列均方根误差可知,载体运动速度对绝对轨迹误差影响较小、对相对位姿误差影响较大,即当载体运行速度增加时,算法估计轨迹与真实轨迹存在全局一致性,但在固定时间段内估计位姿与真实位姿差值会明显增加。而实验场景中光照变化对位姿轨迹精度的影响与载体运动速度相反:当光照条件变差时,算法估计轨迹与真实轨迹差值会明显增加,但其相对位姿误差并无明显变化。

对比同一实验场景的V201、V202、V203序列可知,随着载体运动速度及角速度的同时增加,序列的

相对位姿误差将有明显增长，特别是在载体快速运动且存在运动模糊时，其相对位姿误差高于工业场景中快速运动且光照效果差的MH04序列。进而说明运动加速度和角速度的增加都会对使其相对位姿误差显著增加。

4.3 评估鲁棒性

本文从复杂环境下的可用性及其在不同图像序列的适用性两个方面来评估ORB-SLAM3系统中双目视觉与IMU融合算法的鲁棒性。图3为本实验条件下ORB-SLAM3双目视觉模型与双目视觉/IMU融合模式运行复杂场景序列V203获得的估计轨迹与真实轨迹对比，其中黑色虚线为真实轨迹，蓝色实线为双目视觉估计轨迹，黄色实线为双目视觉与IMU融合估计轨迹。

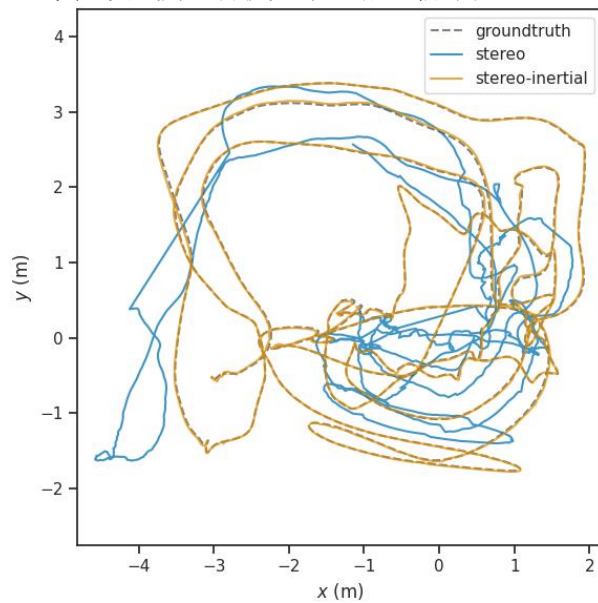


Figure 3. The comparison of estimated trajectories on sequence V203

图 3.V203 数据序列的估计轨迹对比



(a) 双目视觉跟踪失败



(b) 双目视觉融合 IMU 跟踪成功

Figure 4. Tracking performance in case of image blur

图 4.图像模糊跟踪性能

由图3可知，该序列在双目视觉模式估计轨迹与真实轨迹相差巨大，说明其无法在短时剧烈抖动使图像模糊情况下正常跟踪，鲁棒性差；而双目视觉与IMU融合模式估计轨迹与真实轨迹重合度较高，从图4可以看出，这是因为双目视觉与IMU融合算法在图像模糊时仍能跟踪到地图点。因此双目视觉与IMU融合方案在复杂场景下仍然能够成功跟踪，并具有较好的定位精度，说明该算法具有鲁棒性较好。

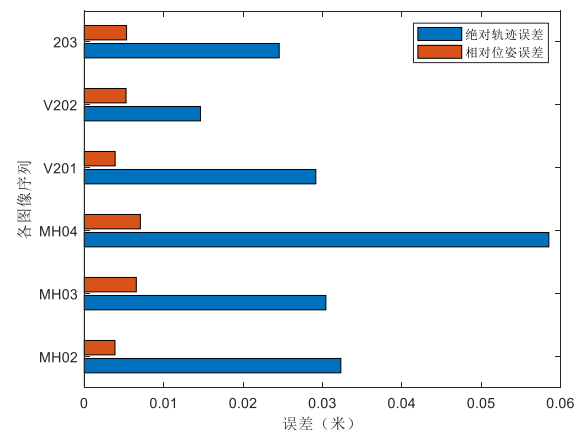


Figure 5. Errors of different experimental scene sequences

图 5.不同实验场景序列的位姿误差

对比不同实验场景（如图5所示），房间（V2）序列的绝对轨迹误差和相对位姿误差整体小于工业厂房（MH）序列。虽然房间内中虽存在白墙等多处低纹理场景，但其人工设置特征较多（如二维码、地面标识），相比于工业厂房的机器及环境纹理，ORB-SLAM3在具有明显灰度变化的人工标志上特征点提取、匹配等精度较高，整体位姿估计精度也会普遍增高。不同实验场景下，各序列对应的绝对位姿误差有所差别，但整体而言其定位精度在厘米级，能够满足无人机自主定位需求，说明该算法能够适用不同场景、光照变化和运行速度，具有一定的鲁棒性。

4.4 评估实时性

为判断该算法能否满足无人机的实时定位需求，本次实验使用ORB-SLAM3算法中非ROS版本的双目视觉与IMU融合算法，该算法会依据对当前数据的处理速度输入新的测量值，即当前数据处理完成后再引入新数据。记录各个数据序列运行的总耗时并将其与序列本身时长相对比，对该算法的实时性进行对比。

