

## 基于 ORB 特征的单目视觉定位算法研究

朱永丰<sup>1</sup> 朱述龙<sup>1</sup> 张静静<sup>2</sup> 朱永康<sup>3</sup>

(信息工程大学导航与空天目标工程学院 郑州 450001)<sup>1</sup> (河南大学环境与规划学院 开封 475004)<sup>2</sup>  
(佛山市高明区技工学校 佛山 528500)<sup>3</sup>

**摘 要** 针对大范围室外场景和具有重复、高频纹理特征(例如水泥地、草坪)的场景,提出了一种鲁棒性强、定位精度高、速度更快的视觉定位算法。采用 8 级图像金字塔的 ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) 特征描述子提取图像特征点,通过 K 近邻(KNN)匹配相邻图像序列的特征点对,依次解算基础矩阵  $F$  和本质矩阵  $E$ ,采用自适应法利用单应矩阵和本质矩阵进行位姿估计,最后解算两帧图像间相机刚体运动的旋转  $R$  和平移  $t$ ,利用三角测量法则求解出匹配点的三维坐标,重建相机运动轨迹。为了提高算法性能,提出采用最小化基于点特征的非线性重投影误差优化三维点。通过调用 OpenCV 在 C++ 中实现,对所采集的数据集进行测试,测试结果表明,该方法比传统的 3D 位姿估计更优,实时可行。由于其基于单目而实现,因此无法得到尺度信息。

**关键词** 视觉定位,运动估计,ORB,特征点匹配,特征跟踪

中图分类号 TP391.7 文献标识码 A

### Monocular Vision Alignment Algorithm Based on ORB

ZHU Yong-feng<sup>1</sup> ZHU Shu-long<sup>1</sup> ZHANG Jing-jing<sup>2</sup> ZHU Yong-kang<sup>3</sup>

(Institute of Navigation and Aerospace, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China)<sup>1</sup>

(College of Environment and Planning, Henan University, Kaifeng 475004, China)<sup>2</sup>

(Gaoming District of Foshan City Technical School, Foshan 528500, China)<sup>3</sup>

**Abstract** We proposed a monocular visual location algorithm which is faster, higher precise, and more robustness than current state-of-the-art methods in a wide range, repeated, high-frequency texture features (for example, cement, lawn) scenes. We extracted ORB (oriented fast and rotated brief) feature of sequences, matched point matches of images by using KNN, then computed the fundamental matrix  $F$  and the essential matrix  $E$  and used them to compute the initial camera pose. Then we computed the rotation matrix  $R$  and the translation vector  $t$  for every pair of images, and computed the camera motion between the current and the previous image, triangulating 3-D points (structure) from 2-D image correspondences, tracking the trajectory of camera. In order to improve our algorithm, we refined the pose and structure through minimizing the reprojection error. A test was made on our datasets which has been implemented in OpenCV/C++. The results is much better than tradition algorithm. Since it is a monocular implementation, we cannot do absolute scale estimation.

**Keywords** Visual location, Motion estimate, ORB, Feature matching, Feature tracking

### 1 引言

在计算机视觉领域,视觉定位算法是一个通过分析相关图像序列来确定机器人位置和朝向的过程<sup>[1]</sup>。视觉里程计是一种利用连续的图像序列来估计机器人移动距离的方法,为保证视觉定位算法的高效运行,应保证充足的光照和足够的纹理特征,以便进行特征提取<sup>[2]</sup>。此外,连续帧之间应保证足够的影像重叠区域。基于视觉定位的算法在一定程度上可以增强移动平台定位精度,视觉定位算法最初是用在火星车上的,即在火星上没有 GPS 信号、基于车轮编码器测距的方法

不可靠。近年来,视觉定位算法应用在自动驾驶、可穿戴电子设备、现实增强、游戏等方面。

传统的移动平台定位方法包括 GPS、激光、红外、轮式里程计、惯性导航定位等,但在实际应用环境中,由于环境信息的复杂性、不可预知性等,尤其在特殊环境下(如地面松软、摩擦力弱或是道路颠簸等情况),可能出现偏差,导致任务无法继续执行。传统的定位方法有许多不足之处,例如指南针可能受到电磁干扰,全球卫星定位系统(GPS)用途广泛、精度高,但受环境影响大,室内和有遮挡区域等卫星信号不佳的地方均无法使用,易受遮挡影响,惯性导航(IMU)通过线加速

朱永丰(1989—),男,硕士生,主要研究方向为视觉导航,E-mail:zhuyongfeng1989@foxmail.com;朱述龙(1964—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为摄影测量与遥感及导航,E-mail:zhushulong@sina.com;张静静(1991—),女,硕士生,主要研究方向为遥感图像解译,E-mail:970859759@foxmail.com;朱永康(1980—),男,讲师,主要研究方向为机器制造,E-mail:zhuyongkang@foxmail.com。

度和角速度的积分实现航位推算,但易受噪声影响而发生位置“漂移”,而且误差会随着时间推移而不断累积;轮式里程计在车轮发生滑动时误差会迅速增大,简单的测距定位(激光、红外等传感器)精度较低,且设备价格昂贵、功率大。

视觉传感器具有体积小、功耗低、价格便宜等优点,并且可以感知更为丰富的环境信息,因而在移动机器人自定位算法中得到了越来越多的应用<sup>[1-4]</sup>。视觉定位系统只需要为机器人配备相机,能耗低、便携性好、抗电磁干扰能力强。相比基于红外线、超声波、激光等测距定位方法,视觉定位被动地感知环境中的可见光,不需要主动向外界发射能量信号,隐蔽性更好。

视觉定位算法是基于相机的刚性几何运动关系计算出 6 个自由度运动轨迹参数,视觉定位算法是一种利用连续的图像序列来估计机器人移动距离的方法。本文主要围绕基于影像序列的移动平台定位算法展开研究。

现有的基于视觉的定位系统包括立体视觉定位系统、全景视觉定位系统、单目视觉定位系统、多目视觉定位系统等<sup>[1-4]</sup>。单目视觉定位系统采用单目摄像机作为外部传感器,相比双目立体视觉定位系统,对设备安装的要求低,成本投入少,在城市化道路环境中,大部分的路面满足平面的要求,所以在这种场景中,采用单目视觉里程计是合理有效的,同时单目视觉里程计对于硬件要求低,处理速度快,可以满足实时性的要求<sup>[5]</sup>。

当前的视觉系统主要集中在研究双目视觉定位,但由于双目设备安装、标定环节过于繁琐,另一方面现有的基于单目视觉的定位算法精度普遍较低。基于以上问题,提出了一种基于 ORB 特征跟踪的单目视觉定位算法,该方法的思路是通过图像特征进行逆透视投影变换和参数求解进行特征跟踪以及相关的不确定性的模型构建。与传统方法有所不同,其将 2D 位姿和最大限度地运动约束,而不是求解三维姿态变化。对数据集进行测试,测试结果表明,该法比传统的 3D 位姿估计更优,实时可行。

## 2 单目视觉定位系统工作流程

本文构建了一个单目视觉定位系统,详见 GitHub (<https://github.com/zhuyongfeng/Monocular-Location>) 本文设计的基于单目视觉的定位算法,具体流程如图 1 所示。

