



中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

# 控制与决策

CONTROL AND DECISION



## 弱纹理场景下无人机边缘化加速定位方法

李荣华, 谢辉, 韩兴元, 朱磊

引用本文:

李荣华, 谢辉, 韩兴元, 朱磊. 弱纹理场景下无人机边缘化加速定位方法[J]. 控制与决策, 2024, 39(10): 3253–3260.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.1083>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 基于凸面体圆弧航路的无人机自主避障算法

Autonomous obstacle avoidance algorithm designed for UAV based on convex circular trajectory

控制与决策. 2021, 36(3): 653–660 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0768>

#### 基于滚动时域粒子群优化的视频去雾算法

Receding horizon particle swarm optimization based video defogging algorithm

控制与决策. 2021, 36(9): 2218–2224 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1183>

#### 四旋翼无人机抗干扰轨迹跟踪控制

Anti-interference trajectory tracking control of quadrotor UAV

控制与决策. 2021, 36(2): 379–386 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0875>

#### 分布式多无人机的时变编队非线性控制设计

Time-varying formation nonlinear control of distributed multiple UAVs

控制与决策. 2021, 36(10): 2490–2496 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0136>

#### 微型无人机集群低时延组网规划方法

A low delay networking planning method for micro UAV swarm

控制与决策. 2020, 35(11): 2696–2706 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1549>

# 弱纹理场景下无人机边缘化加速定位方法

李荣华<sup>1,2†</sup>, 谢辉<sup>1</sup>, 韩兴元<sup>1</sup>, 朱磊<sup>1</sup>

(1. 大连交通大学 机械工程学院, 辽宁 大连 116028;  
2. 大连市先进机器人感知与控制技术创新中心, 辽宁 大连 116028)

**摘要:** 针对无人机在弱纹理场景下定位不准确的问题, 提出一种基于边缘化加速的无人机定位方法. 参考开源的 VINS-Fusion 算法架构, 首先采用 Harris 角点算法提取需要优化的角点信息, 融合亚像素角点算法对提取的角点信息进行迭代和精度提升, 为后端优化线程提供良好的初始值; 然后设计一种边缘化加速策略, 通过滑窗法筛选出需要优化的视觉残差信息, 采用舒尔补方法将筛选出的视觉残差信息转化为先验信息加入优化, 拆分边缘化线程并且重构信息矩阵, 索引视觉残差信息的行和列, 将含有信息较多的矩阵块移至信息矩阵右下角, 保留更多的先验信息; 最后使用 EuRoc 数据集进行评估. 实验结果表明, 与开源的视觉惯导融合的 SLAM 系统相比, 所提出算法在定位精度上得到明显提升, 同时可以保证较高的运算效率, 满足无人机定位的实时性要求.

**关键词:** 视觉-惯性 SLAM; 弱纹理场景; 无人机; 亚像素角点; 边缘化加速

中图分类号: TP242 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.1083

引用格式: 李荣华, 谢辉, 韩兴元, 等. 弱纹理场景下无人机边缘化加速定位方法 [J]. 控制与决策, 2024, 39(10): 3253-3260.

## A localisation approach for UAV marginalisation acceleration in weakly textured scenarios

LI Rong-hua<sup>1,2†</sup>, XIE Hui<sup>1</sup>, HAN Xing-yuan<sup>1</sup>, ZHU Lei<sup>1</sup>

(1. College of Mechanical Engineering, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China; 2. Dalian Advanced Robot System Engineering Technology Innovation Center, Dalian 116028, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of inaccurate localization of UAVs in weak texture scenarios, we propose a UAV localization method based on edge-based acceleration. Referring to the open-source VINS-Fusion algorithmic architecture, firstly, the Harris corner point algorithm is used to extract information about the corner points that need to be optimized. The fusion of sub-pixel corner point algorithms for iterative and accuracy enhancement of extracted corner point information provides good initial values for back-end optimization threads. Secondly, we design a marginalization acceleration strategy, filtering visual residual information for optimization by sliding window method, using the Schur complement method to transform the filtered visual residual information into a priori information to be added to the optimization, splitting marginalized threads, reconstructing the information matrix, indexing rows and columns of visual residual information, moving the matrix block containing more information to the lower right corner of the information matrix, and retaining more a priori information. Finally, it is evaluated using the EuRoc dataset, and the experimental results show that, compared with the open-source vision-inertial-guidance fusion SLAM system, the proposed algorithm obtains a significant improvement in positioning accuracy, while ensuring high computational efficiency and meeting the real-time requirements of UAV positioning.

**Keywords:** visual-inertial SLAM; low-texture environment; UAVs; sub-pixel corner; accelerated marginalization

## 0 引言

近年来, 实时定位与建图技术<sup>[1-2]</sup>(simultaneous localization and mapping, SLAM) 的快速发展受到了

广泛关注, 智能移动机器人能够通过丰富的传感器来检测未知环境, 构建地图并自主完成定位, 其已广泛应用于各个领域, 提升智能移动机器人的精度及实时

收稿日期: 2023-08-01; 录用日期: 2023-10-16.

基金项目: 国防科技重点实验室基金项目(2022-JCJQ-L8-015-0201); 辽宁省教育厅科学研究重点项目(LJKZ0475); 大连市高层次人才创新支持计划项目(2022RJ03).

责任编辑: 警斌.

†通讯作者. E-mail: lironghua705@163.com.

