

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210855

基于稀疏直接法的特征增强视觉 SLAM 算法*

叶俊强¹, 尤睿^{1,2}, 于明鑫¹, 祝连庆^{1,2}, 于世洁^{1,2}

(1. 北京信息科技大学光电测试技术及仪器教育部重点实验室 北京 100192;

2. 北京信息科技大学智能微系统实验室 北京 100192)

摘要:针对基于特征点的视觉同步定位与建图(SLAM)算法在低纹理环境下特征提取能力弱、定位精度降低和鲁棒性差的问题,本文提出了一种基于稀疏直接法的特征增强视觉 SLAM 算法。首先对图像序列进行预处理,提高算法的特征提取能力;然后融合基于图优化的稀疏直接法和特征点法求解位姿,在保证算法定位精度的前提下,提高算法的运行效率和鲁棒性。由 TUM 数据集的实验结果表明,本文提出的算法定位精度优于当前 SLAM 算法,在 TUM 数据集中纹理稀疏的场景下,该算法提取的特征点数目是 ORB-SLAM2 算法的 9.6 倍,平均每帧跟踪耗时减少了 58%。

关键词:稀疏直接法;图优化;特征增强;视觉 SLAM

中图分类号: TP242 TH74 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Feature-enhanced visual SLAM algorithm based on the sparse direct method

Ye Junqiang¹, You Rui^{1,2}, Yu Mingxin¹, Zhu Lianqing^{1,2}, Yu Shijie^{1,2}

(1. Key Laboratory of Photoelectric Testing Technology and Instruments, Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China; 2. Intelligent Microsystem Laboratory, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: To address the problems of weak feature extraction ability, lower positioning accuracy and poor robustness of the feature point-based visual simultaneous localization and mapping (SLAM) algorithm in low-texture environment, this article proposes a feature-enhanced visual SLAM algorithm based on the sparse direct method. Firstly, the image sequence is preprocessed to improve the feature extraction ability of the algorithm. Then, the pose is solved by combining the sparse direct method based on graph optimization and the feature point method. The operation efficiency and robustness of the algorithm are improved under the premise of ensuring the positioning accuracy of the algorithm. The experimental results of the TUM data set show that the positioning accuracy of the proposed algorithm is better than those of the current SLAM algorithms. In the scenario with sparse texture in the TUM data set, the number of feature points extracted by the algorithm is 9.6 times more than that of the ORB-SLAM2 algorithm, and the average number of points per frame tracking time is reduced by 58%.

Keywords: sparse direct method; graph optimization; feature enhancement; visual SLAM

0 引言

同步定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)技术是移动机器人自主定位和导航的关键技术之一^[1]。随着各种新型融合相机的出现,视觉 SLAM 系统的定位精度大幅度提高并得到越来越广泛的

应用,例如物流机器人、军民用无人机、室内服务机器人、巡检安防、救援抢险等^[2]。

最早的基于特征点法的视觉 SLAM 算法是 2007 年 Davison 等^[3]提出的首个实时单目 SLAM 算法(monocular simultaneous localization and mapping, MonoSLAM),该算法前端获取的特征点较为稀疏。2007 年, Klein 等^[4]提出的并行跟踪和建图算法(parallel tracking and mapping, PTAM)

收稿日期: 2022-12-10 Received Date: 2022-12-10

* 基金项目: 国家自然科学基金(U21A6003)项目资助

首次采用了跟踪和建图双线程并行方案,使用非线性优化替代滤波器。与许多早期的工作相比,PTAM 仍存在明显的缺点:易跟踪丢失,只能在狭小的房间等小范围场景里使用等。2014 年 Engel 等^[5]提出大范围直接单目算法 (large-scale direct monocular SLAM, LSD-SLAM),该算法将直接法成功用于单目 SLAM 系统,并且实现了半稠密直接建图。由于使用直接法,LSD-SLAM 对特征点缺失不敏感,导致运算精度不如特征点法。同年,一种快速半直接单目视觉里程计算法 (fast semi-direct monocular visual odometry, SVO) 由 Forster 等^[6]提出,SVO 只计算关键点而不计算描述子,计算完关键点后使用了直接法计算位姿,能够节省大量计算资源,因此运算速度极快;但由于缺乏回环检测,所以 SVO 只适用于无人机等大场景应用平台。2017 年, Mur-Artal 等^[7]提出了基于 ORB 特征 (oriented FAST and rotated BRIEF, ORB) 可用于单目,双目,深度 3 种模式的算法 (an open-source slam system for monocular, stereo, and RGB-D cameras, ORB-SLAM2), 其是目前开源的最先进的 SLAM 算法之一,广泛适用于各类视觉传感器。然而,由于该算法对非关键帧的关键点和描述子信息只使用一次,信息利用率低,算法实时性有待提高。并且该算法所有特征点使用 ORB 特征算法提取导致在低纹理场景下会出现跟踪丢失的问题^[8]。2018 年吴玉香等^[9]采用直接法降低算法计算复杂度,提高了算法的实时性,但是该算法存在遇到相机运动过大时会陷入局部最优,运算精度较低的问题。

