

一种基于 VINS 的视觉里程计改进方法^{*}

李 歆^{1,2} 张国良^{1,2} 谢 波^{1,2}

(1. 人工智能四川省重点实验室 宜宾 644000; 2. 四川轻化工大学自动化与信息工程学院 宜宾 644000)

摘 要:同时定位与地图构建(SLAM)是当今机器人领域的主要研究课题之一。针对如何根据图像估计相机位姿问题,提出一种基于 VINS 的视觉里程计改进方法(ORLK-VINS)。首先,通过双目相机获取图像信息;其次,将图像信息进行直方图均衡化处理,使图像对比度和亮度得到改善;然后,对原图像特征提取算法进行改进,引入 ORB 算法中带有方向的 FAST 角点;最后再将提取的特征点进行正反方向的 LK 光流跟踪匹配,保证匹配特征点的精确性。实验表明,经过改进后的视觉里程计相较于主流的 VINS-Fusion 算法,在某些场景下拥有更好的实时性和定位准确性。

关键词:同时定位与地图构建;视觉里程计;特征提取;跟踪匹配

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6

Improved method of visual odometer based on VINS

Li Xin^{1,2} Zhang Guoliang^{1,2} Xie Bo^{1,2}

(1. Artificial Intelligence Key Laboratory of Sichuan Province, Yibin 644000, China; 2. School of Automation and Information Engineering, Sichuan University of Science and Engineering, Yibin 644000, China)

Abstract: Simultaneous localization and mapping (SLAM) is one of the main research topics in the field of robotics. In order to solve the problem of how to estimate the camera pose according to the image, an improved visual odometry method based on VINS (ORLK-VINS) is proposed in this paper. First of all, the image information is obtained by the stereo camera; secondly, the image information is processed by histogram equalization to improve the image contrast and brightness; then, the original image feature extraction algorithm is improved by introducing FAST corners with direction in the ORB algorithm. Finally, the extracted feature points are tracked and matched by forward and reverse LK optical flow to ensure the accuracy of the matching feature points. The experimental results show that the improved visual speedometer has better real-time performance and positioning accuracy in some scenes than the mainstream VINS-Fusion algorithm.

Keywords: simultaneous localization and mapping; visual odometry; feature extraction; tracking matching

0 引 言

同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM),应用广泛,尤其在机器人、增强现实(AR)、自动驾驶领域。SLAM 技术允许在未知环境中同时构建地图和传感器的位姿估计。其中,基于视觉的 SLAM 在这一领域发挥重要作用,对比基于激光的 SLAM,视觉传感器的配置简单、低成本、尺寸小型化更具有吸引力^[1-2]。

在工程实践中,室内定位往往存在光照条件差、传感器运动速度过快、捕捉图像缺乏纹理等容易造成较大的定位误差,甚至直接导致系统崩溃的问题,这仍然是纯视觉 SLAM(如 ORB-SLAM2^[3])的缺陷。

为了提高系统鲁棒性和精确性,视觉与惯性融合的同时定位与地图构建(visual inertial simultaneous localization and mapping, VI-SLAM)作为一种视觉信息和惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)信息相融合的方案逐渐进入研究者的视线。相机可以通过处理图像中捕

收稿日期:2022-11-02

^{*} 基金项目:四川省应用基础研究项目(2019YJ00413)资助

捉到的特征信息,而 IMU 能在短时间内获得机器人的精确运动估计,减少因为相机运动速度过快导致的定位影响。此外,相机可以提供对 IMU 累积偏移误差的有效校正,所以在一定程度上视觉传感器和 IMU 可以相互补充。

目前,以视觉和 IMU 融合的框架主要有基于滤波和基于优化的两种方式。在考虑是否将图像特征信息加入到特征向量中,最终获得位姿信息的过程又分为紧耦合和松耦合。常见基于滤波的算法有 MSCKF (multi-state constraint kalman filter)^[4]、S-MSCKF^[5]、OpenVINS^[6]等。基于优化的融合算法通常是将位姿估计问题转化为最小二乘法问题,通过迭代求解以获得更准确的结果。在进行紧耦合融合时,发现了 Hessian 矩阵的稀疏特性,解决了因实时性需求的大量计算问题^[7]。常见的算法有 ORB-SLAM3^[8]、VINS-Mono^[9]等。

SLAM 系统架构主要分为前端和后端。前端(也称为视觉里程计)的任务是收集传感器数据,对移动物体进行状态估计。后端主要为前端状态估计的误差进行优化,使预测的位姿更精确。针对视觉里程计中,单目相机无法估计环境的真实尺度问题,宋玉琴等^[10]提出了一种优化的单目初始化算法,即利用多平面点优化了单目 SLAM。