性成为当下SLAM的研究重点。

经典视觉SLAM框架由5个模块组成,分别为相机IMU数据、视觉里程计、后端非线性优化、回环检测、构建地图。其中视觉里程计模块和后端非线性优化模块是SLAM技术的关键。

视觉里程计(visual odometry, VO)<sup>[3-4]</sup>通过实现方法的不同可以分为特征点法和直接法两类。基于特征点法的视觉里程计通过计算相邻图像帧间的特征点和描述子实现特征匹配,计算最小化重投影误差估计当前帧的位姿。基于特征点法的视觉里程计理论成熟,描述子可以鲁棒地对视觉特征进行描述,不易受到光照的影响,但关键点和描述子的计算资源较大,实时性较差。基于直接法的视觉里程计只提取特征点,通过光流来跟踪特征点的运动和匹配关系,使得图像中两个对应位置光度误差最小来估计相机位姿,回避了计算和匹配描述子的时间。

多传感器融合技术<sup>[5-7]</sup>能够使智能机器人更加精确地进行定位与建图,成为当下SLAM研究的热点。VI-SLAM(visual-inertial SLAM)融合了视觉传感器及IMU,为智能机器人提供了更加丰富的地图信息,视觉惯导融合<sup>[7]</sup>的SLAM系统诞生了许多优秀的开源方案。MSCKF算法<sup>[8]</sup>将视觉信息与惯导信息在EKF框架下进行融合,MSCKF算法是基于滤波的VIO算法,相较于基于优化的VIO算法,MSCKF算法更加精确快速,无需多线程即可满足实时性要求。但MSCKF后端使用卡尔曼滤波器<sup>[9-10]</sup>,无法对全局进行优化且没有回环检测模块。OKVIS算法<sup>[11]</sup>引入了一种基于关键帧的非线性优化视觉惯性方法,该算法将视觉重投影误差和IMU测量误差显式为非线性优化问题。VINS-Fusion<sup>[12]</sup>是一个基于优化的多传感器融合定位算法,在VINS-Mono<sup>[13]</sup>的基础上增加双目传感器等,双目可以提供更多的深度信息,从而实现更加精准的定位。刘辉等<sup>[5]</sup>提出在双目视觉辅助下融合IMU及激光雷达,以保证在结构特征缺乏的环境下能够稳定运行。袁国帅等<sup>[14]</sup>等提出一种以IMU为主、视觉与激光雷达为辅助系统的SLAM方法,提高了智能机器人在复杂环境中的定位精度。朱叶青等<sup>[15]</sup>在视觉惯性融合的基础上引入线特征提取,在弱纹理场景下有效提高智能机器人定位精度,但添加线特征提取会影响系统的实时性。刘铮轩等<sup>[16]</sup>提出一种融合双目视觉和2D激光雷达的定位算法,通过多传感器数据融合消除动态噪声及里程计累计误差,实现高精度定位。翁剑鸿等<sup>[17]</sup>提出深度有限四叉树算法,通过自适应深度阈值设置,减少弱特征点的提

取,提高特征点的匹配准确率,具有更高的轨迹精度。

无人机作为智能机器人的一种,具有机动性好、可活动空间广等优点<sup>[18]</sup>,可以探索地面机器人无法到达的环境,在空中完成地图构建、搜救、巡查等任务。受限于无人机负载能力较弱的问题,机载微型计算机在满足重量轻的前提下也要满足实时性的计算需求。

弱纹理场景是指大面积白墙、长走廊以及室内天花板等特征较为单一的环境,大部分优秀的开源算法在此场景中提取到的角点较为不准,不能提取到足够精确的角点,导致无人机在弱纹理场景中的定位不准确。提升角点精度则会导致后端计算速度降低,从而使算法实时性受到严重影响。

针对上述问题,本文在文献[12]的基础上提出一种弱纹理场景下无人机边缘化加速的定位方法,在弱纹理场景下提取到的角点更加准确,运行效率更高。研究内容包括如下两个方面:

1) 前端视觉里程计部分。对角点检测进行优化,首先采用Harris角点检测算法<sup>[19]</sup>,获得需要优化的角点的数量和初始化结果;其次采用检测亚角点算法对初始值进行迭代和精度提升;最后根据检测的结果进行图像边缘化约束,约束图像的角点亚像素边缘检测越界问题。

2) 后端非线性优化部分。由于前端角点提取的数量以及精度的提升导致后端优化效率降低,需要在后端边缘化、残差信息优化的过程中进行加速,先对除相机位姿部分进行边缘化,然后对相机位姿部分进行边缘化,并在构建信息矩阵时将含有较多信息的矩阵块移到矩阵右下角,以此保留更多的先验信息。

## 1 系统整体框架

本文算法前端对角点检测进行优化,融合亚像素角点算法,后端对非线性优化过程中的边缘化环节进行优化,系统由5个模块组成,分别为数据预处理模块、初始化模块、滑动窗口模块、回环检测模块以及全局位姿图优化模块。系统算法框架如图1所示。

## 2 前端视觉里程计

由于视觉-IMU融合SLAM系统为高度非线性系统,无法从双目相机中提取绝对尺度信息以及IMU造成的零偏影响,有效地将两者融合可以获得良好的初始值,提高系统定位精度及稳定性。本文采用双目相机和IMU惯性单元获取图像信息及无人机位姿,通过松耦合方案对系统进行初始化。首先通过纯视觉SFM求解图像中路标点的位置信息以及滑窗内所