在视觉 SLAM 应用的场景中存在大量非结构化场景导致特征丢失,传统算法无法满足在低纹理环境下的使用需求^[10],因此,为了提高算法的鲁棒性,大量的研究者提出了新的视觉 SALM 算法。2021 年马鑫等^[11]提出基于点线特征结合的方法,即利用线特征在低纹理场景下

具有更高稳定性的特点,开发出了更具有鲁棒性的视觉 SLAM 算法,但是该算法计算复杂度较高、实时性较差。

综上所述,特征点法过于依赖特征点的质量与数量,在低纹理环境下,例如白墙、窗户、走廊、相似的仓库货架等,算法由于特征稀缺无法检测到足够多的特征点以至失效;单一的直接法虽然能一定程度上克服纹理丢失问题,但是只适用于缓慢且连续的运动场景;以点线结合的方式对低纹理有一定的鲁棒性,但是需要消耗更多的运算资源。因此,传统的视觉 SLAM 算法无法满足这些常见低纹理场景下的应用需求,迫切需要一种可在低纹理场景下运行的具有较强鲁棒性的视觉 SLAM 算法。

针对以上问题,本文提出一种基于稀疏直接法的特征增强视觉 SLAM 算法 (feature-enhanced direct SLAM, Fed-SLAM),该算法是基于 ORB-SLAM2 的改进算法。首先对输入图像计算累积概率密度函数,并进行归一化处理得到特征增强图,使算法在低纹理场景中提取足够多的特征点;然后对关键帧和非关键帧分别采用特征点法和基于图优化的稀疏直接法求取位姿,使算法具有较高的时间效率。在德国慕尼黑大学公布的 TUM 数据集 (Technical University of Munich Multi-View Stereo, TUM) 上的实验结果表明,本文提出的算法达到了具有竞争力的定位精度;在低纹理场景下,特征点提取数目是 ORB-SLAM2 算法的 9.6 倍,平均每帧的跟踪时间减少了 58%。

1 系统框架

Fed-SLAM 算法框架如图 1 所示,包括追踪、局部映射、回环检测、实时稠密建图四大线程,其中追踪线程计算位姿;局部映射维护实时地图;回环检测消除累积误差;实时稠密建图构建三维地图。

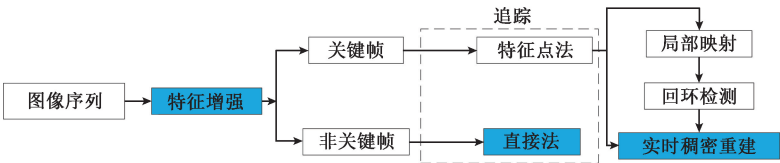


图 1 Fed-SLAM 算法框架
Fig. 1 Fed-SLAM algorithm framework

本文的主要贡献已经使用深色标出,其中包括增加特征增强模块,使得 Fed-SLAM 算法在低纹理环境中也能提取足够的特征点,详细内容如 1.1 节所示;使用基于通用图优化 (general graph optimization, g2o) 的直接法对非关键帧进行处理,从而加快了 Fed-SLAM 算法的运算效率,详细内容如 1.2 节所示;另外还增加了稠密建图线程,克服了传统特征点法只能建立稀疏地图的缺点。Fed-SLAM 算法的详细过程如下:首先,图像序列通过特

征增强模块从低纹理图片中提取显著特征。之后追踪线程会将特征增强后的图像序列分为非关键帧和关键帧,对非关键帧采用基于图优化的稀疏直接法求解位姿,对关键帧则使用特征法求解位姿。非关键帧不再参与后续计算,而来自关键帧的信息将同时输入局部映射和稠密建图线程。局部映射维护实时特征点地图,插入新点并剔除不需要的点。待实时地图维护完成后,回环检测线程会检测是否出现回环,如果发现回环将消除累积误差。