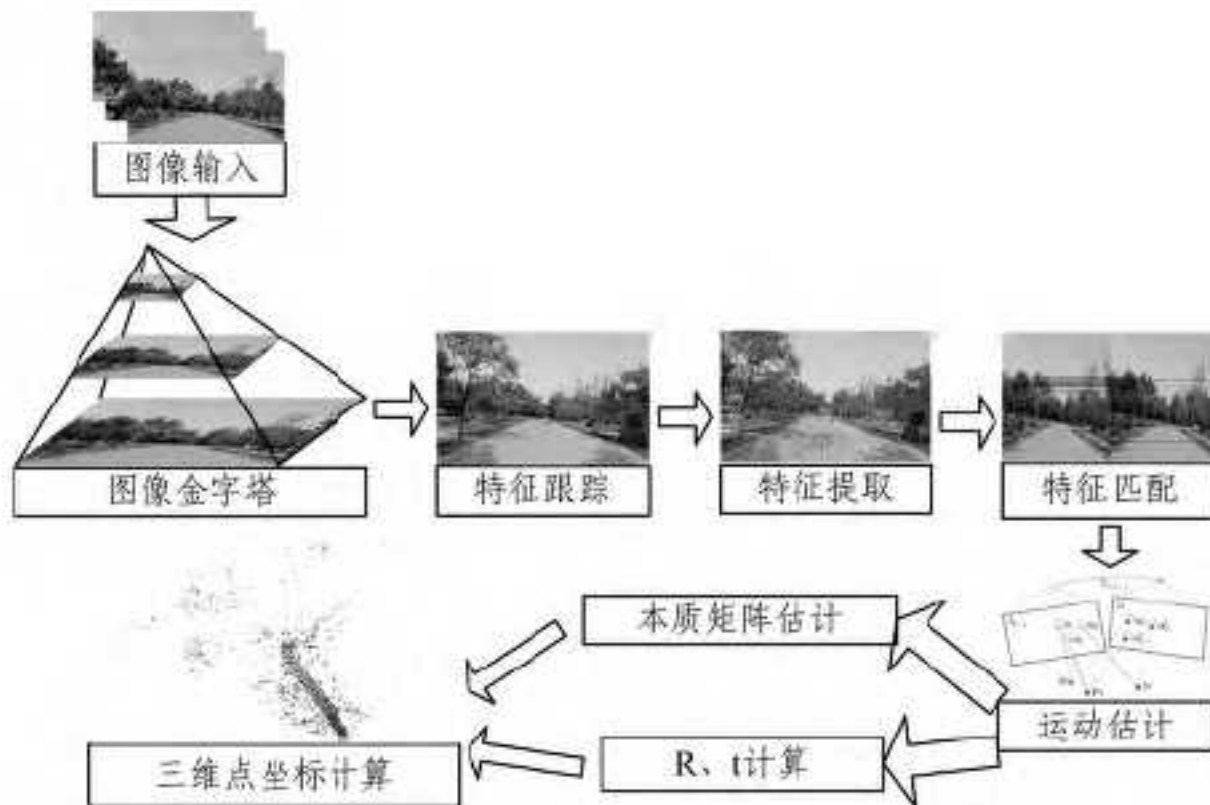


图 1 算法步骤流程示意图

(1) 首先输入序列图像,单目相机输出的灰度图像视频流,记  $k$  时刻的图像为  $I_k$ ,  $k-1$  时刻的图像为  $I_{k-1}$ ;

(2) 对之前帧图像  $I_{k-1}$  用改进的 ORB 特征描述子提取特征点,并且在  $I_k$  图像中跟踪这些特征点,通过 K 近邻(KNN)匹配相邻图像序列的特征点对。设置要求的特征点最低数量,当低于此阈值(本文设  $\sigma=50$ )时,则重新进行检测。

(3) 采用 Nister<sup>[6]</sup> 的 5 点算法结合 RANSAC 估计,迭代求解计算本质矩阵。为了减少误匹配情况的影响,通过 RANSAC 估计方法来计算基本矩阵  $F$ 。同样的一组特征点,如果用来连续计算两次基本矩阵,得到的结果往往差异很大,基于该问题,根据得到的内点数,采用常规的 8 点基本矩阵计算方法,这样得到的基本矩阵能保持不变。

(4) 根据匹配的三维点对和本质矩阵,求解旋转矩阵  $R_k$  和平移向量  $t_k$ ,  $R_k$  和  $t_k$  构成  $T_{k,k-1}$ 。其中  $T_{k,k-1} = \begin{bmatrix} R_{k,k-1} & t_{k,k-1} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ ,表示的是  $k$  时刻和  $k-1$  时刻相机位置的变换矩阵。

(5) 将运动估计得到的单步运动参数累积,得到世界坐标系下机器人的全局位姿, $k$  时刻的相机位置记为  $C_k$ ,  $k-1$  时刻的相机位置记为  $C_{k-1}$ ,其中  $C_k = C_{k-1} T_{k,k-1}$ ,重建机器人漫游轨迹,并等待下一帧图像输入,从步骤(1)开始循环重复步骤。

## 3 主要算法描述

### 3.1 特征提取与匹配

本文采用 8 级图像金字塔( $Scale=1.2$ )提取 ORB 特征,图像  $I_{k-1}$  提取特征点,并且在  $I_k$  图像中跟踪这些特征点,利用这些特征点三角化计算得到新的点云和相机位置。采用改进的 ORB<sup>[7]</sup> 特征检测算法,采用 FAST 特征检测子和 K 近邻(KNN,本文中  $k=2$ )描述符相结合,再用 RANSAC 剔除误匹配。实验表明其具有更高的鲁棒性和高效性,比 SIFT、SURF 等特征提取算法更加理想。

为提高系统速度,仅对关键帧进行特征提取,而不用对每一帧进行特征提取,详见 3.4 节。

### 3.2 本质矩阵估计

通过匹配图像序列计算基本矩阵  $F_\sigma$  进行位姿估计,对于从当前帧的匹配帧  $X_r$  在参考帧中的每个匹配  $X_c$  参考系:

$$X_c = F_\sigma X_r \quad (1)$$

使用针孔投影模型,可以计算出本质矩阵  $E_\sigma = K^T F_\sigma K$ ,其中  $K$  是相机矩阵。由于基本矩阵产生 4 个自由度<sup>[8]</sup>,为解决位姿多值化问题,消除歧义,通过 2D 到 3D 的对应关系计算重投影误差  $R_S$ :

$$R_S = \sum_{i=1}^n \begin{cases} 1, & d(x_c, \hat{x}_c)^2 + d(x_r, \hat{x}_r)^2 < T_{Proj} \\ 0, & d(x_c, \hat{x}_c)^2 + d(x_r, \hat{x}_r)^2 \geq T_{Proj} \end{cases} \quad (2)$$

$d(x_c, \hat{x}_c)$  和  $d(x_r, \hat{x}_r)$  为利用投影矩阵计算的投影误差,通过实验分析可得,  $T_{Proj}=5.991$  为最优值,最后再标准化得

分最高的投影误差;

$$R_{S, norm} = \frac{R_{S, max}}{\sum_{i=1}^{4,8} R_{S, i}} \quad (3)$$

当且仅当  $R_{S, norm} > 0.7$ , 即内点数大于 70% 时, 确定该帧为关键帧, 对其进行跟踪。

### 3.3 旋转矩阵 $R$ 和平移向量 $t$ 的计算

假设前后帧间共有  $n$  对匹配的三维点, 运动参数用旋转

$$R = \begin{bmatrix} \cos\varphi\cos\psi + \sin\varphi\sin\theta\sin\psi & \cos\theta\sin\psi & -\sin\varphi\cos\psi + \cos\varphi\sin\theta\sin\psi \\ -\cos\varphi\sin\psi + \sin\varphi\sin\theta\cos\psi & \cos\theta\cos\psi & \sin\varphi\sin\psi + \cos\varphi\sin\theta\cos\psi \\ \sin\varphi\cos\theta & -\sin\theta & \cos\varphi\cos\theta \end{bmatrix} \quad (5)$$