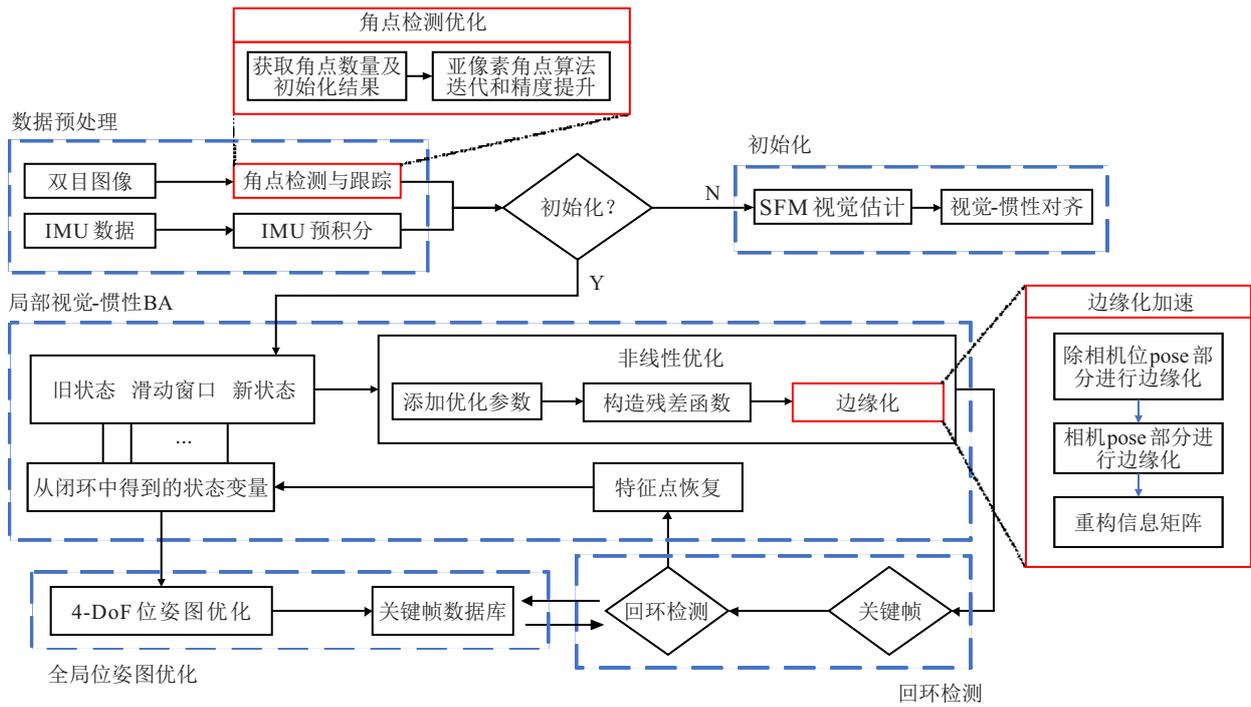


图 1 系统算法框架

有帧的位姿,然后将SFM计算出的特征点信息通过松耦合方法与IMU预积分的值进行尺度对齐,求解尺度因子、陀螺仪bias及重力方向等,完成视觉-IMU联合初始化,为系统提供良好的初始值。

### 2.1 IMU预积分

IMU传感器的采样频率通常在200 Hz左右,而相机的输出频率在10~60 Hz,IMU的采样频率远远高于相机的输出频率。此外,每个时刻的状态量都进行优化会使优化问题异常庞大而无法计算。为了解决这些问题,通过IMU预积分将视觉相邻帧之间的IMU状态量变化量作为IMU约束加入到目标函数中。IMU数学模型如下:

$$\begin{aligned} \hat{a}_t &= a_t + b_{a_t} + R_w^t g^w + n_a, \\ \hat{W}_t &= \omega_t + b_{w_t} + n_w. \end{aligned} \quad (1)$$

其中: $\hat{a}_t$ 、 $\hat{W}_t$ 为加速计和陀螺仪的观测值, $a_t$ 、 $\omega_t$ 为加速计和陀螺仪的真实值, $b_{a_t}$ 、 $b_{w_t}$ 为t时间点加速度、角速度的偏移量, $n_a$ 、 $n_w$ 为加速计和陀螺仪的高斯噪声。

IMU采样频率与相机图像输出频率无法对齐,对离散时间下的IMU数据采用中值积分处理。根据中值积分法,IMU的预积分值在离散时间下的形式为

$$\begin{aligned} \hat{a}_{i+1}^{b_k} &= \hat{a}_i^{b_k} + \hat{\beta}_i^{b_k} \delta t + \frac{1}{2} \hat{\bar{a}}_i \delta t^2, \\ \hat{\beta}_{i+1}^{b_k} &= \hat{\beta}_i^{b_k} + \hat{\bar{a}}_i \delta t, \end{aligned}$$

$$\hat{\gamma}_{i+1}^{b_k} = \hat{\gamma}_i^{b_k} \otimes \hat{\gamma}_{i+1}^i = \hat{\gamma}_i^{b_k} \otimes \begin{bmatrix} 1 \\ \frac{1}{2} \hat{\bar{\omega}}_i \delta t \end{bmatrix}. \quad (2)$$

其中

$$\begin{aligned} \hat{\bar{a}}_i &= \frac{1}{2} [q_i (\hat{a}_i - b_{a_i}) + q_{i+1} (\hat{a}_{i+1} - b_{a_i})], \\ \hat{\bar{\omega}}_i &= \frac{1}{2} (\hat{\omega}_i + \hat{\omega}_{i+1}) - b_{w_i}, \end{aligned} \quad (3)$$