在关键帧进入局部映射线程的同时,实时稠密建图线程会根据新的关键帧数据进行相邻帧匹配,构建稠密点云地图。

1.1 图像特征点增强模块

本文采用全局直方图均衡算法构建特征增强模块,算法流程如下,首先根据图像灰度计算灰度概率密度函数和累积概率分布函数,然后将累积概率分布函数归一化到原图灰度取值范围,再将归一化后的值经过灰度转换函数四舍五入取整得到灰度转换后的值,最后将处理好的图像信息传送给追踪线程。

具体过程为程序将输入的 RGB 图像进行灰度化处理,得到灰度图像。设原始图像的灰度级总数为 L ,灰度级为 $r_i, i = 0, 1, 2, \dots, L-1$ 用 n_i 表示灰度出现的次数, n 表示像素值的总数。因此,图像中第 i 级灰度值概率为 $p_r(r_i)$ 表示为如下:

$$p_r(r_i) = \frac{n_i}{n} \quad (1)$$

计算累积概率分布函数 S_i , 计算公式如下:

$$S_i = \sum_{j=0}^i \frac{n_j}{n} \quad (2)$$

设 T 为灰度转换函数,即对累积概率分布函数 S_i 做四舍五入取整处理,对于原始图像中的每个值产生一个对应的灰度转换函数值 y_i , 对图像实现灰度转化,公式如下:

$$y_i = T(S_i) \quad (3)$$

图2为TUM数据集中数据特征增强前后的对比样张,其中图2(a)为原始图像,图2(b)为原始图像灰度化后进行了全局直方图特征增强后的效果图。由图2(a)与(b)的对比可以看出,桌面上的光影有所减弱,全局直方图增强算法可以有效的减少光照效果的影响;增强图像纹理,提高图像的对比度。



(a) 原图 (b) 增强图
(a) Original image (b) Enhancement image

图2 图片序列特征强化效果图

Fig. 2 Image sequence feature enhancement effect diagram

1.2 基于图优化的稀疏直接法

研究发现,ORB-SLAM2 算法的运算时间主要耗费在计算关键特征点和描述子上,但非关键帧的特征点大部分只利用了一次,重复利用率低,采用更高时间效率的直接法可以有效提高算法的整体时间效率。关键帧作为位姿计算中重要的参考帧,采用精确度高的特征点法可以

保证参考帧的准确性。所以本文 Fed-SLAM 算法对非关键帧采用基于图优化的稀疏直接法求取位姿信息,对关键帧则采用特征点法计算位姿。在保证算法精度的同时,提升了算法的实时性,有效的平衡了算法在精度和实时性之间的矛盾。

1) 数学模型构建

为了实现对非关键帧使用直接法计算位姿,首先要构建直接法计算两帧位姿的数学模型,如图3所示。设世界坐标系某个点 O 的坐标为 $[X, Y, Z]$, 点 O 在两帧上的像素坐标记为 o_1, o_2 。其中 o_1 点像素坐标为 (u, v) , 求解第1帧 I_1 到第2帧 I_2 的相对位姿变换需要求解旋转矩阵 R 和平移向量 t 。将旋转矩阵 R 和平移向量 t 在李代数中用 ξ 表示,且两帧相机内参均设为 K (两帧图像来自同一相机)。

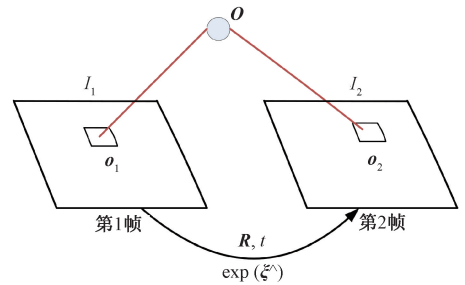


图3 直接法运动模型

Fig. 3 The direct motion model

点 o_1, o_2 的投影方程可以写为式(4)和(5):

$$o_1 = \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix}_1 = \frac{1}{Z_1} K O \quad (4)$$

$$o_2 = \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix}_2 = \frac{1}{Z_2} K (R O + t) \quad (5)$$

式(4)中的 Z_1 代表点 o_1 的深度,式(5)中的 Z_2 代表点 o_2 的深度。在视觉 SLAM 中,使用李代数来表示数学表达式有利于后续的优化计算,为了更好地求解问题,式(5)可以进一步用李代数(Lie algebra, LA)表示为:

$$\frac{1}{Z_2} K (R O + t) = \frac{1}{Z_2} K (\exp(\xi^A) O)_{13} \quad (6)$$

由上述关系可构建出了两帧之间的相机位姿求解的数学模型。

2) 基于图优化方法的最小光度误差计算

直接法中没有引入描述子,而在特征点法中通过描述子来匹配两帧的像素点 o_1, o_2 , 由此来计算重投影的位置。本文使用计算最小光度误差来匹配像素点 o_1, o_2 , 设相邻两帧像素点 o_1, o_2 的广度误差为式(7):