一个三维旋转可以用两个单位四元数  $q$  和  $-q$  来表示, 其中  $q = [q_0, q_1, q_2, q_3]^T$ 。但给定一个四元数, 只有唯一的一个三维旋转与之相对应。相比旋转矩阵形式, 四元数法大大减少了变量的数量, 相比欧拉角的形式, 四元数法可以给出更稳定的数值解。旋转矩阵与四元数的关系式为:

$$r = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 + q_0q_3) & 2(q_1q_3 - q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 - q_0q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_3 + q_0q_2) & 2(q_1q_2 + q_0q_3) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

对于上式方程的求解, 若忽略三维点重建误差, 可以使用直接线性变换方法, 但该方法精度较差, 对输入数据比较敏感。考虑到三维点重建误差, 运动参数的估计问题可以转化为最小化误差和的非线性优化问题:

$$(\hat{r}, \hat{t}) = \arg \min_{r, t} \sum_{j=1}^n \| p_{sj} - (rp_{sj} + t) \| = 1 \quad (7)$$

上式是一个最小二乘估计问题, 另一种常用的非线性参数估计方法是最大似然法, 当随机变量满足独立正态分布时, 两种方法是等价的。最大似然估计和最小二乘估计本身都无法有效滤除误匹配点, 因此一般需要使用外点滤除策略, 去除误匹配点, 最常见的外点滤除算法是 RANSAC。

### 3.4 三角测量法求解三维点坐标

根据相机之间的平移和旋转参数, 利用图像点所对应的 3 维点坐标。设  $U = W(U, V, 1)^T$ , 表示在齐次坐标空间的像点, 其中  $W$  是一个未知的比例因子。设  $X = (x, y, z, 1)^T$  表示对应的三维点,  $P_i^T$  是变换矩阵  $[R_{1,2} | t_{1,2}]$  的第  $i$  行元素。

$$\begin{aligned} up_3^i X &= p_1^i X \\ vp_3^i X &= p_2^i X \end{aligned} \quad (8)$$

得到关于  $X$  坐标的 4 个线性方程组, 表示形式  $AX=0$ , 其中  $A$  是  $4 \times 4$  的矩阵。然后, 进行奇异值分解<sup>[9]</sup>计算  $X$ 。对每个三角点进行重投影内点测试, 与初始化时相同。

为了保证摄像机视场中足够数量的三角点, 需要通过更新相机位姿来三角化新的 2D 至 3D 的对应<sup>[10]</sup>。如果满足以下条件, 则插入关键帧:

- (1) 每间隔 20 帧;
- (2) 当前帧检测特征点少于 50 时;
- (3) 计算的内点数少于 70%。

## 4 实验分析

### 4.1 实验设备与测试环境

我们分别在校园多种环境场景下测试了本文设计的单目

矩阵  $R$  和平移向量  $t$  表示, 则运动参数与三维点集之间的关系表示为:

$$p_{sj} = Rp_{sj} + t \quad (4)$$

其中,  $p_{sj}$  与  $p_{sj}$  分别代表当前帧和前一帧匹配的第  $j$ ,  $j=1, 2, \dots, n$  对三维点坐标。设  $\varphi, \theta, \psi$  为绕  $y$  轴、 $x$  轴和  $z$  轴旋转的角度, 分别代表航向角、俯仰角和侧滚角(统称欧拉角或姿态角), 则与 3 个姿态角的关系式为:

视觉定位系统算法。输入数据是室外实地采集图像, 分辨率为  $1280 \times 960$ 。测试程序处理平台为 win7-64 位操作系统, 处理器为 Intel Core i5-4570 CPU @ 7.40GHz, 内存为 4.00GB, 开发环境为 VS2010 release 版本。

在校园环境中, 使用中海达 Qpad 全坚固平板(如图 2 所示)采集环境图像。为了精确地分析算法的精度, 采用 Qpad 采集图像序列时, 可以实时记录相机运动轨迹的实际值, 内置高精度 GNSS 卫星定位模块, 定位精度可达到  $\pm 5\text{mm}$ 。数据采集时, 设置为每秒拍摄 30 帧图像, 同时通过 GNSS 卫星定位模块记录相机位置, 进行存储。为保证前后帧图像间具有足够的重合区域, 采集图像时每秒向前行进约 0.3m 或者旋转约  $5^\circ$ 。最后, 将重建结果与 PTAM<sup>[11]</sup> (Parallel Tracking and Mapping) 算法进行实验对比, 测试算法性能。



图 2 Qpad 图像采集设备

### 4.2 性能指标

首先, 将运动估计得到的轨迹与轨迹实际值进行比较, 可以直观地体现定位性能。在校园环境实验中, 采集了精确的 GPS 数据, 可以在三维空间中进行点对点的定位误差分析, 用来进一步评估算法的定位精度, 具体包括 RMS 3D 定位误差与累积距离误差两个指标。若用  $\hat{L}_k$  表示运动估计得到的  $k$  时刻的图像所对应的相机位置, 用  $L_k$  表示 GPS 测量得到的位置实际值, 则定义 RMS 3D 定位误差为:

$$E_k = \| \hat{L}_k - L_k \| \quad (9)$$

定义累积距离误差为:

$$E_{dm} = \sum_{i=1}^m ( \| \hat{L}_i - \hat{L}_{i-1} \| - \| L_i - L_{i-1} \| ) \quad (10)$$

4.3 校园环境实验结果与分析

本次实验依托车载和手持两种方式对不同场景进行数据采集,实验效果如图 3 所示。

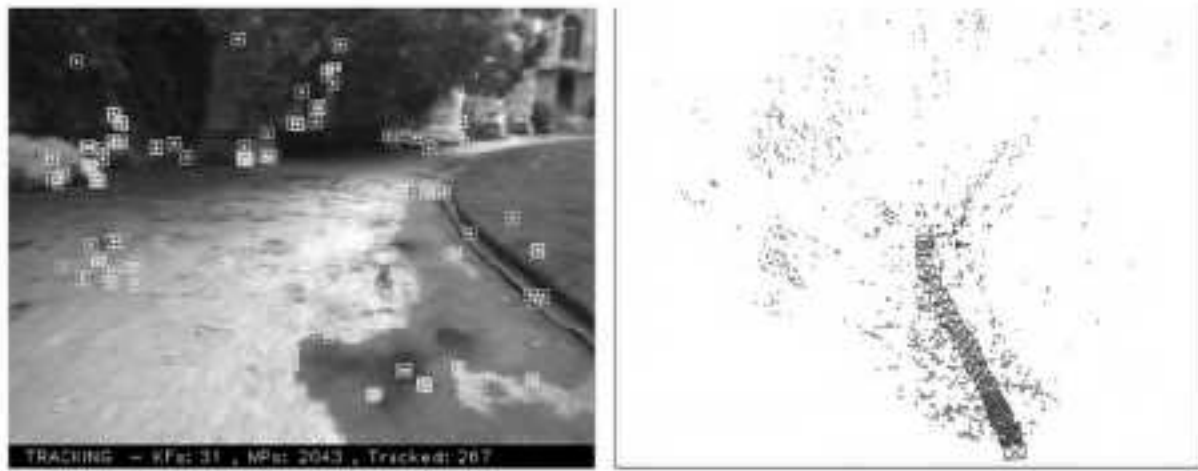


图 3 系统运行界面

(1) 数据集 1-人行小道

本次实验中,采用手持式  $Q_{pad}$  环绕一圈,距离约为 400m,共采集 628 帧序列影像。数据采集时间为 7 月上旬 10 点,光照强烈,图像中植物树木茂盛,且行人和车辆经过,数据特点是重复性纹理较多。具体效果详见图 4 校园主干道实际轨迹与本文算法对比图。旋转平移误差对比分析如图 5 所示。