$\hat{a}_{i+1}^{b_k}$ 、 $\hat{\beta}_{i+1}^{b_k}$ 、 $\hat{\gamma}_{i+1}^{b_k}$ 为所求的位姿、速度、旋转预积分量。

### 2.2 角点检测优化

针对视觉里程计传统点特征检测算法在弱纹理场景下提取出的角点精度不够准确的问题,对角点检测部分进行优化。Harris角点检测算法是计算机视觉领域常见且有效的图像角点提取算法,具有旋转、灰度和尺度不变等特性,该算法提取的角点均匀、合理且稳定。但Harris算法仍存在一些不足,其获得的角点信息是像素级的,往往与真正的角点位置有偏差,在弱纹理场景下角点数量稀少,更需要相对精准的角点信息。

本文融入亚像素角点算法对角点位置进行精度提升,过程如下。首先通过Harris角点算法提取初始角点信息,假设一个初始角点p在实际亚像素角点附近,并以 $q_0$ 为中心,设置一个尺寸为11的窗口,窗口中每个角点构成 $p_i$ ,角点与边缘点的连线与边缘点的梯度方向垂直。如图2所示,q为待求的亚像素角点, $p_0$ 和 $p_1$ 为窗口内的角点,坐标已知。

考虑如下两种情况: $p_1$ 出现在均匀区域内部,则

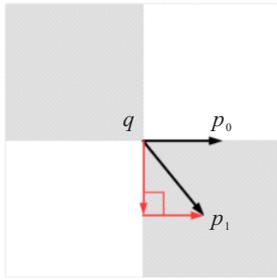


图2  $p_i$ 点在内部与边缘

$p_1$ 点的梯度为0;  $p_0$ 点在边缘上,即黑白交界处,此时  $p_0-q$  向量方向与边缘方向一致,向量  $p_0-q$  与  $q$  点梯度向量点积运算结果为0. 使用迭代法求解实际亚像素角点位置,设  $p_i$  处的灰度值为  $G_i = [d_x, d_y]$ , 上述两种情况均满足

$$G_i(p_i - q) = 0. \tag{4}$$

将式(4)展开并移项得

$$G_i q = G_i p_i. \tag{5}$$

采用最小二乘法求解,有

$$G_i^T G_i q = G_i^T G_i p_i. \tag{6}$$

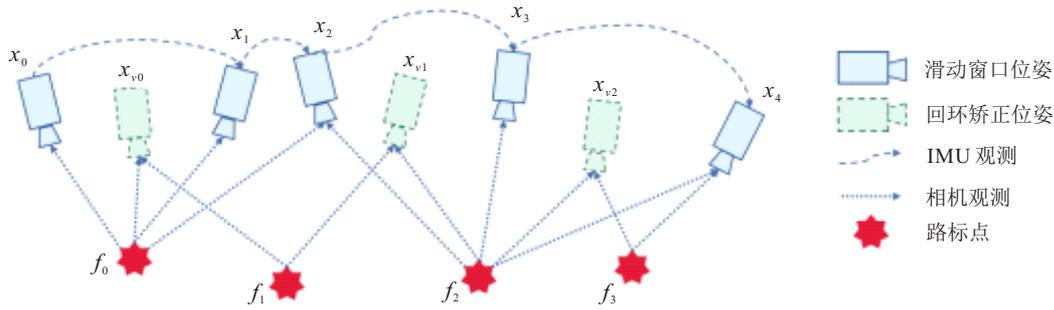


图3 滑动窗口流程

在窗口滑动过程中,必然有新帧进入和旧帧离开,为了更好地利用旧帧信息,引入边缘化策略,通过对比次新帧与次次新帧的视差量决定边缘化掉次新帧或最老帧. 具体方法如下:当次新帧为关键帧时,边缘化掉最老帧及相关联的IMU数据,并将这些信息转化为先验信息加入目标函数中;当次新帧不为关键帧时,直接扔掉次新帧的全部信息而不对其进行边缘化,此时认为当前帧与次新帧为相似帧,丢弃不会造成整个约束失去过多信息,但是仍要保留次新帧的IMU数据,从而保证IMU预积分的连续性. 随着相机不断提取新的相机位姿,最小二乘残差会越来越多,信息矩阵和计算量会不断增大. 为了加速边缘化,本文对边缘化中的视觉残差信息进行优化,将边缘化线程拆分为两个线程. 首先将除相机位姿部分的帧位姿、速度、偏置、外参等参数转换成数组,执行一次

即

$$q = (G_i^T G_i)^{-1} (G_i^T G_i p_i). \tag{7}$$

窗口内存在多个  $p_i$  点,在求解  $q$  时,  $q$  点只有一个,故对  $p_i$  各点的梯度做求和处理. 采用多点进行计算,各点离中心距离不一,引入高斯权重,假设  $p_i$  处权重为  $\omega_i$ ,则式(7)可修正为

$$q = \sum_{i=0}^N (G_i^T G_i \omega_i)^{-1} (G_i^T G_i \omega_i p_i). \tag{8}$$

求解一次后,得到一个亚像素角点  $q(q_x, q_y)$ . 以  $q$  为中心点重复上述步骤进行迭代即可得到新亚像素角点  $q_1, q_2, \dots, q_n$ . 设定一个迭代停止条件  $\varepsilon = 1.0e^{-6}$ ,若  $q_n - q_{n-1} \leq \varepsilon$ ,即认为  $q_n$  是最优解;若迭代超10次仍未得到最优解,则认为最小二乘法在此点收敛性不好,丢弃得到的亚像素角点,仍然使用原始角点.