$$e = I_1(o_1) - I_2(o_2) \quad (7)$$

需要求解某个点误差 e 的二范数,公式如下:

$$\min_{\xi} J(\xi) = \|e\|^2 \tag{8}$$

空间中 N 个点的综合误差二范数公式如下:

$$\min_{\xi} J(\xi) = \sum_{i=1}^N e_i^T e_i \tag{9}$$

其中, $e_i = I_1(o_1, i) - I_2(o_2, i)$ 。本文将式(9)设计为新边,添加到非线性优化库中进行图优化,然后采用高斯牛顿(Gauss-Newton iteration, G-N)公式迭代求解增量。使用上述数学模型可对非关键帧实现直接法求解位姿。

2 实验结果与分析

本文算法硬件测试环境为:intel i7-10700k 2 400 Hz 处理器,16 GB 内存,主频为 2.5 GHz;系统为 Ubuntu 18.04,软件开发语言为 C++,实验所用数据集均来自 TUM 标准数据集。

2.1 特征增强结果与分析

本文采用 TUM 数据集评估 RGB-D SLAM 系统,该数据集使用具有高度准确和时间同步的地面实况相机

(microsoft kinect),在 39 个办公和工业场景下自动捕捉图像序列。该序列包含两个分辨率为 640×480 的彩色和深度图像传感器;地面实况轨迹是从具有八个高速运动捕捉系统的跟踪摄像机(100 Hz)中获得。

为了验证在低纹理环境下的鲁棒性,采用 TUM 数据集中 6 个低纹理和无结构场景下的图像序列进行测试。算法定位精度评价指标采用绝对轨迹误差(absolute trajectory error, ATE)中的均方根误差(root mean squared error, RMSE)。具体测试方法为:Fed-SLAM 和 ORB-SLAM2 算法分别运行 6 个序列各 20 次,特征点预定提取数目设定为 2 000 个;然后分别记录跟踪成功的次数、平均每帧提取特征点数目和 Fed-SLAM 在每个序列的绝对轨迹误差值。实验结果如表 1 所示,特征点提取效果如图 4 所示。可以看出,在 6 个序列中,ORB-SLAM2 仅仅是在 fr3_snf 图像序列中成功跟踪了 8 次,其余的图像序列均跟踪失败;而本文 Fed-SLAM 算法只在 fr3_nnf 图像序列中丢失一次,其余序列全部跟踪成功。Fed-SLAM 基于特征增强后可以加大角点像数值差异,追踪性能明显改善。

表 1 TUM 低纹理场景跟踪

Table 1 Comparison of successful tracking times for TUM low-texture scenes

TUM sequence	ORB-SLAM2		Fed-SLAM			倍数
	成功次数	关键点个数	成功次数	关键点个数	RMSE/m	
fr3_nnf	0	140	20	1 967	0.041 5	14.05
fr3_snn	0	157	20	1 301	0.027 1	8.29
fr3_nnn	0	69	19	1 798	0.075 0	26.06
fr3_snf	8	317	20	1 711	0.025 0	5.40
fr3_ntf	0	441	20	1 157	0.081 4	2.62
fr3_ntn	0	1 800	20	2 000	0.016 9	1.11

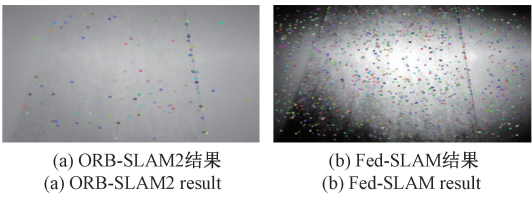


图 4 特征点提取结果

Fig. 4 Feature point extraction result graph

通过分析,在大部分低纹理场景下,Fed-SLAM 算法提取的特征点数目(如表 1)仍和预定值相近。在 fr3_snn 和 fr3_ntf 序列中,虽然特征点提取数目只有预定值的一半,但仍保持较高的水平。而 ORB-SLAM2 算法提取的特征点数目除了在 fr3_ntn 序列中有较大的数值,在其余低纹理场景中数值均较小,这是因为在非结构场景中相邻像素值接近,采用 ORB 的算法无法提取足够数目的特

征点导致算法跟踪失败。测试结果显示,在 6 个序列中,本文算法的平均特征点提取数目是 ORB-SLAM2 算法的 9.6 倍。从绝对轨迹误差来看,本文算法的绝对轨迹误差在低纹理下数值仍较低,且具有较高的精度。综上所述,Fed-SLAM 算法能够有效恢复图像的二维特征,直接法对非关键帧计算光度误差的方式提高了算法在低纹理环境中整体的定位精度。

