



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

基于改进PL-VIO算法的机器人视觉惯性光学测量法

王海芳, 李鸣飞, 李广宇, 崔阳阳

引用本文

王海芳, 李鸣飞, 李广宇, 崔阳阳. 基于改进PL-VIO算法的机器人视觉惯性光学测量法[J]. 计算机科学, 2023, 50(6A): 220400171-5.

WANG Haifang, LI Mingfei, LI Guangyu, CUI Yangyang. [Robot Visual Inertial Optical Measurement Method Based on Improved PL-VIO](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(6A): 220400171-5.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于语义边缘驱动的实时双目深度估计算法](#)

Real-time Binocular Depth Estimation Algorithm Based on Semantic Edge Drive
计算机科学, 2021, 48(9): 216-222. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200800203>

[利用HSI空间相似性的彩色形态学图像处理方法](#)

Color Morphology Image Processing Method Using Similarity in HSI Space
计算机科学, 2019, 46(4): 285-292. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2019.04.045>

[虹膜定位算法的研究](#)

Investigation of the Algorithm for Iris Localization
计算机科学, 2010, 37(9): 264-266.

[使用OpenCL技术的影像快速畸变纠正方法在异构平台上的应用分析](#)

Applied Analysis of Image Accelerating Distortion Correction of OpenCL Technology on Heterogeneous Platform
计算机科学, 2016, 43(Z11): 167-169. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2016.11A.036>

[基于Bubble小波的多尺度边缘提取](#)

计算机科学, 2006, 33(1): 272-273.

基于改进 PL-VIO 算法的机器人视觉惯性光学测量法

王海芳 李鸣飞 李广宇 崔阳阳

东北大学秦皇岛分校控制工程学院 河北 秦皇岛 066004

摘要 针对在地图物体位姿识别中估计惯性测量和视觉轨迹识别繁多和图像位姿边缘精度不精确的情况,提出了一种改进点线视觉惯性测程算法(PL-VIO)。在视觉前端,利用亚像素边缘提取方法对图像边缘角点进行迭代和精度提升,并对提取的角点进行边缘化约束,防止边缘的角点存在亚像素边缘检测越界问题。在视觉后端,为了提高提取精度和减少线特征的重复提取,对 LSD 提取后的线特征和点特征进行提取优化,在 SFM 之后对提取的线特征进行线合并,并删除冗余线。基于 ROS 平台利用 EuRoc 数据集进行实验,并把得到的实验数据导入到 Evo 中,利用 Evo 对实验数据进行分析 and 轨迹绘制,评定误差参数,实验结果中误差参数的整体减小证明了改进 PL-VIO 算法的优越性和准确性。

关键词: 点线视觉惯性测程算法;边缘提取;点和线特征;ROS 机器人仿真平台;线合并

中图分类号 TP301

Robot Visual Inertial Optical Measurement Method Based on Improved PL-VIO

WANG Haifang, LI Mingfei, LI Guangyu and CUI Yangyang

School of Control Engineering, Northeastern University at Qinhuangdao, Qinhuangdao 066004, China.

Abstract An improved point-line vision inertial measurement algorithm(PL-VIO) is proposed to solve the problem of numerous inertial measurement and visual track identification and imprecise image pose and edge accuracy in map object pose recognition. In the front end of vision, the sub-pixel edge extraction method is used to iterate and improve the accuracy of image edge corners, and the edge constraints are applied to the extracted corners to prevent sub-pixel edge detection from crossing the boundary. In order to improve the extraction accuracy and reduce the repeated extraction of line features at the visual backend, the line features and point features extracted by LSD are extracted and optimized. After SFM, the extracted line features are combined and redundant lines are deleted. Experiments are carried out using EuRoc data set based on ROS platform, and the obtained experimental data are imported into Evo. Evo is used to analyze and plot the experimental data, and the error parameters are evaluated. The overall reduction of error parameters in the experimental results verified the superiority and accuracy of the improved PL-VIO algorithm.