在视觉里程计中,核心任务是通过相机收集到的图像信息求解相机位姿。其主要方法有特征点法和直接法两大类。基于特征点法中,刘建军等^[11]通过融合点线特征以及惯性测量信息对 SLAM 系统进行参数初始化,更好地解决弱纹理场景(如光滑墙面、走廊等环境)下 SLAM 前端捕捉特征点不足问题。尹胜楠等^[12]通过利用改进快速自动彩色增强(automatic color enhancement, ACE)图像增强技术对原图像附加一些信息或变换数据,有选择地突出图像中感兴趣的特征或抑制图像中某些不需要的特征,使系统整体鲁棒性提高。Diao 等^[13]为避免提取关键点和描述子,对关键帧使用基于特征的方法,对非关键帧使用稀疏光流法保证位姿估计准确性。Fu 等^[14]提出了一种 FastORB-SLAM 算法,特征提取与匹配分为两个阶段,首先通过运动模型估计初始关键点与基于金字塔的稀疏光流跟踪相对应,其次利用光束法平差(bundle adjustment, BA)改进对应关系,该方法运算速度约为 ORB-SLAM2 的 2 倍。基于直接法中,其原理是根据像素亮度信息估计相机位姿。主要是通过光流法跟踪特征点的运动。於小杰等^[15]通过结合 ORB(oriented FAST and rotated BRIEF)特征提取和光流金字塔,并采用 FLANN-KNN 匹配规则进行误匹配点的滤除,在无人机平台上证明了算法的定位效果和较好的实时性。冯明驰等^[16]提出一种多焦距动态立体视觉 SLAM 方法,克服了标准立体相机无法兼顾距离和宽视场感知场景的缺点,并去除动态物体对 SLAM 的影响,在公开数据集上证明比主流 ORB-SLAM3 的定位精度有所提高。Liu 等^[17]针对相机运动相对较慢,可能会出现运动模糊的问题提出一种混合视觉里程计与直接法的措施,通过直接对图像形成过程进行建模

提高视觉里程计的鲁棒性,同时保持和使用无运动模糊的图像时视觉里程计具有的相似精度。

对于视觉里程计,由于图像中特征点的提取和匹配极易受到光照强度、图像模糊、图像纹理弱等因素影响。此外,特征点是有限的,对于一幅由几十万个像素组成的图像,基于特征点的方法很可能造成大部分有用图像信息的缺失,从而影响整个 SLAM 系统的鲁棒性。

针对上述问题,本文提出一种特征点法和直接法相结合的算法,即 ORLK-VINS(oriented fast lucas kandae-visual inertial navigation systems)。因为单目相机缺少尺度信息,无法获取图像深度。本文采用双目相机获取视觉信息。通过直方图均衡化处理,使图像对比度和亮度得到改善。对特征点进行提取时,本文采用改进 ORB 算法,只算出图像中带有方向的 FAST 角点,然后在通过正、反方向的光流跟踪对角点进行匹配,以更好地解决系统中定位的准确性较差的问题。

1 系统框架

本文提出的 SLAM 算法是在 VINS-Fusion^[18]基础上进行改进,在接收到双目图像信息后,进行直方图均衡化、对 ORB 算法进行改进,即只提取带有方向的 FAST 角点、使用正反向光流匹配跟踪。系统流程如图 1 所示,其中红色虚线框内为本文提出改进方法。

1)前端,系统输入信息包括两个部分,双目相机采集到的图像信息和 IMU 测得的加速度计和陀螺仪数据。每个时刻采集到的图像称为 1 帧,当接受到图像和时间信息后,视觉里程计里首先进行直方图均衡化,对左目图像进行带有方向的 FAST 角点提取,通过光流法追踪上一帧的特征点,保证提取足够特征点后,再对右目进行特征提取和追踪匹配,估计出粗略的相机运动。

2)初始化,在世界坐标系下,当前端特征点进行匹配完成后,即可通过三角化测量估计像素之间点的距离,再进行一次非线性优化完成视觉部分位姿初始化。针对 IMU 预积分得到结果位置 P 、速度 V 、旋转 Q 对加速度零偏和角速度零偏进行修正,完成视觉与惯性对齐,最终实现视觉和惯性的位姿初始化。

3)后端,根据目前所获得的点特征、位姿匹配、位移、速度、旋转矩阵、像素逆深度、相机与 IMU 时间戳等信息加入到滑动窗口,边缘化先验,建立残差模型进行非线性优化,即可对相机运动位姿实时定位并建立稀疏路标点的地图。最后当检测出传感器经过同一位置时,触发回环检测,消除轨迹的累积误差,使整个 SLAM 系统的精度和鲁棒性得到明显提升。