为了测试本文提出算法的估计轨迹精确度,选用 TUM 数据集中 fr3_snn 实况轨迹序列作为测试序列。将 Fed-SLAM、ORB-SLAM2 算法估计轨迹分别与真实轨迹作比对测试。测试结果如图 5 所示,实线为估计轨迹,带圆点实线为真实轨迹。ORB-SLAM2 在跟踪一段时间后跟踪丢失,并且重定位失败,Fed-SLAM 全程跟踪成功并且估计轨迹与真实轨迹相符。

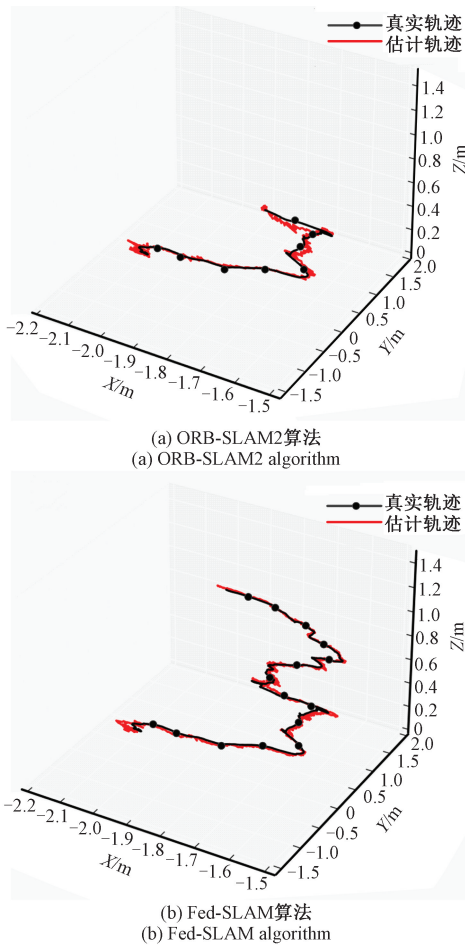


图 5 算法预测轨迹与真实轨迹

Fig. 5 The predicted trajectory and the real trajectory of the algorithm

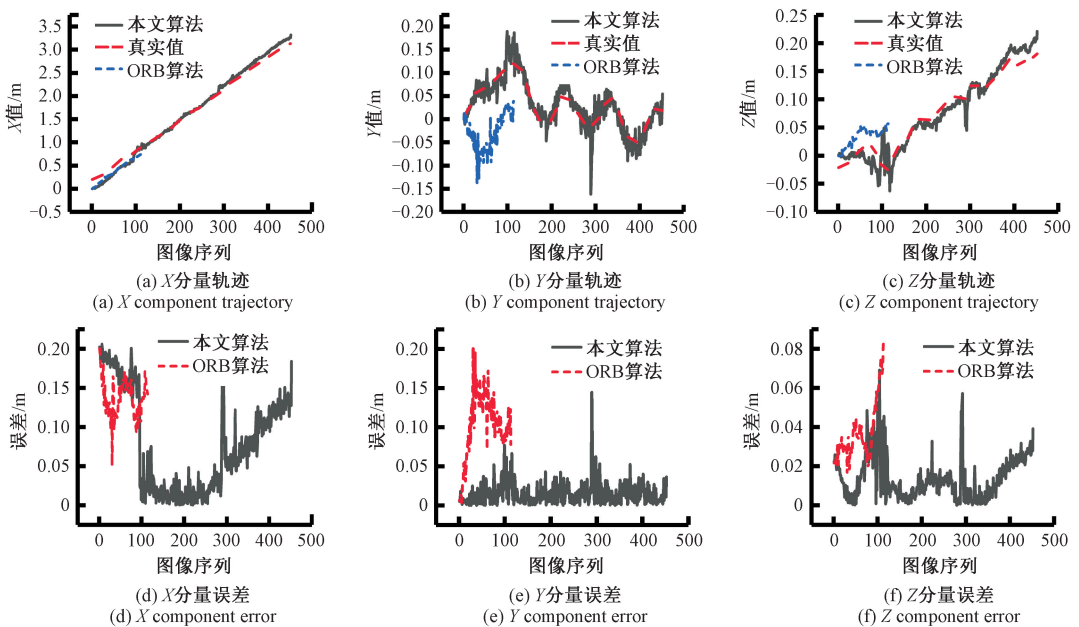


图 6 Fed-SLAM, ORB-SLAM2 算法轨迹和误差

Fig. 6 Fed-SLAM, ORB-SLAM2 algorithm trajectory and error

为了测试 Fed-SLAM 算法和 ORB-SLAM2 算法在 TUM 数据集低纹理图像序列下的表现,量化分析各坐标轴估计误差,选取 fr3_nmf 序列。结果如图 6 所示,第 1 行为坐标轴分量估计值,第 2 行为各坐标轴分量误差。由图 6 看出,在 fr3_nmf 序列下,ORB-SLAM2 算法在 100 帧之后跟踪丢失,Fed-SLAM 未出现跟踪丢失现象。这是由于在 100 帧以后场景的结构化不明显,ORB 特征点算法无法提取关键点,而 Fed-SLAM 增强了图像的关键角点,使得算法仍然能够提取足够数目的特征点。由计算可得 X 轴分量平均误差为 0.078 87 m,Y 轴分量误差为 0.015 51 m,Z 轴分量平均误差为 0.010 74 m。在低纹理场景下,所提出的算法能够增强各方向相邻像素值差异,恢复场景结构,增强算法的鲁棒性和精确度。

2.2 定位精度结果与分析

为了衡量 Fed-SLAM 算法与目前主流的 SLAM 算法在纹理丰富场景下的定位精度性能差异,本文选取 TUM 数据集中 9 个纹理丰富序列作为比对测试序列。评价指标仍采用绝对轨迹误差的 RMSE(m)。如表 2 所示,给出了本文算法与其他 7 个视觉 SLAM 算法的绝对轨迹误差的 RMSE(m) 测试结果。

由表 2 看出,本文算法在 fr1-xyz、fr1-desk、fr2-xyz、fr2-large、fr3-office、fr3-nst 这 6 个序列中获得的定位精度高于或等于其他目前最先进 SLAM 算法,在剩余 3 个序列中也取得了近似的性能指标。通过分析,由于本文算法对原始特征点提取更加准确,相比其他算法,在大范围和纹理减少的场景中,直接法和特征点法的融合获得了更高的定位精度。