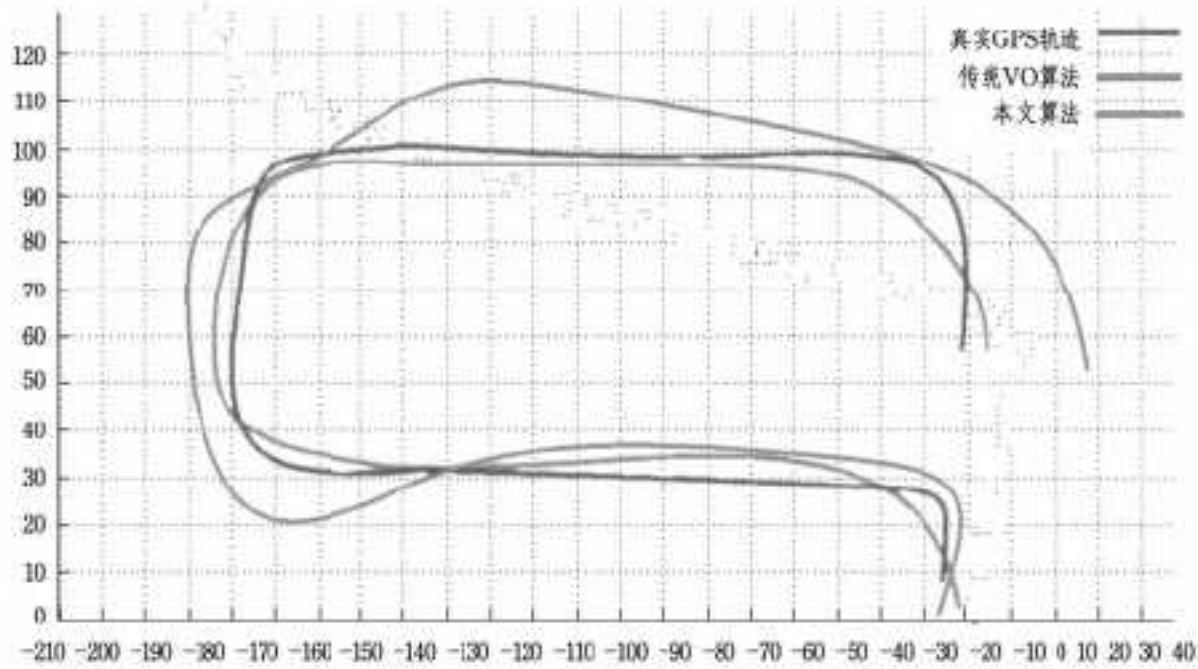


图 4 数据集 1-实际轨迹与本文算法对比图

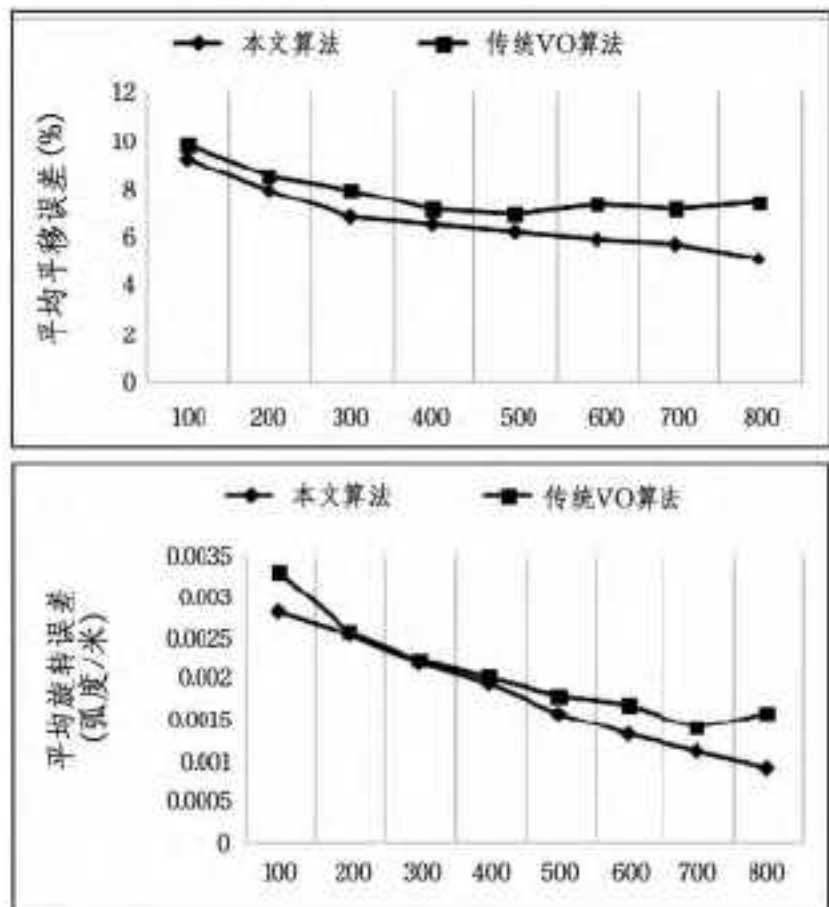


图 5 数据集 1-旋转平移误差对比分析

(2) 数据集 2-校园主干道

本次实验将  $Q_{pad}$  固定于移动汽车前端,摄像头与地面夹角为  $60^\circ$ ,在校园主干道行驶约 1500 米,时速 30km/h,共采集 1459 帧序列影像。此种环境中包含更多具有挑战性的场景,如源青水泥路面造成的弱纹理、随风晃动的树影干扰、视野比例较大的行人辆等,这些情况都增加了特征匹配和运动估计的难度。具体效果详见图 6 所示的人行小道实际轨迹与本文算法对比图。旋转平移误差对比分析如图 7 所示。