2 视觉里程计改进方法

2.1 直方图均衡化

在图像特征提取前,首先要对双目相机接受到的彩色图像序列进行灰度化处理。这样做的目的在于图像序列

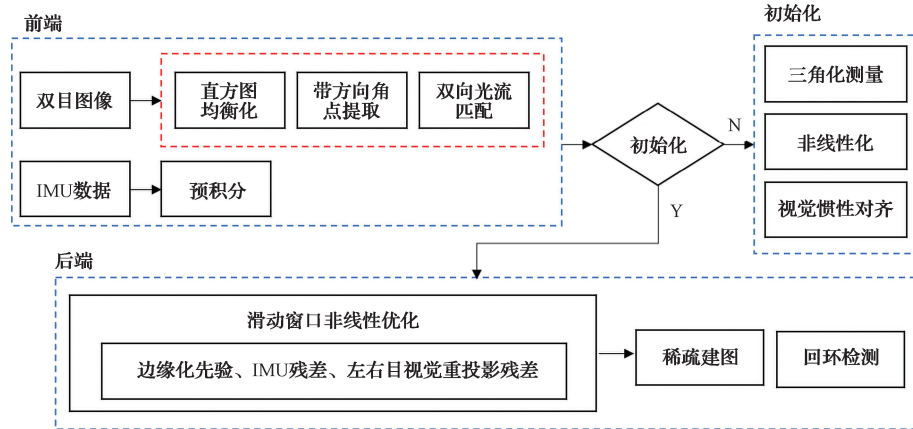


图1 ORLK-VINS 系统框架

本身为RGB彩色模型,其每个像素点都有 $265 \times 256 \times 256$ 种变换,包含信息量过大。而灰度化以后使R、G、B分量相同,即每个像素点只有 $0 \sim 255$,共256种变换。在保持图像特征不受改变的同时极大地提高了运算速度。

直方图均衡化能将灰度范围分布不均匀的原始图像序列,通过变换函数 r 的累积直方图函数映射为灰度范围分布均匀的图像。在离散情况下,灰度累积分布函数 s_k 为:

$$s_k = T(r_k) = \sum_{i=0}^k p_r(r_i) = \sum_{i=0}^k \frac{n_i}{n} \quad (1)$$

$$k = 0, 1, 2, \dots, L-1$$

式(1)通过将 r_k 的像素应该变换函数 T 修正为灰度值为 s_k 的像素,其中, $\sum_{i=0}^k p_r(r_i)$ 表示 k 个灰度级累加的概率分布函数, n_i 表示灰度值为 r_i 的像素个数, n 表示给定图像的像素总数。

2.2 改进 ORB 特征提取

针对直方图均衡处理后的图像在进行特征提取时,可能出现角点的尺度不一致问题,本文提出使用不同尺度图像构建图像金字塔,按照面积将特征点均摊到金字塔的每层图像上,使每个被提取的特征点具有尺度不变性,如图2所示。

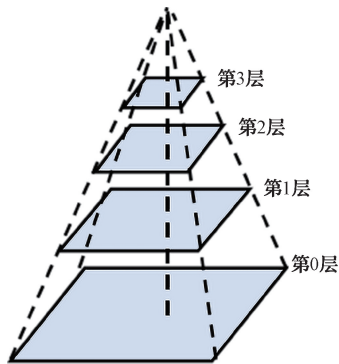


图2 图像金字塔

设图像的宽为 W ,长为 L ,缩放因子为 $s(0 < s < 1)$,第0层为原图像,第1层为经过缩放因子 s 第1次后得到的结果,通过叠加后,第3层是经过缩放因子 s 第2次之后的结果,则整个图像金字塔的总面积为:

$$S = L \times W \times [s^2]^0 + L \times W \times [s^2]^1 + \dots + L \times W \times [s^2]^2 = \frac{L \times W}{c} \times \frac{1 - [s^2]^3}{1 - [s^2]} = C \frac{1 - [s^2]^3}{1 - [s^2]} \quad (2)$$

指定出需要提取的特征总数,按照等比数列关系算出单位面积特征点数量:

$$N_{avg} = \frac{N}{S} = \frac{N}{C \frac{1 - [s^2]^3}{1 - [s^2]}} = \frac{N \{1 - [s^2]\}}{C \{1 - [s^2]^3\}} \quad (3)$$

第 $\alpha(\alpha = 0 \sim 3)$ 层应分配的特征点数为:

$$N_\alpha = \frac{N \{1 - [s^2]\}}{\{1 - [s^2]^\alpha\}} [s^2]^\alpha \quad (4)$$