Keywords Point-line vision inertial range method, Edge extraction, Point and line features, ROS robot simulation platform, Line mergin

PL-VIO^[1] (Point Line Visual-Inertial Odometry) 点线惯性测程算法是利用点线特征在室内进行物体位姿识别。在无文本环境中的点检测和光照变化显著的场景中利用点跟踪往往会失去特征点信息,导致视觉无法准确定位。在这些场景中利用线段信息是一个合适的替代特征点的解决方案。PL-VIO 是一种紧密耦合 VIO^[2], 不同于松散耦合方法利用两个估计器,它是单独使用一个估计器,直接利用估计器进行融合来找到位姿的最优估计值,在地图识别方面比松散耦合具有更好的准确性和鲁棒性,也更加稳定。紧密耦合 VIO 通过测量模型^[3]中线性化的数量进行分类,基于过滤^[4]的方法集成了 IMU(Inertial Measurement Unit)惯性测量值来预测未来的姿态。通过前端所得到的视觉测量值不断进行位姿更新,位姿的三维地标属于状态向量,当使用过滤方法时随着三维地标的更替导致计算复杂度呈几何级增加,为了降低计算的复杂程度, Mourikis 等^[5]提出了多状态约束卡尔曼滤波器,它在三维物体空间状态向量中边缘化地标坐标。

为了获取位姿最优估计,通过前端测量残差和视觉再投影残差融合非线性代价函数最小化,让不同的点上重复一个状态向量的线性化,以获得比基于滤波的方法更高的精度。当估计状态发生变化时,需要重新计算所有集成 IMU 测量值。为了避免重复集成, Lupton 等^[6]提出了 IMU 预集成技术, Liu 等^[7]提出了连续预积分的方法,减小了运算复杂程度。在后端中 Lynen^[8]使用滑动窗口方法进行 VIO 优化,但是边缘约束无法进行选择,于是 Shen 等^[9]在滑动窗口的基础上采用双向边缘化来选择性地边缘化物体状态和地标,并对滑动窗口边缘信息进行约束。

本文提出的改进算法就是在原有 PL-VIO 的基础上进行改进的。不同之处在于在图像识别前端对 Harris 角点提取进行了优化,利用亚像素插值边缘检测方法对提取之后的角点进行了迭代,使原像素级别的角点变成了亚像素角点,并对图像边缘进行了约束,使图像识别的位姿角点边缘精确度更高,边缘角点信息更加准确。在后端进行线特征提取优化时,

基金项目:国家自然科学基金(61703079)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61703079).

通信作者:王海芳(hfwang0335@126.com)

对提取重复线进行了线合,删除了冗余线,减小了物体位姿估计误差,空间无效帧的删除节约了电脑算力。

1 算法介绍

1.1 正交化

Bartoli 等提出了标准正交表示法^[10],它在优化过程中使用三自由度旋转矩阵和单自由度旋转矩阵来更新线参数,Kong 等建立了一个立体声 VIO 系统,结合了点和线特征^[11]形成了点线惯性测量法。在 PL-VIO 中,使用 6 自由度参数表示 3D 线特征,并使用正交表示的方法对线特征进行优化。如图 1 所示,在 3D^[12]线上定义坐标系。

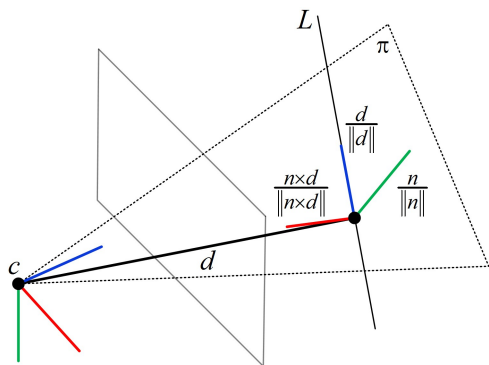


图 1 普吕克线坐标

Fig. 1 Plückerline coordinates

图 1 中,归一化法向量和归一化方向向量是坐标系的两个轴。交叉其他两个轴向量确定第三轴,可以将线坐标和相机框架之间的旋转矩阵 U 定义为:

$$U = R(\psi) = \begin{bmatrix} \frac{n}{\|n\|} & \frac{d}{\|d\|} & \frac{n \times d}{\|n \times d\|} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, $\psi = [\psi_1, \psi_2, \psi_3]$ 表示坐标旋转角,普吕克坐标和标准正交基之间的关系如式(2)所示:

$$[n \ d] = \begin{bmatrix} \frac{n}{\|n\|} & \frac{d}{\|d\|} & \frac{n \times d}{\|n \times d\|} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \|n\| & 0 \\ 0 & \|d\| \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, $(\|n\|, \|d\|)$ 只有一个自由度,我们用三角化关系表示为:

$$W = \begin{bmatrix} \cos(\phi) & -\sin(\phi) \\ \sin(\phi) & \cos(\phi) \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{(\|n\|^2 + \|d\|^2)}} \begin{bmatrix} \|n\| & -\|d\| \\ \|d\| & \|n\| \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, ϕ 是一个旋转角度,从坐标原点到三维线的距离为 $d = \frac{\|n\|}{\|d\|}$,因此 W 包含了关于距离的信息。根据 U 和 W 的定义,这 4 个自由度包括来自旋转矩阵的 3 个自由度,它将线坐标转换为相机帧,以及来自距离 d 的一个自由度。在优化过程中,使用 $[\varphi, \phi]^T$ 作为三维空间线的最小表示。

用标准正交表示对三维线 L 进行优化,相应的普吕克坐标如式(4)所示:

$$L' = [\tau_1 u_1^T, \tau_2 u_2^T]^T = \frac{1}{\sqrt{(\|n\|^2 + \|d\|^2)}} L \quad (4)$$

其中, u_i 是矩阵 u 的第 i 列, $W_1 = \cos(\phi)$ 和 $W_2 = \sin(\phi)$ 的第 i 列,表示在 L' 和 L 之间有一个比例因子,但代表相同的三维空间线。

本文在标准正交基下,通过固定世界坐标系完成对线变换旋转和平移的计算与跟踪。

1.2 PL-VIO 前端

物体位姿信息的初始测量值是从前端传递过来的,通过不断更新的 IMU 测量值来更新位姿信息,并以最新的姿态作为滑动窗口优化的初始值,不断进行更新。为了不断改善约束优化过程中连续的 IMU 体状态,对新的 IMU 测量值进行了预集成。

如图 2 所示,在图像检测中点和线特征是两个单独的线程。当一个新帧出现时,首先使用 Harris 角点算法提取环境中的世界点信息^[13],将其转换到图像坐标系下通过光流算法将点特征从前一帧跟踪到新帧,然后使用具有基本矩阵测试的 RANSAC(RANdom SAmple Consensus)框架来去除异常值。为了提取更多的特征角点数目,将添加 FAST 特征检测器检测到的新的角特征,利用 LSD^[14] (Line Segment Detector)检测器对提取的线特征进行提取优化,LSD 线特征检测利用二阶矩阵在每一个像素处计算图像梯度,利用 2 阶矩阵,如式(5)所示:

$$\begin{bmatrix} \cdot & \vdots & \vdots & \dots \\ \dots & i(x,y) & i(x+1,y) & \dots \\ \dots & i(x,y+1) & i(x+1,y+1) & \dots \\ \dots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, $i(x,y)$ 为 $pixel(x,y)$ 像素点的图像灰度值,通过 2 阶像素点灰度值用式(6)得出像素梯度横坐标梯度值,利用式(7)得出像素点纵坐标梯度值。

$$g_x(x,y) = \frac{i(x+1,y) + i(x+1,y+1) - i(x,y) - i(x,y+1)}{2} \quad (6)$$

$$g_y(x,y) = \frac{i(x,y+1) + i(x+1,y+1) - i(x,y) - i(x+1,y)}{2} \quad (7)$$

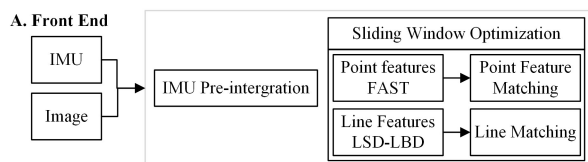


图 2 PL-VIO 前端系统概述

Fig. 2 Overview of PL-VIO system

根据像素点的横坐标和纵坐标的梯度值,推导出式(8)水平线的角度 θ 和式(9)像素点的像素长度为:

$$\theta = \arctan\left(\frac{g_x(x,y)}{-g_y(x,y)}\right) \quad (8)$$

$$G(x,y) = \sqrt{g_x^2(x,y) + g_y^2(x,y)} \quad (9)$$

通过对线特征角度以及线特征像素长度的判断,进行线特征合并,再与前一帧中的线段进行匹配。匹配后对线段进行几何约束来消除外观的描述 LBD^[15] (Line Band Descriptor),线段匹配中可能会产生异常值。

1.3 PL-VIO 后端

在 PL-VIO 后端线程中,如图 3 所示,首先三角化获取的点和线建立重新投影残差。根据得到的投影残差所有的初始测量值进行点特征的逆估计。选择在滑动窗口中空间距离最远的两帧来初始化直角三角化坐标测量值,以

得到更好的地标点估计。

B. Back End

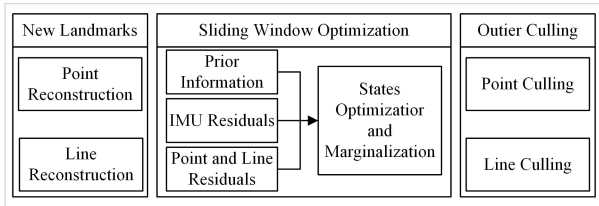


图3 PL-VIO 后端系统概述

Fig. 3 Overview of PL-VIO backend system

在预估地图点或者线位姿信息状态时,使用滑动窗口优化删除旧的状态来寻找位姿最优状态,为了约束状态向量 x 的大小采用双向边缘化策略^[9]。当最新帧 X_{N+1} 是一个关键帧时,将最早得到的关键帧 X_N 及其位姿的测量信息全部边缘化。当最新帧不满足关键帧的条件时,将删除次新帧并将其信息作为残差保留到最新帧上,保留 IMU 预集中的测量值,剔除视觉测量值,得到滑动窗口的边界约束条件。

2 算法改进策略

2.1 融合亚像素改进算法

PL-VIO 算法分为视觉提取前端和融合特征后端。当利用视觉前端图像进行识别时,原有提取图像的边缘角点位置精度是像素级别的精度,角点信息比较模糊,图像中的角点是描述物体特征时非常关键的信息,图像的角点检测是目标检测、目标跟踪、图像分类等复杂应用的预处理步骤。角点检测的精度直接影响后续图像处理步骤的效果。

用亚像素插值边缘提取方法对 Harris 角点进行迭代和精度提升,并对检测的结果进行图像边缘化约束,约束图像的边缘亚像素边缘检测越界问题。亚像素算法中矩方法的优点是计算简便,并且可以得到解析解。但矩方法对图像噪声敏感,如果考虑模糊后的边缘模型,则会增加模型参数,使得解析解的确定变得十分困难。拟合方法是通过假设边缘模型灰度值进行拟合来获得亚像素的边缘定位,但因模型复杂,其求解速度慢。对比拟合法和矩阵法,插值法的运算时间短,二次插值算法简单,可以通过硬件实现,适合在线检测,当光学系统的线扩散函数对称时,插值边缘检测的精度较高。亚像素插值方法中位姿边缘的亚像素位置和边缘的灰度梯度方向未知,但是边缘点的灰度梯度方向是已知的,利用边缘点的梯度方向近似替代未知的亚像素点的梯度方向,在梯度方向进行插值以得到边缘的亚像素位置。对于灰度图像中任意点的梯度幅用 R 表示。亚像素点横纵坐标为:

$$\begin{aligned} x_c &= m + \frac{R_{-1} - R_1}{R_{-1} - 2R_0 + R_1} \cdot \frac{W}{2} \cos(\theta) \\ y_c &= n + \frac{R_{-1} - R_1}{R_{-1} - 2R_0 + R_1} \cdot \frac{W}{2} \sin(\theta) \end{aligned} \quad (10)$$