Table 3. Duration and total running time of each sequence (unit: s)

表 3. 各序列本身时长及运行总耗时 (单位: s)	MH02	MH03	MH04	V201	V202	V203
总时长	150	132	99	144	83.5	105
总耗时	394	345	238	262	289	218
耗时 / 时长	2.63	2.61	2.40	1.82	3.25	2.08

由表3可知，各序列运行耗时约为序列本身时长的2.46倍，即假设每隔1秒传输过来一次数据，处理这些数据耗时2.46秒，对于高速运行的无人机来说，这足以造成米级误差，因此目前来看该算法实时性不能满足无人机自主飞行要求。

为确定ORB-SLAM3位姿估计中影响实时性的因素，本次实验重点对进入跟踪线程的每帧图像ORB特征点提取、地图点匹配及局部地图优化部分耗时进行记录，具体结果如下图所示：

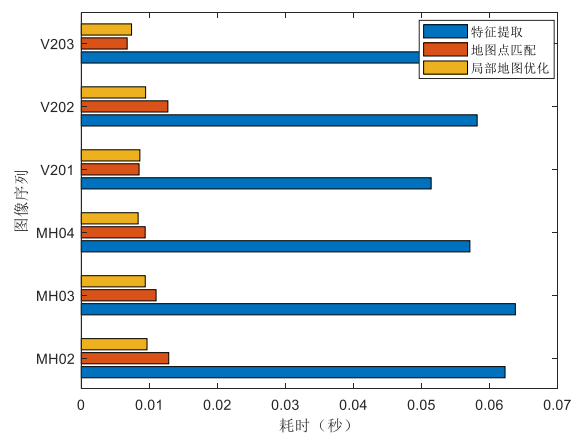


Figure 6. The time spent on each part of the tracking thread

图 6. 每帧图像在跟踪线程部分阶段平均耗时

由图6可知，平均每帧图像特征提取耗时约为57.3ms，局部地图点匹配耗时约为10.2ms，局部地图优化耗时约为8.8ms，可见特征点提取时间约为其他两者的5-6倍，大部分计算量花在了特征点提取上，可利用IMU测量值辅助特征点匹配工作，减少特征点提取的计算复杂度，提高跟踪线程或整个定位系统的实时性。

5 结束语

本文对ORB-SLAM3双目视觉与IMU融合定位算

法应用于无人机自主定位的性能进行评估。实验表明该算法能够为无人机提供厘米级定位结果，定位精度高，在低纹理场景中可适当添加一些人为标志点，提高定位精度；在昏暗、运动模糊等复杂情况下运行正常，鲁棒性强；但将该算法计算复杂度高，将其移植到机载电脑无法满足无人机实时性要求。因此在今后工作中，可以利用IMU辅助特征点匹配，进而适当简化ORB特征点提取步骤，以减小特征提取过程计算的复杂度。

References (参考文献)

- [1] Gang GH, Zhao X. Evaluation on potential of small rotor UAV in future urban military operation[J]. Defense Technology, 2017, 38(2): 33-37.
刚桂虎, 赵显. 小型旋翼无人机在未来城市军事行动应用中潜力评估[J]. 国防科技, 2017, 38(2):5.
- [2] Quan MX, Piao SH, Li G. An overview of visual SLAM[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2016, 11(6): 768-776.
权美香, 朴松昊, 李国. 视觉SLAM综述[J]. 智能系统学报, 2016, 11(6):9.
- [3] Qiu XC, Zhao CX, Zhang H, et al. Overview of ORB-SLAM System Optimization Framework Analysis[J]. Navigation Positioning and Timing, 2019, 6(3): 45-51.
邱笑晨, 赵晨旭, 张海, 等. ORB-SLAM系统优化框架分析概述[J]. 导航定位与授时, 2019, 6(3):7.
- [4] Leutenegger S, Lynen S, Bosse M, et al. Keyframe-based Visual-inertial Odometry Using Nonlinear Optimization[J]. The International Journal of Robotics Research, 2014, 34(3): 314-334.
- [5] Forster C, Carlone L, Dellaert F, et al. IMU Preintegration on Manifold for Efficient Visual-Inertial Maximum-a-Posteriori Estimation[C]// Robotics: Science and Systems 2015. 2015.
- [6] Lupton T, Sukkarieh S. Visual-Inertial-Aided Navigation for High-Dynamic Motion in Built Environments Without Initial Conditions[J]. IEEE Press, 2012.
- [7] 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.
- [8] Mur-Artal R, Tardos J D . Visual-Inertial Monocular SLAM with Map Reuse[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2016, PP(99):796-803.
- [9] Tong, Qin, Peiliang, et al. VINS-Mono: A Robust and Versatile Monocular Visual-Inertial State Estimator[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018.
- [10] Tong Q, Shen S . Online Temporal Calibration for Monocular Visual-Inertial Systems[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems. IEEE, 2018.
- [11] Mur-ArtalRaúl, TardósJuan D. ORB-SLAM2: An Open-Source SLAM System for Monocular, Stereo, and RGB-D Cameras[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017.
- [12] Campos C , Elvira R , JIG Rodríguez, et al. ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for Visual, Visual-Inertial and Multi-Map SLAM[J]. 2020.
- [13] Schneider, Thomas, Nikolic, et al. The EuRoC micro aerial vehicle datasets[J]. International Journal of Robotics Research, 2016.