### 3 基于加速边缘化的后端优化方法

本文采用基于滑动窗口(sliding window)的非线性优化方法,如图3所示.

优化得到雅可比矩阵、残差等用于构造信息矩阵,随后对信息矩阵进行舒尔补边缘化操作,保存舒尔补得到的残差项用于下一次优化的先验残差项,最后对相机位姿部分进行相同边缘化操作. 边缘化拆分流程如图4所示.

需要优化的状态变量包括滑动窗口内  $n+1$  个相机的状态(位置  $p_{b_k}^\omega$ 、姿态朝向  $q_{b_k}^\omega$ 、速度  $v_{b_k}^\omega$ 、加速度计  $b_a$  和陀螺仪  $b_g$ )、相机到IMU的外参  $x_c^b$ 、 $m+1$  个3D点的逆深度  $\lambda_m$ 、时间偏移  $t_a$ ,其中下标  $n, m$  分别表示

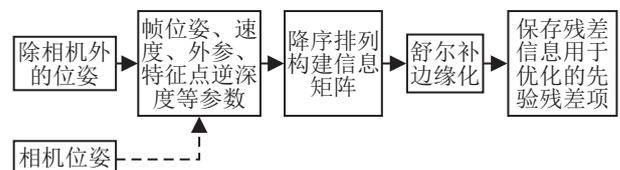


图4 边缘化拆分流程

相机状态和点路标。

构成的目标优化函数包括3类残差项:先验残差、IMU测量残差和视觉重投影残差,格式如下:

$$\min_{\lambda} \left\{ \underbrace{\|r_p - J_P \chi\|^2}_{\text{先验残差}} + \underbrace{\sum_{k \in B} \|r_B(\hat{z}_{b_{k+1}}^{b_k}, \chi)\|_{P_{b_{k+1}}^{b_k}}^2}_{\text{IMU测量残差}} + \underbrace{\sum_{(l,j) \in c} \rho \|r_c(\hat{z}_l^{c_j}, \chi)\|_{P_l^{c_j}}^2}_{\text{视觉投影残差}} \right\}. \quad (9)$$

其中: $\{r_p, J_p\}$ 为边缘化后的先验信息, $r_B$ 为IMU观测残差, $B$ 为窗口内IMU的测量集合, $P_{b_{k+1}}^{b_k}$ 为IMU预积分噪声项的协方差, $r_c$ 为相机观测残差, $c$ 为观测到的点特征合集, $P_l^{c_j}$ 为视觉噪声项的协方差, $\rho(\cdot)$ 为抑制离群点的鲁棒核函数<sup>[20]</sup>,且有

$$\rho(s) = \begin{cases} 1, & s \geq 1; \\ 2\sqrt{s} - 1, & s < 1. \end{cases} \quad (10)$$

本文在边缘化残差信息过程中采用两步走策略,具体如下:正式进行边缘化操作前设置一个容器,在此容器中保存需要边缘化的行和列的索引以及大小,并设置为降序排列。正式边缘化时,首先将除相机位姿的部分取出进行边缘化,在循环边缘化的过程中由于设置了降序排列,构建信息矩阵时将较大的信息移动到矩阵的右下角,以此保留更多的先验信息;然后对相机的位姿进行边缘化,拆分为两个线程进行边缘化操作。

对于滑动窗口中优化求解的增量方程,有

$$H\delta x = b. \quad (11)$$

根据带边缘化的状态,对式(11)进行划分,有

$$\begin{bmatrix} \Lambda_a & \Lambda_b \\ \Lambda_b^T & \Lambda_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta x_a \\ \delta x_b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_a \\ g_b \end{bmatrix}. \quad (12)$$

其中: $\delta x_a$ 为待边缘化的状态量, $\delta x_b$ 为需要保留的状态量, $H$ 和 $b$ 根据状态量的划分进行相应的分块处理。采用Schur补进行消元,有

$$\begin{bmatrix} I & 0 \\ -\Lambda_b^T \Lambda_a^{-1} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Lambda_a & \Lambda_b \\ \Lambda_b^T & \Lambda_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta x_a \\ \delta x_b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_a \\ g_b \end{bmatrix} \Leftrightarrow \begin{bmatrix} I & 0 \\ -\Lambda_b^T \Lambda_a^{-1} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g_a \\ g_b \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \Lambda_a & \Lambda_b \\ 0 & \Lambda_c - \Lambda_b^T \Lambda_a^{-1} \Lambda_b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta x_a \\ \delta x_b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_a \\ g_b - \Lambda_b^T \Lambda_a^{-1} g_a \end{bmatrix}, \quad (13)$$

其中 $\Lambda_b^T \Lambda_a^{-1} \Lambda_b$ 为 $\Lambda_a$ 在 $\Lambda_b$ 中的Schur项,可直接计算出 $\delta x_b$ 项,有

$$(\Lambda_c - \Lambda_b^T \Lambda_a^{-1} \Lambda_b) \delta x_b = g_b - \Lambda_b^T \Lambda_a^{-1} g_a. \quad (14)$$