ORB特征点是由FAST角点和BRIEF描述子组成。本文采用的改进ORB算法,即只提取图像中带有方向的FAST角点使特征提取速度更快,如图3所示,但不特征点周围的区域进行描述,改用正反向光流法进行特征匹配。特征提取步骤如下。

- 1) 选取图像中的像素点 p ,假设亮度为 I_p 。
- 2) 设置一个阈值 t 。
- 3) 以像素 p 为圆心,半径为3的圆上选取16个像素点。
- 4) 将像素点 p 和领域圆上标号为1、5、9、13的像素点进行比较,至少有3个像素点满足大于 $I_p + t$ 或小于 $I_p - t$,则 p 可能是角点。
- 5) 再将像素点 p 和标号1~16进行比较,如果连续有9个点的亮度大于 $I_p + t$ 或小于 $I_p - t$,则 p 为角点。
- 6) 循环步骤1)~5),直至遍历完图像金字塔中每个像素点。
- 7) 为了避免图像上出现某个位置角点过于密集,将采用非极大值抑制(non-maximal suppression)。每个特征点会计算相应的响应得分,然后取像素点 p 为中心,取其

领域角点,判断 p 是否为响应值最大。如果是则保留,否则抑制。强度响应函数为:

$$V = \max \begin{cases} \sum_{i=1}^{16} p_i - p, & (p_i - p) > t \\ \sum_{i=1}^{16} p - p_i, & (p - p_i) > t \end{cases} \quad (5)$$

其中, V 是领域内响应得分最大的角点,其余的角点将舍去。

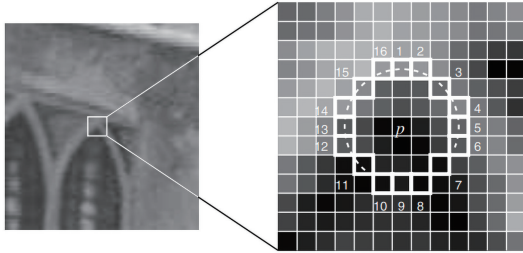


图3 FAST角点提取

通过提取每一帧图像金字塔上的特征点后,已知的特征点属性有位置坐标和金字塔所在层数。最后采用灰度质心法计算特征点的方向。

在一个图像块 B 中,图像块的矩 m_{pq} 定义为:

$$m_{pq} = \sum_{x,y \in B} x^p y^q I(x,y), \quad p,q = \{0,1\} \quad (6)$$

式中: (x,y) 表示像素坐标; $I(x,y)$ 表示图像块像素坐标的灰度值。

通过式(6)可以确定图像块的质心 C :

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (7)$$

将图像块 B 的几何中心 C 连接,构造方向向量 $\vec{OC}$, 即特征点方向 θ 为:

$$\theta = \arctan\left(\frac{m_{01}}{m_{10}}\right) \quad (8)$$

2.3 光流法特征跟踪

在视觉里程计中,特征点的匹配和跟踪主要分为提取带有方向的 FAST 角点和利用稀疏光流法(LK)对角点移动速度进行计算两步。

1) 正向 LK 光流法

LK 光流算法^[19]必须满足灰度不变假设,即同一个空间点的像素灰度值,在各个图像中是固定不变的。设在图像中 t 时刻提取到的一个角点位置为 (x,y) ,利用灰度不变假设,从 t 到 $t+dt$ 时刻变化有:

$$I(x+dx, y+dy, t+dt) = I(x,y,t) \quad (9)$$

将式(9)中 $I(x+dx, y+dy, t+dt)$ 进行一阶泰勒展开,整理后得:

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\Delta dx}{dt} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\Delta dy}{dt} = -\frac{\partial I}{\partial t} \quad (10)$$

式中: $\Delta dx/dt$ 表示角点沿 x 轴方向速度, $\Delta dy/dt$ 表示

角点沿 y 轴方向速度,分别记作 u,v 。

在 $t+dt$ 时刻,设函数 $T(x+dx, y+dy)$ 为光流匹配到下一帧角点灰度值 $(x+dx, y+dy)$,利用非线性优化,可求出当前帧角点与下一帧角点的匹配关系为:

$$\|f(dx, dy)\|^2 = \|I(x,y) - T(x+dx, y+dy)\|^2 \quad (11)$$

式中: $I(x,y)$ 表示当前帧中角点位置; $f(dx, dy)$ 表示两帧之间的灰度差异。

根据高斯牛顿法,可得 $f(dx, dy)$ 的雅可比矩阵 J 为:

$$J = \left[\frac{\partial f}{\partial dx}, \frac{\partial f}{\partial dy} \right] \quad (12)$$