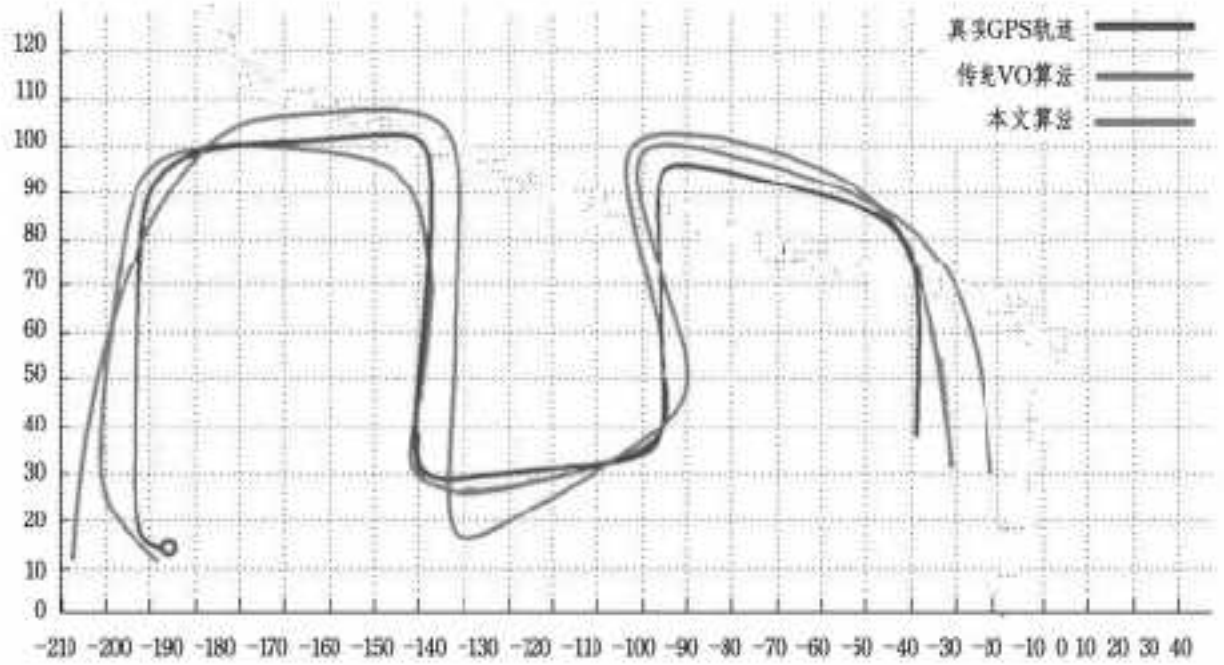
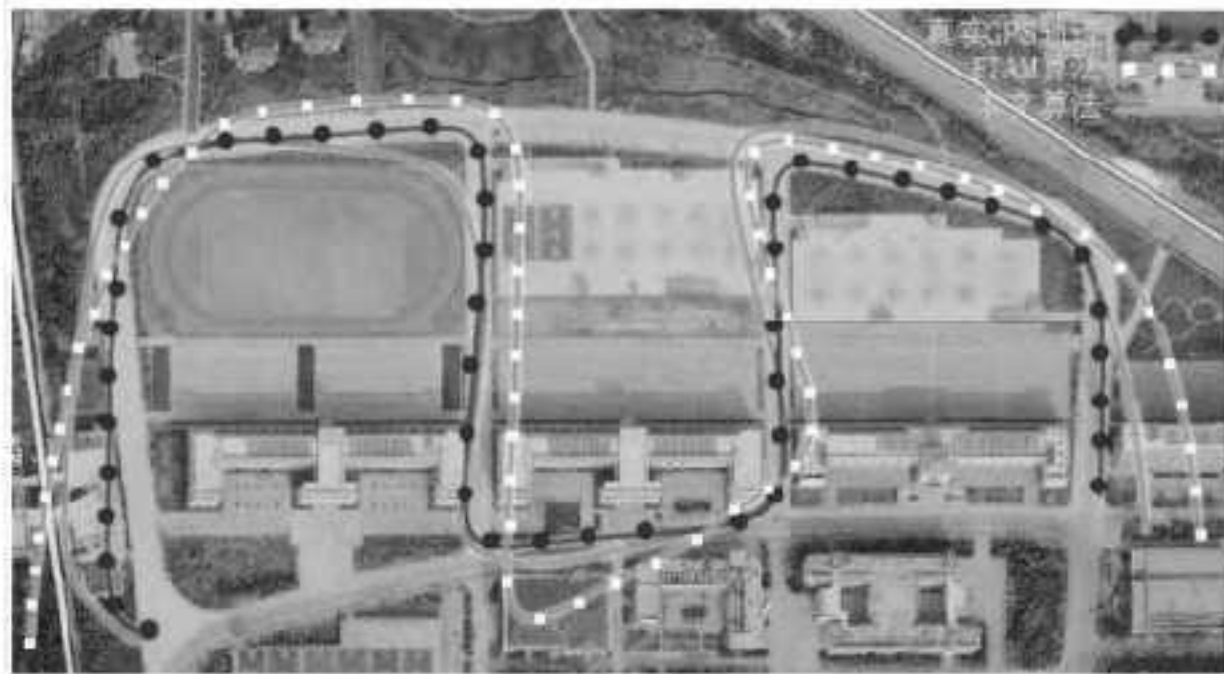


图 6 数据集 2-实际轨迹与本文算法对比图

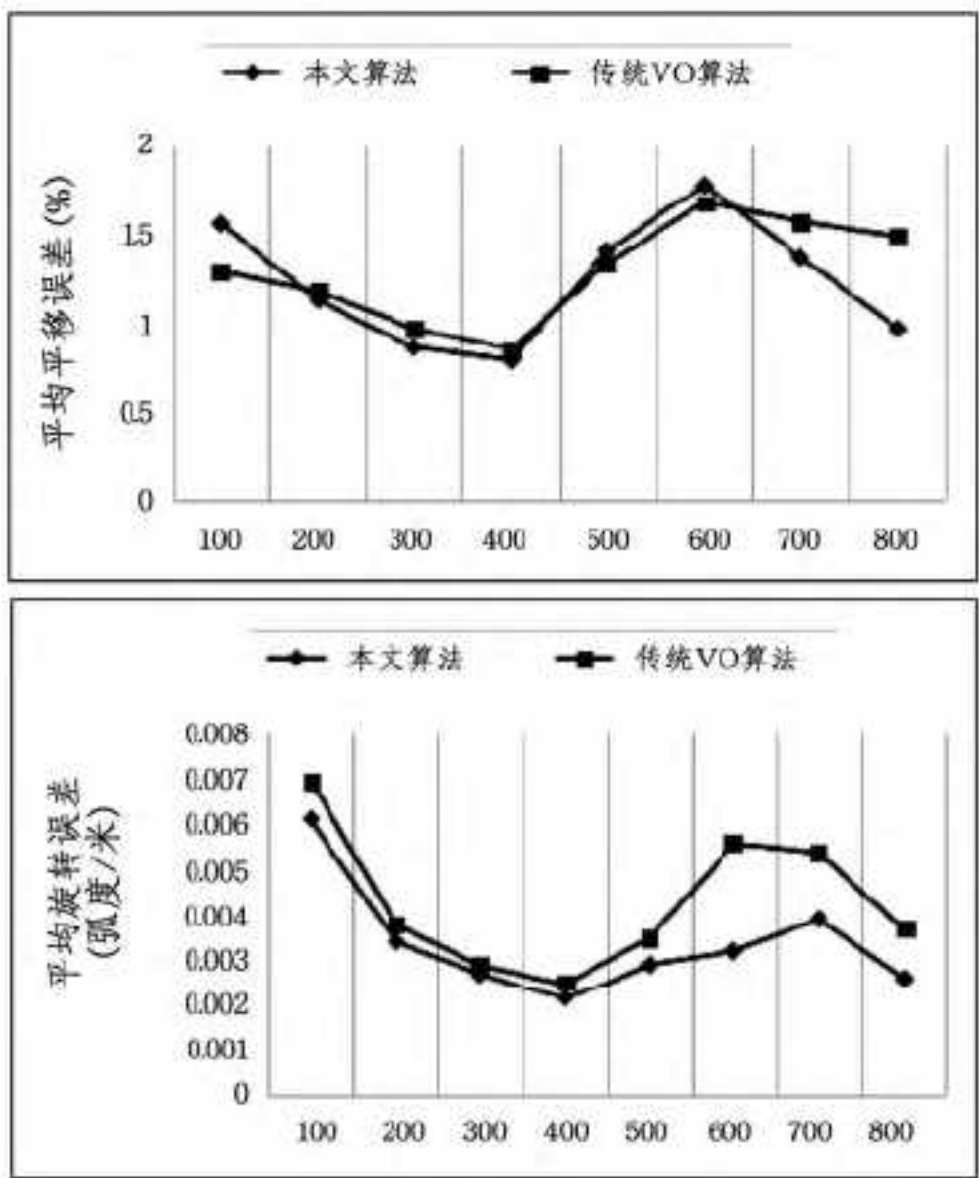


图 7 数据集 2-旋转平移误差对比分析

(3) 数据集 3-田径跑道

本次试验中,采用手持式  $Q_{pad}$  环绕田径跑道一周,距离约 500 米左右,共采集 1258 帧序列影像。采集时间为 8 月下旬 3 点,光照强烈,周围无任何遮挡物,且图像中纹理信息弱,比较空旷。具体效果详见图 8 所示的田径跑道实际轨迹与本文算法对比图。放置平移误差对比分析如图 9 所示。