表 2 绝对轨迹误差 RMSE 表

Table 2 Absolute track error RMSE tablem

m

Sequence	Fed-SLAM	ORB-SLAM2 ^[7]	文献[12]	文献[13]	文献[14]	文献[15]	文献[16]
fr1-xyz	0.012	0.013	0.016	0.018	0.023	0.012	0.012
fr1-desk	0.014	0.014	0.020	0.037	0.021	0.026	0.016
fr1-desk2	0.023	0.022	0.048	0.071	0.046	0.025	—
fr1-room	0.045	0.047	0.068	0.075	0.043	0.087	—
fr2-desk	0.009	0.008	0.071	0.034	0.017	0.057	—
fr2-xyz	0.006	0.006	0.011	0.029	0.018	0.026	0.011
fr2-large	0.138	0.140	—	—	—	—	—
fr3-office	0.008	0.008	0.017	0.030	0.035	—	0.022
fr3-nst	0.018	0.019	0.018	0.031	0.018	—	—

注:其中的—代表着该算法在此序列下跟踪丢失

以上为纹理丰富场景下的定位精度测试,而在低纹理场景下,许多研究者提出了点线结合的视觉 SLAM 算法,通过引入线特征来提高算法在低纹理场景下的鲁棒性。在低纹理场景序列下,本文算法与最先进的基于点线的算法进行比较,结果如表 3 所示,评价指标为绝对轨迹误差的 RMSE。

表 3 低纹理场景绝对轨迹 RMSE 表

Table 3 Absolute trajectory RMSE table for low texture scenesm

m

序列	Fed-SLAM	RVS ^[17]	GP ^[18]
fr3-snf	0.025	0.062	0.017
fr3-snn	0.027	—	0.144

由表 3 发现在纹理显著缺失的场景下,基于点线结合的算法定位精度出现明显的下降趋势,即几何基元算法(geometric primitives based RGB-D SLAM,GP)绝对轨迹误差从 0.017 m 增大到 0.144 m,鲁棒视觉 SLAM 算法(robust visual SLAM system based on RGB-D camera,RVS)绝对轨迹误差从 0.062 m 到出现了定位丢失现象。而 Fed-SLAM 算法绝对轨迹误差为 0.025 m 和 0.027 m,未出现定位精度显著降低的趋势。因此,Fed-SLAM 算法和目前主流的基于点线的方法相比,具有更高且稳定的定位精度。