当前帧和下一帧之间的增量变换 $(\Delta dx, \Delta dy)$ 表示为:

$$[\Delta dx, \Delta dy]^T = -(J^T(dx, dy))J(dx, dy)^{-1}J^T(dx, dy)f(dx, dy) \quad (13)$$

对式(13)两边同时除以时间差 Δt ,可求出角点 (x, y) 的移动速度为:

$$[u, v]^T = -(J^T J)^{-1} J^T \frac{f(dx, dy)}{\Delta t} \quad (14)$$

2) 反向 LK 光流法

在图像两帧之间,通过非线性优化,对每个提取到的角点 $f(dx, dy)$ 进行估算,这会导致计算量过大,影响进程效率。考虑到光流法匹配时,图像帧与帧提取到的角点是可逆的,本文提出了一种反向 LK 光流算法,在非线形优化迭代过程中,只需计算一次雅可比矩阵 J 即可对角点进行光流匹配。

设当前帧的角点 a 正向到下一帧角点 b 光流匹配变化量为 p ,同理, b 反向到 a 的变化量为 q 。要使匹配后 $q(b)$ 与当前的 $p(a)$ 差值最小,即优化函数为:

$$f(q) = W(q(b)) - W(p(a)) \quad (15)$$

其中,对于每次帧与帧之间的匹配, q 的初始值都为 0, $f(q)$ 是一个常量。 $f(q)$ 的雅可比矩阵为:

$$J(q) = \frac{\partial W(q(b))}{\partial q} - \frac{\partial W(p(a))}{\partial q} \quad (16)$$

其中,因为 q 的初始值都为 0, $q(b)=b$ 。式(16)可以化简为:

$$J(q) = \frac{\partial W(b)}{\partial q} \quad (17)$$

关于变化量 q 的雅可比矩阵等于对下一帧角点 b 求关于变换参数 q 的雅可比矩阵。可以得出反向光流变换增量 Δq 为:

$$\Delta q = -(J^T J)^{-1} J^T f(q) \quad (18)$$

其中, $f(q)$ 为:

$$f(q) = W(B) - W(p(a)) \quad (19)$$

在反向光流法中,得到了角点 b 的变换增量 Δq ,因为角点 b 到角点 a 的变换 q 初始值为 0,每次迭代中,帧与帧之间的反向匹配雅可比矩阵 J 相同,所以只需通过逆变换

$(\Delta q)^{-1}$ 就能得到正向光流中角点 a 到角点 b 的光流匹配。

3 实验与结果分析

为验证本文所提 ORLK-VINS 算法拥有更好的实时性和准确性,选用的计算机,其 CPU 为 i7-10875 H,内存 16 G,系统为 Ubuntu16.04。实验主要基于 EuRoC MAV 数据集中的 7 个序列和 KITTI 数据集中的 5 个序列进行的,分别分析 ORLK-VINS 算法和 VINS-Fusion 算法不同实验结果。

3.1 EuRoC 数据集实验

EuRoC 数据集包括一个六角旋翼直升机并配置了一个双目相机和 IMU 作为传感器进行数据采集。数据集中的真实轨迹由动作捕捉系统和激光追踪扫描仪组成。数据集采集的环境主要包括一个工厂大厅和两个房间。在工厂大厅中 ORLK-VINS 算法前端采集到的特征点,如图 4 所示。

图 4 为双目相机采集到的图像,左目特征点颜色越红表示某个区域内跟踪的次数越多,通过将左目特征点和右

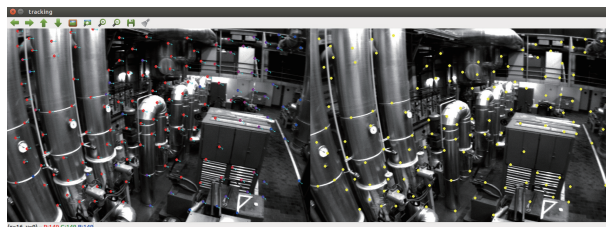


图 4 ORLK-VINS 特征提取与匹配

目特征点进行速度计算,实现光流正反向匹配。

实验使用开源工具 evo 来评估 SLAM 算法在数据集上运行结果的准确性,并统一使用绝对轨迹误差 (ATE) 作为数据集序列运行结束后和真实轨迹之间的误差评估标准。表 1 为在 7 种不同序列中,本文算法 ORLK-VINS 与 VINS-Fusion 之间的误差比较,其中最大误差 (Max) 平均降低 30.9%,均值误差 (Mean) 平均降低 42.1%,中值误差 (Medium) 平均降低 38.2%,均方根误差 (RMSE) 平均降低 37.2%,标准差误差 (Std) 平均降低 37.9%。

表 1 EuRoC 数据集下绝对轨迹误差比较

(m)