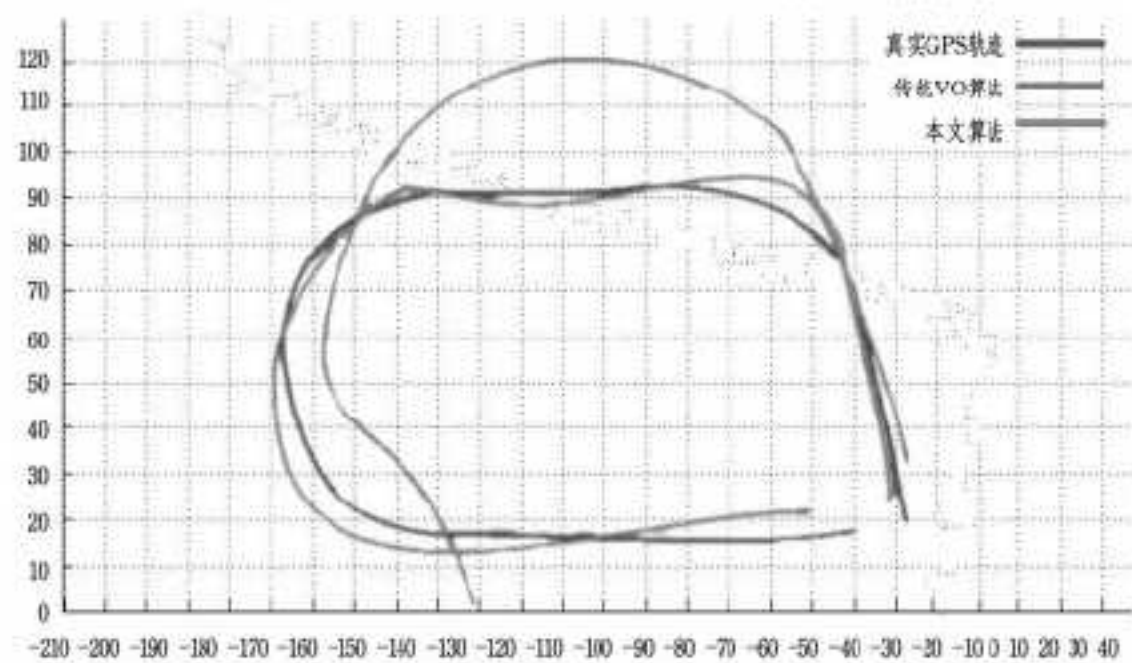


图 8 数据集 3-实际轨迹与本文算法对比图

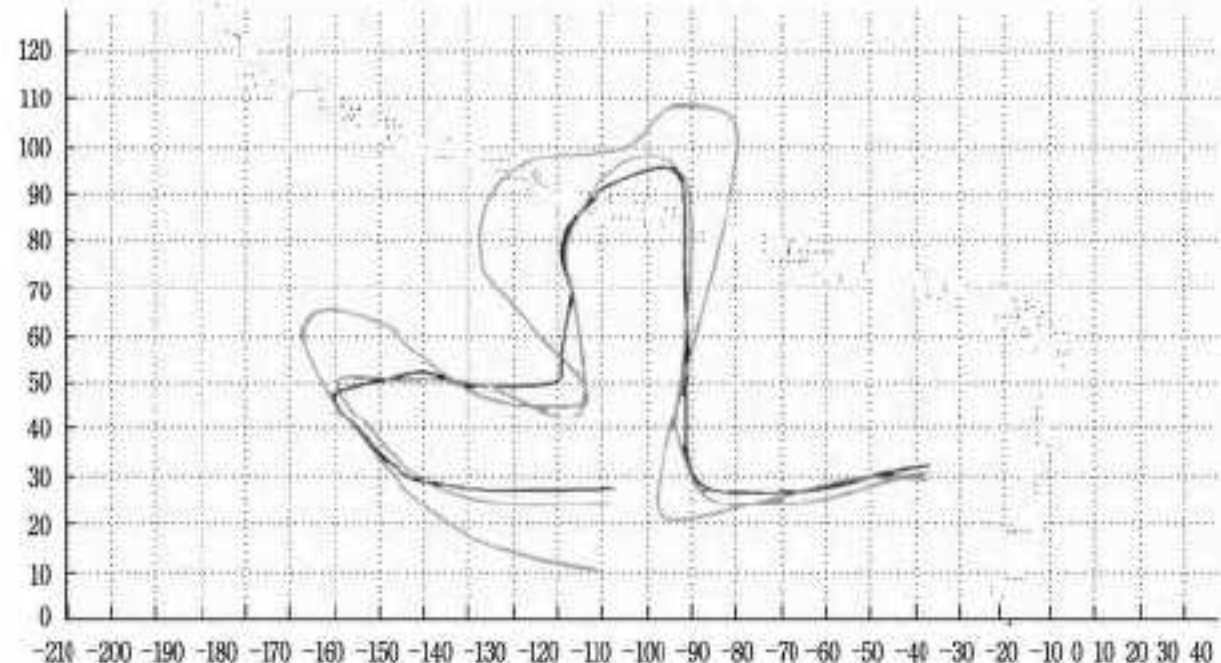


图 11 数据集 4-实际轨迹与本文算法对比图

#### (5) 数据集 5-室内长廊

本次实验中,采用某公司巡检机器人搭载的海康威视 DS-2CE 高清彩色摄像头所采集的室内影响序列,室内场景中,纹理信息较弱,且光线不充足,但角点信息强烈。具体详见图 12 室内走廊实际轨迹与本文算法对比图。旋转平移误差对比分析如图 13 所示。