其中, W 为相邻像素点到边缘点的距离, θ 为梯度方向与 X 轴的正向夹角, m 代表整数坐标边缘点横坐标, n 代表整数坐标边缘点纵坐标, R_{-1} 为边缘点左梯度值, R_1 为边缘点右梯度值, R_0 为边缘点梯度值。梯度检测包含幅值和方向,根据角度划分情况,如图4所示,梯度在 360° 内被划分成了8个方向模板,模板的方向就是和 X 轴的夹角,用8个方向模板检测图像上进行的卷积运算。

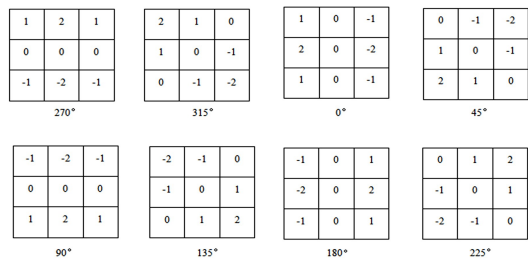


图4 方向梯度模板

Fig. 4 Directional gradient template

利用梯度模板讨论亚像素细分算法的计算误差,每一个模板代表一个梯度值。通过增加划分角度进而提高梯度数值的准确性,进一步提高边缘角点定位的精度,但会增加梯度方向的计算复杂程度,而且由于边缘宽度的限制,对于亚像素边界也要进行约束,防止角点超过边界。

为了计算方向误差,对公式进行微分运算,如式(11)所示,利用方向模板计算 X 轴方向的误差 dx :

$$dx = \frac{(R_1 - R_0)dR_{-1} + (R_{-1} - R_1)dR_0 + (R_0 - R_1)dR_1}{(R_{-1} - 2R_0 + R_1)^2} \quad (11)$$

当按照 $R_0 > R_1$ 和 $R_0 > R_{-1}$ 时,可以推导出梯度的最小值:

$$\begin{aligned} |R_{-1} - 2R_0 + R_1| &> |R_1 - R_0| \\ |R_{-1} - 2R_0 + R_1| &> |R_{-1} - R_0| \\ |R_{-1} - 2R_0 + R_1| &> |R_0 - R_{-1}| \\ |R_{-1} - 2R_0 + R_1| &= |(R_1 - R_0) + (R_{-1} - R_0)| \geq 2 \end{aligned} \quad (12)$$

从而可以推导出式(13)中误差 dx 的最大值:

$$\begin{aligned} |dx| &\leq \frac{|dR_{-1}| + |dR_0| + |dR_1|}{|R_{-1} - 2R_0 + R_1|} \leq \frac{3|dR_0|}{|R_{-1} - 2R_0 + R_1|} \\ &\leq \frac{3|dR_0|}{2} \end{aligned} \quad (13)$$

因为一般图像采集卡的灰度级量化误差不超过1个灰度等级,推导可得 $dx \leq \frac{3}{2} \times \frac{2}{256} = \frac{1}{85.333}$ 个像素, $dy \leq$

$\frac{3}{2} \times \frac{2}{256} = \frac{1}{85.333}$ 个像素,根据计算出的误差像素数值说明边缘定位精度可以得到亚像素等级,证明了改进算法可以有效地提高图像边缘点的精度,而且为了可以在 PL-VIO 中进行应用,同时对算法的边界条件进行了约束,保证它在提取边缘物体位姿信息时,提取信息不超过150点的特征保证了算法的可行性。

2.2 重复线合并

针对三角化后的线特征进行合并时,发现直接对特征线进行合并,尤其在 LSD 提取过后就合并,实验效果很差。而如果在线特征开始就进行特征合并,初始的线特征很少进行合并会导致程序直接挂掉,失去识别线特征的能力。为了可以有足够的线特征进行提取,最后选择在对线特征进行优化后在 SFM (Struct From Motion) 之后对提取的线特征进行合并,如算法1所示的特征线合并过程。合并效果较好,可以提高位姿的准确性和节约提取的时间。