式(14)由(12)转化而来,经过Schur补边缘化式(14)仍然是一个 $H\delta x = b$ 的形式,求解得到需要保留的先验信息。

## 4 实验分析

为了验证本文算法的可行性,通过EuRoC公开数据集进行相关实验,并与开源算法实验结果进行对比,定量分析本文算法的定位精度、真实轨迹及运行效率。

### 4.1 实验平台及环境构建

EuRoC数据集是由苏黎世联邦理工学院ASL实验室提供的飞行器数据集,如图5所示,通过搭载相机和惯性IMU的六旋翼飞行器进数据采集,并使用一种Vicon动作捕捉系统调整飞行器飞行时的位姿。相机采样频率为20 Hz,IMU采集频率为200 Hz, EuRoC共有11个图像数据集,其中有5个工厂图像数据集(MH01~MH05)和2个室内房间数据集(VR1和VR2),跟踪难度见表1。本文所有实验均在64位Ubuntu18.04系统上搭建ROS环境进行,配置为AMDR7-5800CPU、2.6 Hz主频、16 G内存。



图5 多旋翼无人机平台

表1 EuRoC图像难度

序号	MH01	MH02	MH03	MH04	MH05	VR11	VR12	VR13	VR21	VR22	VR23
难度	简单	简单	中等	困难	困难	简单	中等	困难	简单	中等	困难

### 4.2 轨迹估计精度对比

选取EuRoC数据集中6个不同难易程度的数据集进行实验验证,对真值与估计位姿进行尺度对齐,

并使用SLAM轨迹精度评估(evaluation of odometry and SLAM, EVO)工具对实验结果进行15次反复评估,通过均方根误差(root mean square error, RMSE)统

计绝对位姿误差 (absolute pose error, APE)<sup>[21]</sup> 以及绝对轨迹误差 (relative pose error, RPE). 有

$$APE_{\text{trans}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\text{trans}(T_{k,i}^{-1} T_{e,i})\|_2^2}. \quad (15)$$

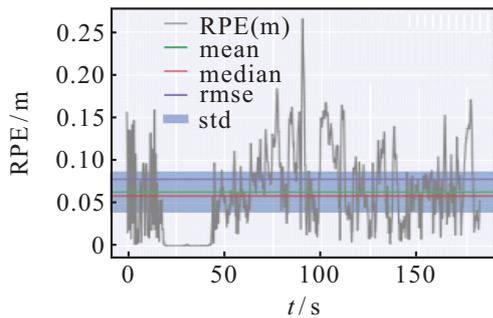
其中:  $T_{k,i}^{-1}$  为实际位姿,  $T_{e,i}$  为估算位姿, trans 为平移误差. 对比结果如表 2 和图 6 所示. 实验结果表明, 本文算法在各难度数据集上均有良好表现, 但随着数据集难度的提高, 本文算法与传统算法之间的差距越来越小. 在 MH\_01\_easy 和 V1\_02\_medium 数据集

中存在大面积弱纹理环境, 如设备平滑表面、管道表面等, 提取的特征点较为稀疏, 通过亚像素角点检测可使定位精度提高, 定位误差相较于 VINS-Fusion 算法提升了 31.06% 和 36.15%. 在 MH\_04\_difficult 和 V1\_03\_difficult 两个数据集上差距很小, 主要是由于这两个数据集中相机快速运动且光照不足, 对本文算法造成了很大挑战, 相较于 VINS-Fusion 算法提升了 7.82% 和 3.37%. 由图 6 和表 2 可以看出, 本文算法定位精度在相对轨迹误差和绝对轨迹误差方面优于传统算法, 达到了预想的精度要求.

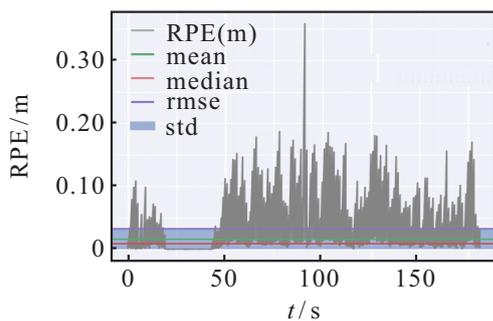
表 2 本文算法与传统算法在 EuRoC 数据集上的绝对位姿误差比较

单位: m

序号	本文算法	VINS-Fusion	ORB-SLAM2	OKVINS	VINS-Mono
MH_01_easy	0.0581	0.0839	0.0919	0.3420	0.1507
MH_03_medium	0.1393	0.2034	0.1775	0.4114	0.2204
MH_04_difficult	0.2153	0.2317	0.2417	0.4536	0.2897
V1_02_medium	0.2175	0.2568	0.2459	0.2098	0.1063
V1_03_difficult	0.8749	0.9021	0.1098	0.3990	0.1823



(a) VINS-Fusion 算法 RPE



(b) 本文算法 RPE

图 6 两种算法在 EuRoC 数据集下的 RPE 对比

### 4.3 EuRoC 数据集轨迹对比

图 7 为本文算法运行轨迹在 Rviz 可视化的界面, 左上角为对当前帧提取角点信息的界面, 左下角为回环检测界面, 右侧为本文算法轨迹与真实轨迹之间的差异情况.