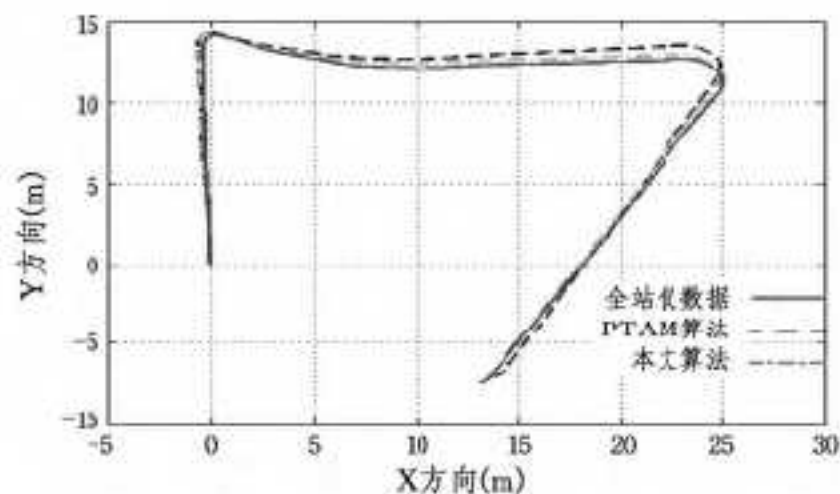


图 12

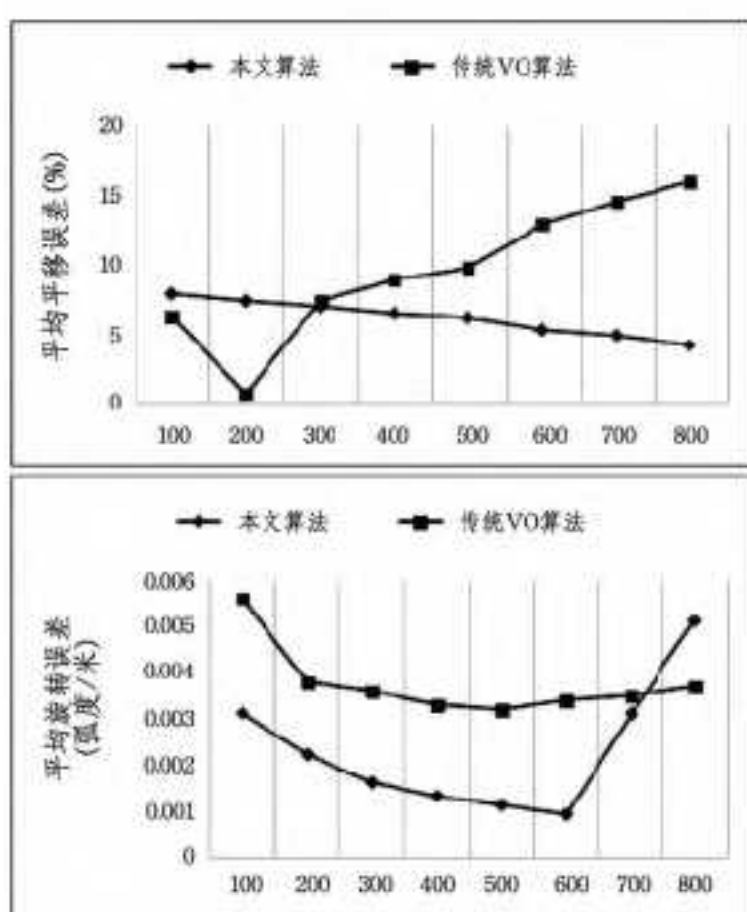


图 9 数据集 3-旋转平移误差对比分析

#### (4) 数据集 4-小区建筑群

本次实验中,同样采用手持式 Qpad,在某小区内行驶约 1500m,共采集图像 3875 帧序列影像。此种场景下,图像大多包含建筑物,特征角点信息强烈,但由于路线转弯转角过多,造成重建效果并不好。具体详见图 11 小区建筑群实际轨迹与本文算法对比图。旋转平移误差对比分析如图 10 所示。

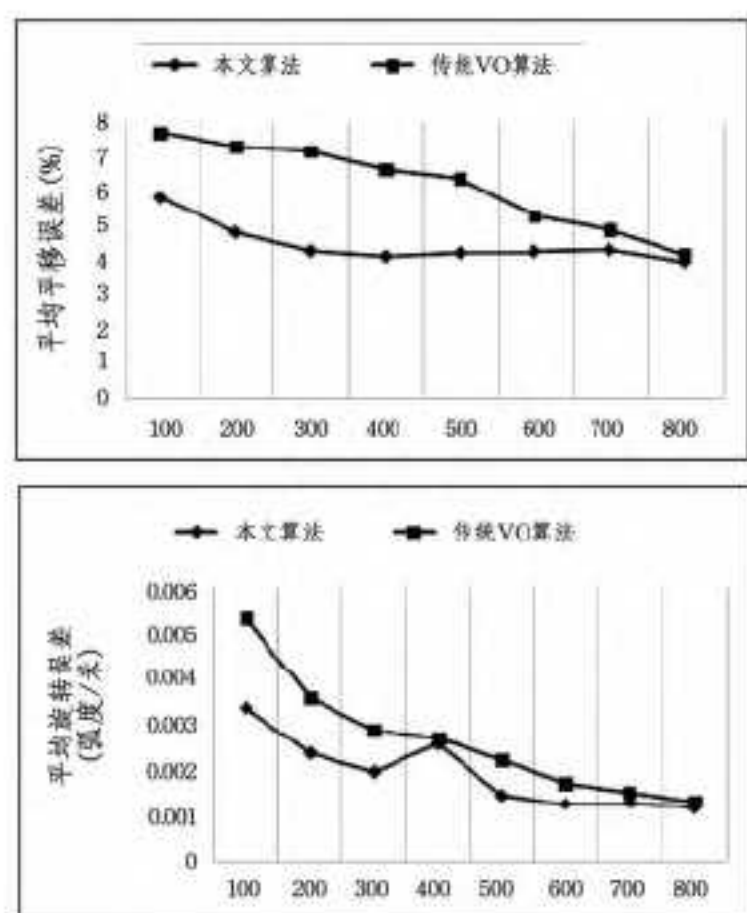


图 10 数据集 4-旋转平移误差对比分析

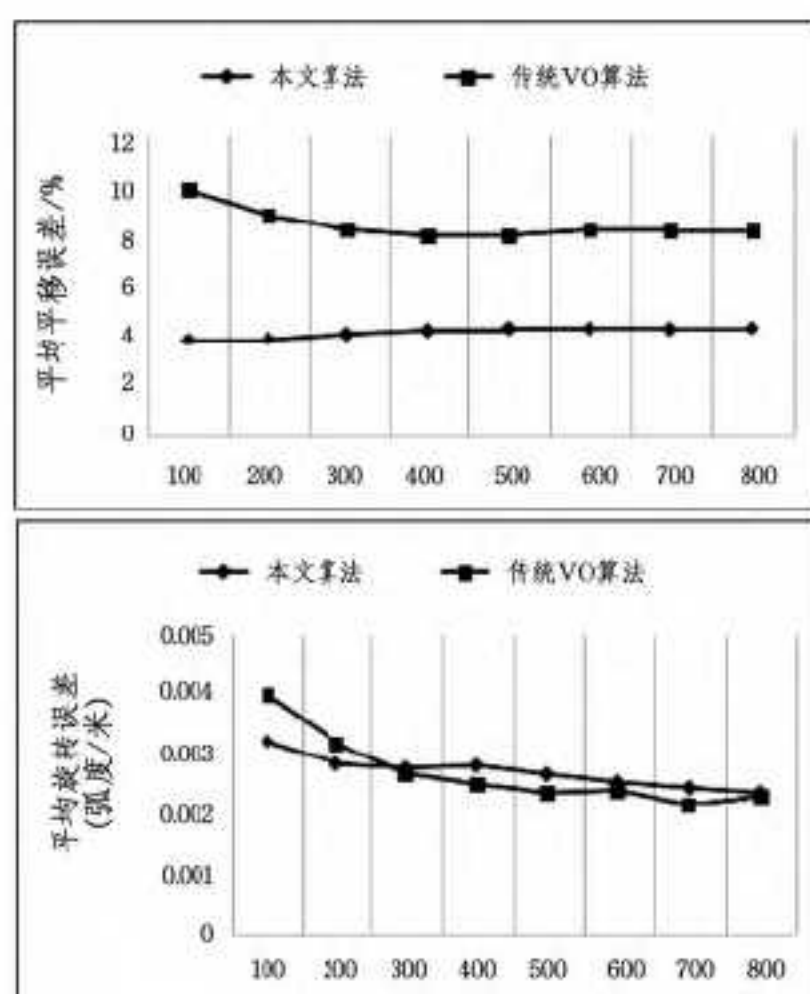


图 13 数据集 5-旋转平移误差对比分析

在图 4、图 6、图 8、图 10 中,点实线线条表示 GPS 实测数据,虚线线条表示采用 PTAM 算法运动估计结果,实线线条表示采用本文算法进行运动估计后相机运动轨迹,横坐标表示 X 方向,单位为米,纵坐标表示 Y 方向,单位为米。在图 12