算法1 FeatureManager::merge_line //合并线

1. it_per_id.triangulate_frame_count \geq WINDOW_SIZE - 1 || it_per_id.is_triangulation == false;
2. distance_lines(line_i_endpoints, line_j_endpoints) $<$ 0.10; //判断两条线得距离
3. If line_j_first_frame_count = it - $>$ linefeature_per_frame.front().

```

In_frame_count;
4. line_i_last_frame_count >= line_j_first_frame_count; //判断观测
   顺序
5. Else if Vector4dline_j_first_observe=it->linefeature_per_frame.
   front().lineobs; //特征 i 最新的观测在特征 j 最新的观测之前,才
   有可能是相同的线
6. it_per_id.feature_id > it->feature_id; //通过了 2d 直线观测的
   检验
7. it_per_id.feature_id=it->feature_id; //更新 id
8. then it_per_id.linefeature_per_frame.push_back; //将新的每帧的
   观测装入
9. linefeature.erase; //删除掉被合并的特征
    
```

3 实验与分析

为了验证本文算法的可行性和有效性,利用 EuRoc 数据集中的 MH03, MH04, VR03 这 3 个不同特征数量的数据集进行实验验证,计算机配置为 Ubuntu18.0.4 LTS,处理器为 Intel i7-10750H,主频为 2.6 Hz,运行内存为 16 GB,利用开源机器人系统 ROS 进行仿真,在 Rviz 中使用 SLAM 技术进行机器人自主定位与建图建立工作,并在 Rviz 中进行轨迹的绘制和对物体线特征和点特征进行提取。

在对数据集的测试中,根据数据集环境的情况设置不同的优化线特征数量,并根据线特征的长度进行筛选。对于线特征较少的数据集,可能会因为线数量少导致效果不佳,在实验中发现,对于 MH04 数据集,因为数据集本身线特征较少,应该放更多的线来进行优化。

如图 5—图 7 所示,左边是原 PL-VIO 跑通数据集所形成的轨迹,右边是修改过后的算法的运行轨迹,可以通过 Rviz 中的轨迹发现,修改过后的算法不但删除了多余的线特征,合并了重复线,而且对物体位姿的提取没有参数变化,在 Rviz 中的轨迹更加清晰,线特征提取更加精准。



图 5 MH03 特征线对比图

Fig. 5 Comparison of MH03 feature lines

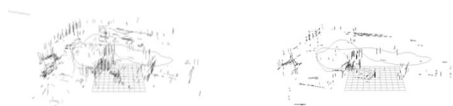


图 6 MH04 特征线对比图

Fig. 6 Comparison of MH04 feature lines

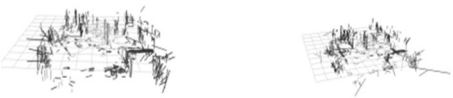


图 7 VR03 特征线对比图

Fig. 7 Comparison of feature lines

将上述位姿数据导入到 Evo 中,图 8 给出了 MH03 数据集的轨迹参数以及根据时间戳提取点和线特征的参数对比情况,上面两幅图为源码,下面两幅图为修改之后的算法。图 9 给出了 MH04 数据集导入 Evo 的情况,图 10 给出了 VR03 数据集的导入情况,通过表 1 和表 2 总结了源码和修改算法