序列	算法	Max	Mean	Medium	RMSE	Std
MH-02	ORKL-VINS	0.291	0.143	0.152	0.162	0.053
	VINS-Fusion	0.546	0.225	0.253	0.274	0.167
MH-03	ORKL-VINS	0.413	0.152	0.134	0.167	0.068
	VINS-Fusion	0.604	0.308	0.246	0.342	0.167
MH-04	ORKL-VINS	0.566	0.236	0.256	0.337	0.164
	VINS-Fusion	0.720	0.390	0.350	0.461	0.155
MH-05	ORKL-VINS	0.482	0.245	0.219	0.280	0.097
	VINS-Fusion	0.625	0.337	0.364	0.358	0.174
V1-01	ORKL-VINS	0.127	0.055	0.056	0.067	0.026
	VINS-Fusion	0.205	0.108	0.109	0.110	0.043
V2-01	ORKL-VINS	0.257	0.062	0.059	0.083	0.048
	VINS-Fusion	0.325	0.117	0.080	0.140	0.077
V2-03	ORKL-VINS	0.412	0.148	0.191	0.176	0.100
	VINS-Fusion	0.623	0.290	0.314	0.335	0.156

为了更直观地显示估计结果,图 5 所示为开源 VINS-Fusion 算法和本文提出的 ORLK-VINS 算法在 V1-01 序列上三维轨迹误差比较。虚线 GT_V1-01 表示真实轨迹,ORKL-VINS 表示本文算法轨迹,VINS-Fusion 表示开源算法轨迹。可以看出在 V1-01 序列中,经本文改进后的 ORLK-VINS 算法因采用了带有方向的快速 FAST 角点获取特征点和正反向光流匹配提高特征匹配精度后,相较 VINS-Fusion 更能提高系统的整体定位精度,其运动轨迹更贴合真实轨迹。

为进一步研究误差轨迹,在 EuRoC 数据集选取两种不同序列,分别再将 ORLK-VINS 和真实轨迹,VINS-Fusion 和真实轨迹的 X-Z 轴绝对轨迹误差 (APE) 进行比

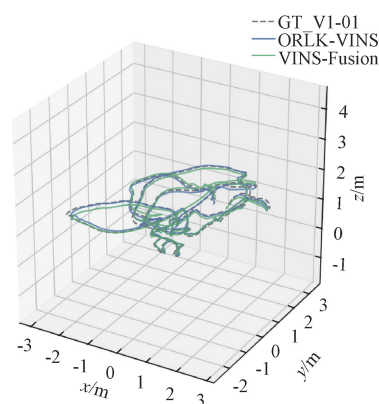


图 5 V1-01 序列的不同算法之间估计轨迹的比较

较。如图6所示,图6(a)和(b)是在MH-02数据集下,本文算法的均方根误差比VINS-Fusion缩小了0.112 m,位置精度提高了40.8%。图6(c)和(d)是在MH-03数据集

下,本文算法的均方根误差比VINS-Fusion缩小了0.175 m,位置精度提高了51.1%,整体上看,本文提出的ORKL-VINS能更鲁棒地完成实时定位与建图任务。