(下转第 254 页)

the 9th Workshop on Hot Topics in Dependable System(Hot-Dep'13). 2013:1-6

[46] Yang T, Lee Y C, Zomaya A Y. Energy-Efficient Data Center Networks Planning with Virtual Machine Problem and Traffic Configuration [C]//CloudCom. Singapore, 2014:284-291

[47] Baran B, von Lucken C, Sotelo A. Multi-objective Pump Scheduling Optimisation Using Evolutionary Strategies [J]. Advances in Engineering Software, 2005, 36(1):39-47

[48] von Lucken C, Baran B, Brizuela C. A Survey on Multi-objective Evolutionary Algorithms for Many-objective Problems [J]. Computational Optimization and Applications, 2014, 58(3):707-756

[49] Lee S, Panigraphy R, Prabhakaran V, et al. Validating Heuristics for Virtual Machines Consolidation; MSR-TR-2011-9[R]. Microsoft Research, 2011

[50] Goudarzi H, Pedram M. Energy-Efficient Virtual Machine Replication and Placement in a Cloud Computing System [C]//CLOUD. Honolulu, 2012:750-757

[51] Li X, Wu J, Tang S J, et al. Let's Stay Together: Towards Traf-

fic Aware Virtual Machine Placement in Data Centers [C]//IN-FOCOM. Toronto, 2014:1842-1850

[52] Pires F L, Baran B. A Virtual Machine Placement Taxonomy [C]//CCGrid. Guangdong, 2015:159-168

[53] Sun M, Wu W D, Zhang X C, et al. A Matrix Transformation Algorithm for Virtual Machine Placement in Cloud [C]//2013 12th IEEE International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications (TrustCom). Melbourne, 2013:1778-1783

[54] Su K, Xu L, Chen C, et al. Affinity and Conflict-Aware Placement of Virtual Machines in Heterogeneous Data Centers [C]//ISADS. Taichung, 2015:289-294

[55] Gao Y, Guan H, Qi Z, et al. A Multi-Objective Ant Colony System Algorithm for Virtual Machine Placement in Cloud Computing [J]. Journal of Computer and System Sciences, 2013, 79(8):1230-1242

[56] Wu Y Q, Tang M L, Fraser W. A Simulated Annealing Algorithm for Energy Efficient Virtual Machine Placement [C]//SMC. Seoul, 2012:1245-1250

(上接第 202 页)

中,实线线条表示全站仪实测数据,虚线线条表示采用 PTAM 算法运动估计结果,点虚线线条表示采用本文算法进行运动估计后相机运动轨迹。由 5 组重建轨迹对比分析可知,本文算法本文算法远远优于传统的 PTAM 算法。

图 5、图 7、图 9、图 11、图 13 为 5 组数据集的旋转平移误差对比分析,上图为平均平移误差,下图为平均旋转误差,其中  $R_{\pi} = \Delta S/S$ ,  $R_{\pi} = \Delta \alpha/S$ , 横坐标表示距离。方形实线线条为 PTAM 算法误差,菱形线条为本文算法误差。

表 1 处理时间(ms)

|      | 构建金字塔 | 稀疏配准  | 特征配准  | 优化    | 共计    |
|------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 台式电脑 | 11.81 | 15.96 | 20.73 | 38.16 | 86.66 |

具体的各测试数据集的误差对比分析详见表 1。

通过表 1 可以看出,本文系统的运行处理时间,基本可以实现实时在线处理,达到一定的时效性。表 2 为两种不同环境下的误差对比情况,数据表明,产生的误差均保证在允许误差的范围之内,实时有效。

表 2 估计误差对比

| 场景    | 本文算法/PTAM 算法 |               |               |             |
|-------|--------------|---------------|---------------|-------------|
|       | RMS 3D(%)    | 最大误差(m)       | 平均误差(m)       | 累积误差(m)     |
| 数据集 1 | 1.15/6.85    | 0.0285/0.0337 | 0.0179/0.0207 | 1.533/1.987 |
| 数据集 2 | 1.08/9.46    | 0.0611/0.0699 | 0.0323/0.0441 | 1.986/2.576 |
| 数据集 3 | 2.38/9.61    | 0.0311/0.0559 | 0.0161/0.0324 | 1.649/3.352 |
| 数据集 4 | 0.97/5.24    | 0.0332/0.0535 | 0.0144/0.0287 | 1.124/1.964 |
| 数据集 5 | 3.52/10.28   | 0.0318/0.0395 | 0.0228/0.0338 | 1.524/2.357 |

结束语 测试过程中出现了一些问题。相机只发生旋转(相机位置固定)时,系统不能通过仅依靠角度信息计算出相机位姿定位。且在移动平台采集数据时,如遇大型车辆(如车辆)经过,会出现相对静止情况出现,对运动估计结果出现极大影响,因此后续工作中会陆续引入其他传感器进行结合,构建更好的定位系统。还需通过引入集束调整策略对生成的初步点云结果进行优化,同时采用并行技术分别对点云位置和相机位置分别进行优化,以提高系统性能。或者引入目前较流行的深度滤波算法,通过深度滤波位姿估计法以减少在特征匹配环节时间的花销,而且可以得到很好的定位精度和重建模型。

参考文献

[1] Lim H, Lim J, Kim H J. Real-time 6-DOF monocular visual SLAM in a large-scale environment [C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2014:1532-1539

[2] 孟旭炯. 基于单目视觉的同时定位与地图重建算法研究[D]. 杭州:浙江大学, 2010

[3] 郑驰. 基于光流法的单目视觉里程计研究[D]. 杭州:浙江大学, 2013

[4] 卢维. 高精度实时视觉定位的关键技术研究[D]. 杭州:浙江大学, 2015

[5] 段京易. 室外机器人单目视觉里程计研究[D]. 南京:南京信息工程大学, 2014

[6] Forster C, Pizzoli M, Scaramuzza D. SVO: Fast semi-direct monocular visual odometry [C]// Proc. IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation. 2014:15-22

[7] Engel J, Ops T S, Cremers D. LSD-SLAM: Large-scale direct monocular SLAM [C]// Computer Vision. 2014:834-849

[8] Forster C, Pizzoli M, Scaramuzza D. SVO: Fast semi-direct monocular visual odometry [C]// Robotics and Automation (ICRA). 2014:15-22

[9] Mur-Artal R, Montiel J M M, Tard J D. ORB-SLAM: a Versatile and Accurate Monocular SLAM System [C]// CoRR. 2015

[10] Tan W, Liu H, Dong Z, et al. Robust monocular SLAM in dynamic environments [C]// IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR). 2013:209-218