为验证本文算法相较于传统算法的优势, 将本

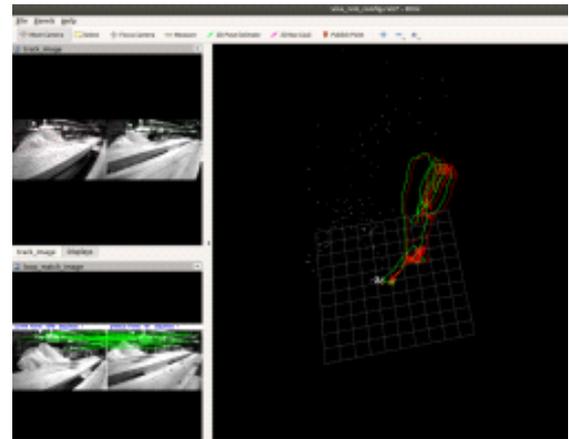


图 7 本文算法在 Rviz 可视化界面中的轨迹

文算法与 VINS-Fusion 算法在 EuRoC 数据集下进行定位. 图 8 为本文算法与 VINS-Fusion 算法在数据集 MH\_01\_easy 和 MH\_03\_medium 的轨迹对比, 灰色虚线表示真实轨迹, 蓝色实线段表示本文算法, 绿色实线段表示 VINS-Fusion 算法. 可以看出, 两种算法在 MH\_01\_easy 和 MH\_03\_medium 数据集下都可以有效完成跟踪与定位, 但仍可看出定位精度的差别. 图 8 轨迹放大部分为数据集中本文算法优势的体现, 放大部分局部转弯较多, 相机运动较为剧烈, 采集到的角点不准确, 本文算法加入亚像素角点算法, 在纹理较弱的场景下可以获得更加精准的角点位置, 因此本文算法更加贴近真实轨迹, 可以适用在不同应用场景中.

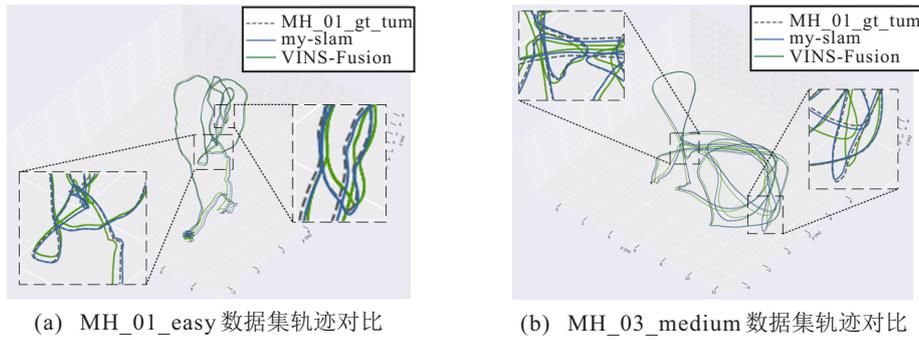


图8 EuRoC数据集实验结果

表3 各算法运行效率对比

单位: ms

序号	本文算法	VINS-Fusion	DSO	ORB-SLAM2
MH_01_easy	19.77	20.55	12.17	27.14
MH_04_difficult	20.14	21.19	12.90	28.29
V1_03_difficult	19.98	20.81	11.88	28.76

#### 4.4 运行效率对比

本文算法加入了亚像素角点算法,定位精度相较于传统算法有所提升,而计算成本也会增加.算法后端对边缘化中的视觉残差信息进行优化,采取两步走策略提高了系统的运行效率.

表3为不同SLAM系统对EuRoC数据集中每帧图像的平均跟踪时间,可以反映各SLAM系统的运行效率.由表3可以看出,本文算法运行效率不如基于直接法的DSO算法<sup>[22]</sup>,这是因为本文算法融合IMU模块,后端增加了对IMU数据的处理,导致DSO算法运行效率优于本文算法.但相较于传统的ORB-SLAM2算法<sup>[23]</sup>以及VINS-Fusion算法,本文算法运行效率分别提升了约17%和3.7%,在提升定位精度的情况下仍能保持良好的实时性.

## 5 结论

本文提出一种弱纹理场景下无人机边缘化加速的定位方法,有效提高了定位精度和效率.首先,在前端视觉里程计部分融入亚像素角点检测算法,获取需要优化的角点信息,采用亚像素角点算法对角点信息进行迭代和精度提升,并检测亚像素角点边缘越界问题;其次,在后端部分对视觉残差信息进行优化加速,拆分为两步加速边缘化,并对信息矩阵进行调整,通过降序操作将含有较多信息的矩阵块移至矩阵右下角,保留更多的先验信息;最后,通过EuRoC数据集对所提出方法进行实验验证,结果表明所提出方法在纹理较弱的环境中可以更加准确地完成定位,并且保持较好的实时性.在环境光照变化较大、相机运动较为剧烈的时间段本文算法表现仍有待提高,因此未来将

进一步完善算法的鲁棒性,提高适应各种复杂环境的能力.

#### 参考文献(References)

- [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] Gao H M, Zhang X B, Wen J, et al. Autonomous indoor exploration via polygon map construction and graph-based SLAM using directional endpoint features[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2019, 16(4): 1531-1542.
- [3] 彭道刚, 欧阳海林, 威尔江, 等. 结合改进密集模块深度估计网络和多视几何的视觉里程计[J]. *控制与决策*, 2023, 38(4): 980-988. (Peng D G, Ouyang H L, Qi E J, et al. Visual odometry combined with depth estimation network of improved dense block and multi-view geometry[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(4): 980-988.)
- [4] Konda K, Memisevic R. Learning visual odometry with a convolutional network[C]. *Proceedings of the 10th International Conference on Computer Vision Theory and Applications*. Berlin, 2015: 486-490.
- [5] 刘辉, 张雪波, 李如意, 等. 双目视觉辅助的激光惯导SLAM算法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(6): 1787-1800. (Liu H, Zhang X B, Li R Y, et al. Stereo vision aided lidar-inertial SLAM[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(6): 1787-1800.)
- [6] 佟国峰, 杨宇航, 彭浩, 等. 基于视觉语义与激光点云交融构建的SLAM算法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(1): 103-111. (Tong G F, Yang Y H, Peng H, et al. SLAM algorithm based on fusion of visual semantics and laser point cloud[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(1): 103-111.)