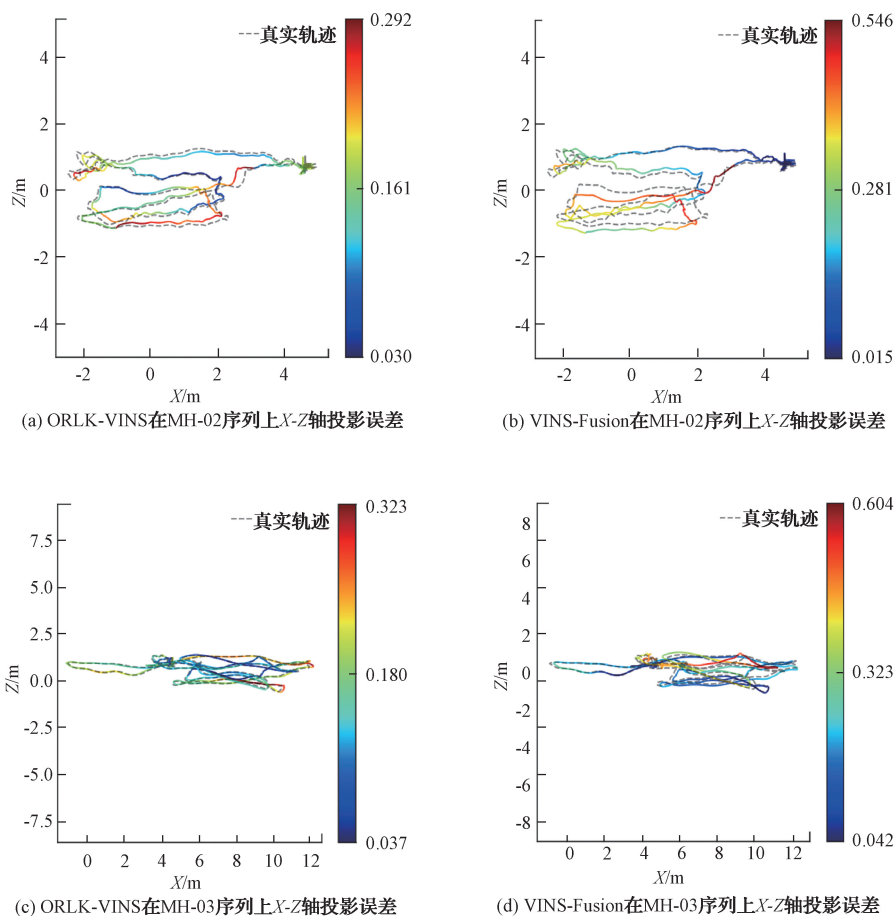


图6 EuRoc序列下不同算法X-Z轴误差对比

3.2 KITTI数据集实验

KITTI数据集常用于评估基于视觉和惯性里程计或者激光SLAM的数据集,它主要是在机动车上配置两个灰度摄像头,两个彩色摄像头,一个64线程的3D激光雷达及一个GPS导航系统完成对数据的采集。选择KITTI的00序列进行对比实验,如图7所示。绿色柱状图表示本文改进算法ORKL-VINS,蓝色柱状图表示VINS-Fusion,可以明显看出误差量化指标:标准误差、均方根误差、最小误差、中值误差、均值误差、最大误差的最终结果,本文的改进算法均明显优于VINS-Fusion。

ORKL-VINS和VINS-Fusion算法在00序列采集完成后,对其轨迹误差进行分析,结果如图8所示。图8(a)中X-Z轴的轨迹误差与图8(b)相比,平均缩小1.4 m左右,颜色明显偏蓝,更接近真实轨迹,精确度更高。

VINS-Fusion和本文提出的算法在KITTI数据集00~04序列中绝对轨迹误差比较结果如表2所示。因为KITTI所采集的数据都是在室外进行,双目视觉传感器

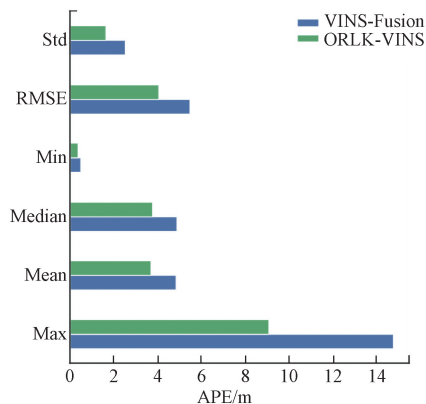


图7 ORLK-VINS与VINS-Fusion误差量化对比

受环境、机动车本身车速、周围动态障碍物变化、运行时间长短等因素的影响,其采集后的误差变化较大。与VINS-Fusion相比,本文方法在00~04序列轨迹误差更小, RMSE平均降低了29.3%。