2.3 跟踪时间结果与分析

为了衡量算法的跟踪时间性能,将 Fed-SLAM 的运行性能与当前运行速度较快的 ORB-SLAM2 算法运行时间进行对比,衡量指标为平均每帧的跟踪时间,对比结果如图 7 所示。在各测试序列当中 Fed-SLAM 平均每帧跟踪时间大幅缩短。将各序列的平均跟踪时间累加并求取总平均值,Fed-SLAM 总平均每帧跟踪时间为 0.009 9 s,

而 ORB-SLAM2 算法的总平均每帧跟踪时间为 0.023 6 s,平均每帧跟踪耗时减少了 58%。实验结果表明本文提出的算法由于采用了直接法替代特征点法计算非关键帧位姿,能够大幅减少特征点和描述子的计算,算法运算速度要显著优于完全基于特征点法的 ORB-SLAM2。

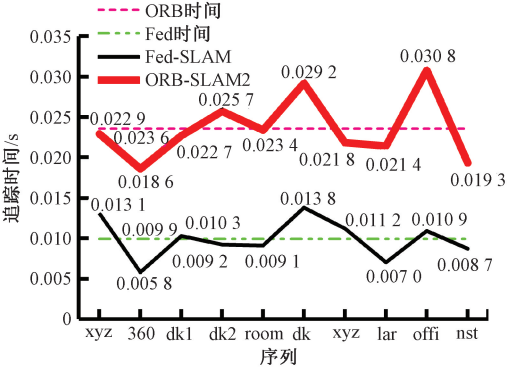


图 7 平均每帧跟踪时间

Fig. 7 Average tracking time per frame

2.4 实时建图结果

为了检验 Fed-SLAM 算法在一般场景下的实时建图能力,选取了 TUM 数据集带有回环的序列作为测试序列。如图 8 所示,由于回环检测能够矫正畸变,因此,图优化能够更好的匹配相邻两帧的点云地图,且更清晰的重建了序列中的环境特征。

进一步,在低纹理场景下检验本文算法建图能力。选取 fr3_snf 和 fr3_nnf 两个低纹理图像序列进行建图,其结果如图 9 所示,值得注意的是 fr3_snf 序列中完整的重建了白纸三维结构,fr3_nnf 序列重建的地图中地板纹理清晰可见。

从以上实验结果看出,Fed-SLAM 算法在三维重建上具有一定的鲁棒性,尤其是针对低纹理场景的优化,使得 Fed-SLAM 依然能够取得较好的建图效果。

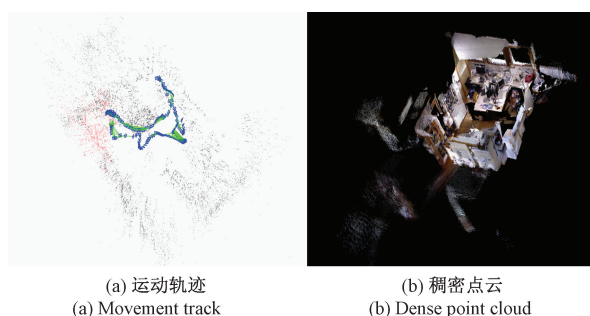


图8 运动轨迹和稠密点云图

Fig.8 Motion trajectory and dense point cloud

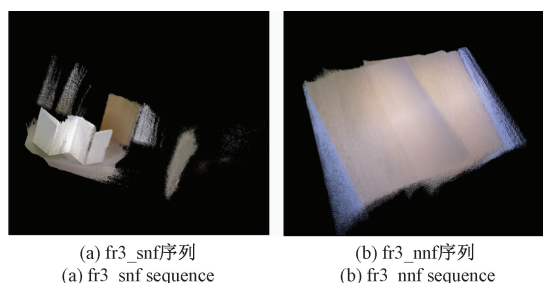


图9 低纹理场景下的稠密点云图

Fig.9 Dense point cloud image in low texture scene

3 结 论

针对现有多数 SLAM 系统在低纹理的场景下存在跟踪丢失、实时性较差、无法实时构建稠密点云地图等问题,本文提出了一种对图像进行特征增强的视觉 SLAM 方法,即采用直接法和特征点法分别计算非关键帧和关键帧位姿,实现场景的稠密建图。通过在 TUM 数据集下的不同场景数据中开展算法验证,并与 ORB-SLAM2 等现有主流的 SLAM 算法作对比,实验结果表明, Fed-SLAM 算法拥有比现有传统算法更高的定位精度。在低纹理场景下运行时,特征点提取数目是 ORB-SLAM2 算法的 9.6 倍,平均每帧跟踪耗时比 ORB-SLAM2 算法减少了 58%,并且能够实时构建稠密点云地图。因此,相比现有算法, Fed-SLAM 具有更好的时间效率和鲁棒性,未来可进一步融合 IMU 等其他传感器单元来提高算法的精确度。

参考文献

[1] 李帅鑫, 李广云, 周阳林, 等. 改进的单目视觉实时定位与测图方法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(11): 2849-2857.