- [7] 李丰阳, 贾学东, 董明. 惯性/视觉组合导航在不同应用场景的发展[J]. 导航定位学报, 2016, 4(4): 30-35.  
(Li F Y, Jia X D, Dong M. Development of vision/inertial integrated navigation in different application scenarios[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2016, 4(4): 30-35.)
- [8] Mourikis A I, Roumeliotis S I. A multi-state constraint Kalman filter for vision-aided inertial navigation[C]. Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Rome, 2007: 3565-3572.
- [9] Montemerlo M, Thrun S. Simultaneous localization and mapping with unknown data association using FastSLAM[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Taipei, 2003: 1985-1991.
- [10] 佟国峰, 张佳伟, 刘满堂, 等. 基于高效回环检测和重定位的SLAM算法[J]. 控制与决策, 2020, 35(3): 587-592.  
(Tong G F, Zhang J W, Liu M T, et al. SLAM algorithm based on efficient loop detection and relocalization[J]. Control and Decision, 2020, 35(3): 587-592.)
- [11] Leutenegger S, Furgale P, Rabaud V, et al. Keyframe-based visual-inertial SLAM using nonlinear optimization[C]. Proceedings of 2013 Robotics: Science and Systems. Berlin: Science and Systems Foundation, 2013: 1-8.
- [12] Qin T, Cao S Z, Pan J, et al. A general optimization-based framework for global pose estimation with multiple sensors[J/OL]. 2019, arXiv: 1901.03642.
- [13] Qin T, Li P L, Shen S J. VINS-mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(4): 1004-1020.
- [14] 袁国帅, 齐咏生, 刘利强, 等. 一种基于因子图消元优化的激光雷达视觉惯性融合SLAM方法[J]. 电子学报, <https://link.cnki.net/urlid/11.2087.TN.20230901.0859.010>.  
(Yuan G S, Qi Y S, Liu L Q, et al. An fusion SLAM method for LiDAR visual and IMU based on factor map elimination optimization[J]. Act Electronica Sinica, 2023: <https://link.cnki.net/urlid/11.2087.TN.20230901.0859.010>.)
- [15] 朱叶青, 金瑞, 赵良玉. 大尺度弱纹理场景下多源信息融合SLAM算法[J]. 宇航学报, 2021, 42(10): 1271-1282.  
(Zhu Y Q, Jin R, Zhao L Y. Multi-source information fusion SLAM algorithm in large-scale weak texture scenes[J]. Journal of Astronautics, 2021, 42(10): 1271-1282.)
- [16] 刘净轩, 王亮, 李和平, 等. 融合双目视觉和2D激光雷达的室外定位[J]. 控制与决策, 2023, 38(7): 1861-1868.  
(Liu Z X, Wang L, Li H P, et al. Fusion of stereo vision and 2D LiDAR for outdoor localization[J]. Control and Decision, 2023, 38(7): 1861-1868.)
- [17] 翁剑鸿, 雷群楼, 陶杰, 等. 基于改进ORB的视觉里程计算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(3): 819-826.  
(Weng J H, Lei Q L, Tao J, et al. Visual odometry calculation method based on improved ORB[J]. Control and Decision, 2024, 39(3): 819-826.)
- [18] 杨帅东, 谌海云, 许瑾, 等. 利用深度卷积特征的无人机视觉跟踪[J]. 控制与决策, 2023, 38(9): 2496-2504.  
(Yang S D, Chen H Y, Xu J, et al. UAV visual tracking using deep convolutional feature[J]. Control and Decision, 2023, 38(9): 2496-2504.)
- [19] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector[C]. Proceedings of the Alvey Vision Conference 1988. Manchester, DOI:10.5244/C.2.23.
- [20] MacTavish K, Barfoot T D. At all costs: A comparison of robust cost functions for camera correspondence outliers[C]. The 12th Conference on Computer and Robot Vision. Halifax, 2015: 15305642.
- [21] Sturm J, Engelhard N, Endres F, et al. A benchmark for the evaluation of RGB-D SLAM systems[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Vilamoura-Algarve, 2012: 573-580.
- [22] Engel J, Koltun V, Cremers D. Direct sparse odometry[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(3): 611-625.
- [23] 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.

## 作者简介

李荣华(1983—), 男, 教授, 博士生导师, 从事空间非合作目标构型重建、水下目标偏振特性分析等研究, E-mail: [lironghua705@163.com](mailto:lironghua705@163.com);

谢辉(1998—), 男, 硕士生, 从事视觉惯导融合SLAM、视觉导航等研究, E-mail: [m18525531586@163.com](mailto:m18525531586@163.com);

韩兴元(1999—), 男, 硕士生, 从事机械设计、数值模拟等研究, E-mail: [2796072669@qq.com](mailto:2796072669@qq.com);

朱磊(1998—), 男, 硕士生, 从事智能装备设计的研究, E-mail: [969901012@qq.com](mailto:969901012@qq.com).