在不同数据集中得到的各项参数情况。

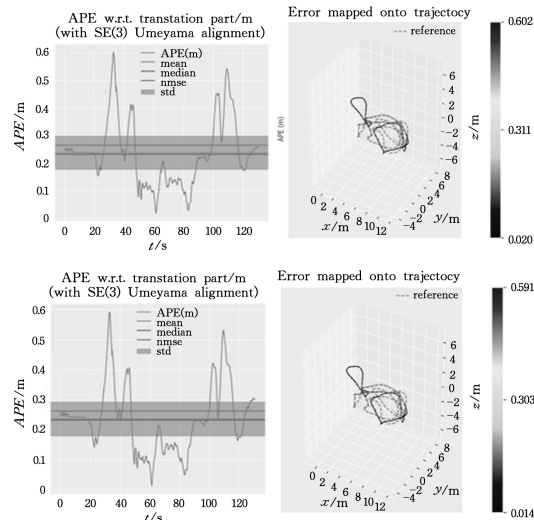


图 8 MH03 参数的对比

Fig. 8 Comparison of MH03 parameters

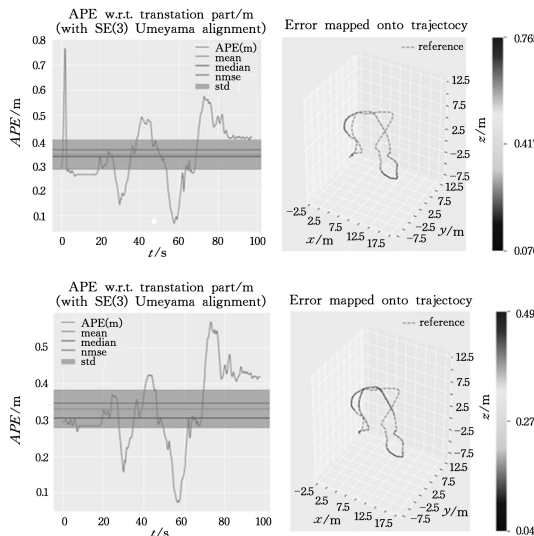


图 9 MH04 参数的对比

Fig. 9 Comparison of MH04 parameters

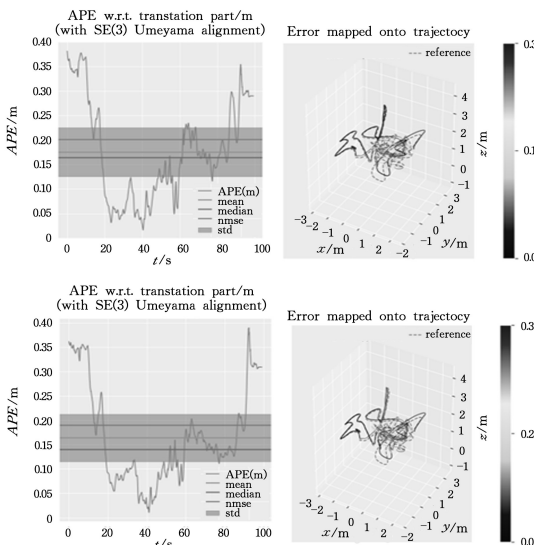


图 10 VR03 参数的对比

Fig. 10 Comparison of VR03 parameters

通过表 1 和表 2 的实验数据结果进行对比,发现在特征总数变化不大的情况下,改进 PL-VIO 算法的最大值和最小值的差值小于源码的最大值和最小值差值,MH03 减小了 2.5%,MH04 减小了 19.5%,VRO3 减小了 5.1%,在特征点和线的提取过程中提取改进算法获取的特征更加平滑和稳定。

改进之后的均方根误差与源码相比,MH03 减小了 9.5%,MH04 减小了 7.3%,VRO3 减小了 10.5%,说明提取线和点特征时,改进算法对于减小物体位姿的误差有了显著的提高,误差减小代表提取的线特征成功合并。

通过残差平方和标准差得出的数值进行对比,数值越大说明曲线越不平滑,残差平方和在 MH03 下减小了 9.1%,MH04 减小了 14.7%,VRO3 减小了 15.9%,说明改进算法中的特征点和线更加聚合,更靠近参数的中值,离散程度更小,标准差在 MH03 下减小了 5.5%,MH04 减小了 12.0%,VRO3 减小了 2.7%,改进算法更加贴合曲线,对于边缘角点的定位更加准确,滑动窗口的轨迹更加平滑。