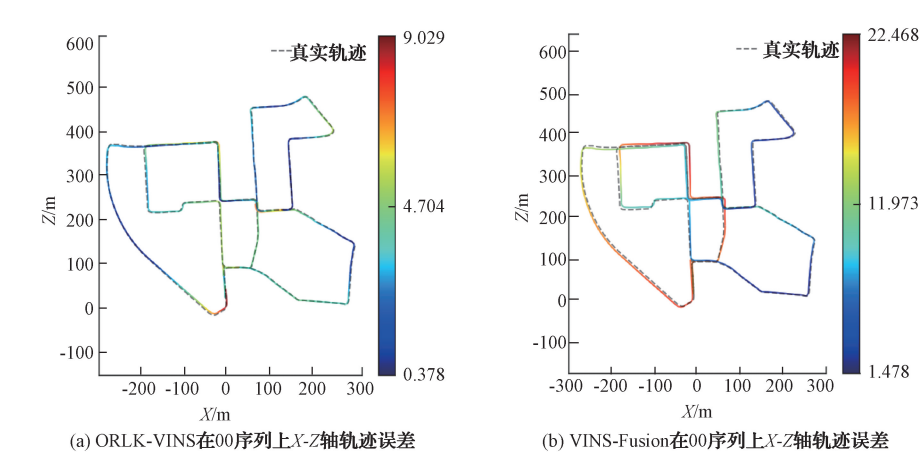


图 8 KITTI 00 序列下不同算法 X-Z 轴误差对比

表 2 KITTI 数据集下绝对轨迹误差比较 (m)						
序列	算法	Max	Mean	Medium	RMSE	Std
00	ORKL-VINS	9.020	3.690	3.748	4.042	1.635
	VINS-Fusion	14.703	4.837	4.844	5.458	2.528
01	ORKL-VINS	9.737	4.463	4.377	4.814	1.790
	VINS-Fusion	13.660	7.994	5.735	8.226	2.141
02	ORKL-VINS	43.564	14.773	11.654	17.198	6.595
	VINS-Fusion	55.152	19.037	16.143	21.399	10.529
03	ORKL-VINS	2.762	1.682	1.295	1.760	0.580
	VINS-Fusion	3.528	2.823	1.966	2.573	1.192
04	ORKL-VINS	2.003	0.834	1.197	1.105	0.570
	VINS-Fusion	2.820	1.153	1.268	1.510	0.722

4 结 论

本文提出了一种基于 VINS 的视觉里程计改进算法 ORLK-VINS,对双目相机观测到的图像数据,首先进行直方图均衡化处理提高算法运算速度,再改进特征点提取方式,提取带有方向的 FAST 特征点,最后通过光流法进行正反向特征点光流匹配。在开源的 EuRoc 数据集和 KITTI 数据集上实验结果表明,本文提出的视觉里程计改进方式是可行的,算法能更准确地捕捉到环境中的特征点,完成特征匹配任务。与 VINS-Fusion 相比,本文提出的 ORLK-VINS 在导航定位精度高于 VINS-Fusion,增强了系统整体的鲁棒性。

参 考 文 献

[1] 刘浩敏,章国锋,鲍虎军. 基于单目视觉的同时定位与地图构建方法综述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2016,28(6):855-868.

[2] MACARIO BARROS A, MICHEL M, MOLINE Y, et al. A comprehensive survey of visual slam algorithms[J]. Robotics,2022,11(1): 24.

[3] 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.

[4] LI M, MOURIKIS A I. High-precision, consistent EKF-based visual-inertial odometry [J]. The International Journal of Robotics Research, 2013, 32(6): 690-711.

[5] SUN K, MOHTA K, PFROMMER B, et al. Robust stereo visual inertial odometry for fast autonomous flight[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018,3(2): 965-972.

[6] GENEVA P, ECKENHOFF K, LEE W, et al. Opencvins: A research platform for visual-inertial estimation[C]. 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2020: 4666-4672.

[7] LIU Y, ZHAO C, REN M. An enhanced hybrid visual-inertial odometry system for indoor mobile robot[J]. Sensors,2022,22(8): 2930.

[8] CAMPOS C, ELVIRA R, RODRIGUEZ J J G, et al. ORB-SLAM3: An accurate open-source library for

- visual, visual-inertial, and multimap slam[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2021, 37(6): 1874-1890.
- [9] QIN T, LI P, SHEN S. Vins-mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(4): 1004-1020.
- [10] 宋玉琴, 熊高强, 曾贺东, 等. 多平面点优化的单目SLAM方法[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(10): 40-45.
- [11] 刘建军, 卢大威, 胡雪花, 等. 基于点线特征的快速单目惯性SLAM算法[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(3): 14-19.
- [12] 尹胜楠, 崔学荣, 李娟, 等. 基于快速ACE算法的视觉里程计图像增强方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(6): 27-33.
- [13] DIAO Y, CEN R, XUE F, et al. ORB-SLAM2S: A fast ORB-SLAM2 system with sparse optical flow tracking[C]. 2021 13th International Conference on Advanced Computational Intelligence (ICACI), 2021: 160-165.
- [14] FU Q, YU H, WANG X, et al. Fast ORB-SLAM without keypoint descriptors[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 31: 1433-1446.
- [15] 於小杰, 贺勇, 刘盛华. 一种用于无人机室内定位的改进ORB光流算法[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(4): 266-271.
- [16] 冯明驰, 刘景林, 李成南, 等. 一种多焦距动态立体视觉SLAM[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(11): 200-209.
- [17] LIU P, ZUO X, LARSSON V, et al. MBA-VO: Motion blur aware visual odometry[C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 5550-5559.
- [18] QIN T, CAO S, PAN J, et al. A general optimization-based framework for global pose estimation with multiple sensors[J]. Computer Science, 2019, arXiv: 1901.03642.
- [19] 周磊, 马立. 基于稀疏光流法的ORB特征匹配优化[J]. 应用光学, 2019, 40(4): 583-588.

作者简介

李歆, 硕士研究生, 主要研究方向为机器人技术。

E-mail: 576145181@qq.com

张国良(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为机器人技术。

E-mail: zhgl@sohu.com