表 1 源码数据集的实验数据

Data Set	MH03	MH04	VRO3
Feature	1309	975	993
Max	0.602287	0.764637	0.381399
Min	0.239469	0.343698	0.175429
Mean	0.234347	0.334905	0.164410
Median	0.019711	0.069526	0.016712
Rmse	0.267473	0.363292	0.201680
Sse	93.64817	128.6813	40.39013
Std	0.119149	0.117696	0.099496

表 2 改进算法的实验数据

Data Set	MH03	MH04	VRO3
Features	1309	979	991
Max	0.590880	0.670043	0.389498
Min	0.236801	0.330873	0.194015
Mean	0.233105	0.306197	0.140240
Median	0.014145	0.072892	0.010651
Rmse	0.242184	0.336685	0.180421
Sse	85.98155	109.66660	33.93386
Std	0.112538	0.103506	0.096743

结束语 (1)在 PL-VIO 前端结合了追踪特征轨迹函数,获得需要优化的角点的数量和初始化的结果,再采用检测亚角点的算法对初始值进行迭代和精度提升,再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,使角点提取的进度达到亚像素级别,提取的特征角点更加精确。

(2)在后端滑动窗口进行 LSD 线和点特征提取优化后,在 SFM 之后对重复线进行了合并,减少了重复线的提取,减小了位姿信息的误差,通过线合并删除了多余的冗余线。

(3)改进的 PL-VIO 在内存的使用、运行的时间、物体位姿信息提取的速度、位姿信息误差、滑动窗口轨迹的平滑性上都有了显著的提高。

参考文献

[1] YIJIA H,JI Z,YUE G,et al. PL-VIO: Tightly-Coupled Monocular Visual-Inertial Odometry Using Point and Line Features [J]. *Sensors*,2018,18(4):1159.

[2] WEISS S,SIEGWART R. Real-time metric state estimation for modular vision-inertial systems[C]// *Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*

(ICRA). Shanghai,China:IEEE,2011:4531-4537.

[3] 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.

[4] JONES E S,SOATTO S. Visual-inertial navigation, mapping and localization: A scalable real-time causal approach [J]. *The International Journal of Robotics Research*,2011,30(4):407-430.

[5] MOURIKIS A I,ROUMELIOTIS S I. A multi-state constraint Kalman filter for vision-aided inertial navigation [C]// *Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Roma,Italy:IEEE,2007:3565-3572.

[6] 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.

[7] LIU Y,ROUMELIOTIS S I. Efficient and consistent vision-aided inertial navigation using line observations [C]// *Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Karlsruhe,Germany:IEEE,2013:1540-1547.

[8] 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.

[9] SHEN S,MICHAEL N,KUMAR V,et al. Tightly-coupled monocular visual-inertial fusion for autonomous flight of rotorcraft MAVs [C]// *Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Seattle,WA,USA:IEEE,2015:5303-5310.

[10] BARTOLI A,STURM P. The 3D line motion matrix and alignment of line reconstructions [J]. *International Journal of Computer Vision*,2004,57(1):159-178.

[11] KONG X,WU W,ZHANG L,et al. Tightly-coupled stereo visual-inertial navigation using point and line features [J]. *Sensors*,2015,15(6):12816-12833.

[12] WANG Z R,YANG C G,DAI S L. A Fast Compression Framework Based on 3D Point Cloud Data for Telepresence. s [J]. *International Journal of Automation and Computing*,2020,17(6):855-866.

[13] FU Q, CHEN X Y, HE W. A Survey on 3D Visual Tracking of Multicopters [J]. *International Journal of Automation and Computing*,2021,16(6):707-719.

[14] VON GIOI R G,JAKUBOWICZ J,MOREL J M,et al. LSD: A fast line segment detector with a false detection control [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*,2010,32(2):722-732.

[15] ZHANG L,KOCH R. An efficient and robust line segment matching approach based on LBD descriptor and pairwise geometric consistency [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*,2013,24(7):794-805.



WANG Haifang, born in 1976, Ph.D., associate professor. His main research interests include robot vision and control, hydraulic servo control and component reliability.