LI SH X, LI G Y, ZHOU Y L, et al. Improved monocular vision real-time positioning and mapping

method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(11): 2849-2857.

[2] ZHANG H, LIU B, SHEN C, et al. Research on V-SLAM methods[C]. 2019 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA), IEEE, 2019: 1055-1060.

[3] DAVISON A J, REID I D, MOLTON N D, et al. MonoSLAM: Real-time single camera SLAM[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(6): 1052-1067.

[4] KLEIN G, MURRAY D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces[C]. 2007 6th IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality, IEEE, 2007: 225-234.

[5] ENGEL J, SCHÖPS T, CREMERS D. LSD-SLAM: Large-scale direct monocular SLAM [C]. European Conference on Computer Vision, 2014: 834-849.

[6] FORSTER C, PIZZOLI M, SCARAMUZZA D. SVO: Fast semi-direct monocular visual odometry [C]. 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2014: 15-22.

[7] 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.

[8] 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.

YIN SH N, CUI X R, LI J, et al. Visual odometry image enhancement method based on fast ACE algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(6): 27-33.

[9] 吴玉香, 王超, 洗颖宪. 基于稀疏直接法和图优化的移动机器人 SLAM [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(4): 257-263.

WU Y X, WANG CH, XIAN Y X. Mobile robot SLAM based on sparse direct method and graph optimization[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(4): 257-263.

[10] 潘高峰, 樊渊, 汝玉, 等. 基于点线特征融合的低纹理单目视觉同时定位与地图构建算法[J]. 计算机应用, 2022, 42(7): 2170-2176.

PAN G F, FAN Y, RU Y, et al. Low texture monocular vision simultaneous localization and map construction

- algorithm based on point-line feature fusion[J]. Computer Applications, 2022, 42(7): 2170-2176.
- [11] 马鑫, 梁新武, 蔡纪源. 基于点线特征的快速视觉 SLAM 方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2021, 55(2): 402-409.
- MA X, LIANG X W, CAI J Y. Fast visual SLAM method based on point-line features [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2021, 55(2): 402-409.
- [12] WHELAN T, SALAS-MORENO R F, GLOCKER B, et al. ElasticFusion: Real-time dense SLAM and light source estimation [J]. The International Journal of Robotics Research, 2016, 35(14): 1697-1716.
- [13] WHELAN T, KAESSE M, FALLON M, et al. Kintinuous: Spatially extended KinectFusion[C]. RSS Workshop on RGB-D: Advanced Reasoning with Depth Cameras, 2012.
- [14] KERL C, STURM J, CREMERS D. Dense visual SLAM for RGB-D cameras [C]. 2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IEEE, 2013: 2100-2106.
- [15] ENDRES F, HESS J, STURM J, et al. 3-D mapping with an RGB-D camera [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2013, 30(1): 177-187.
- [16] DAI A, NIEßNER M, ZOLLHÖFER M, et al. Bundlerefusion: Real-time globally consistent 3D reconstruction using on-the-fly surface reintegration [J]. ACM Transactions on Graphics (ToG), 2017, 36(4). DOI: org/10.1145/3072959.3054739.
- [17] LI L, LI A, TIAN Y, et al. A robust visual slam system based on RGB-D camera used in various indoor scenes[C]. 2018 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), IEEE, 2018: 1632-1637.
- [18] JI P, ZENG M, LIU X. Geometric primitives based RGB-D SLAM for low-texture environment [C]. Proceedings of the 31st International Conference on Computer Animation and Social Agents, 2018: 59-65.

作者简介



叶俊强, 2020 年于河北大学获得学士学位, 现为北京信息科技大学硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、智能检测与信息处理、嵌入式系统。

E-mail: yeshaoye770880@163.com

Ye Junqiang received his B. Sc. degree from Hebei University in 2020. He is currently a master student at Beijing Information Science and Technology University. His main research interests include computer vision, intelligent detection and information processing, and embedded systems.



尤睿(通信作者), 2018 年清华大学获得博士学位, 现为北京信息科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为 MEMS、传感器与执行器、智能微系统。

E-mail: yourui@bistu.edu.cn

You Rui (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Tsinghua University in 2018. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at Beijing Information Science and Technology University. His main research interests include MEMS, sensors and actuators, intelligent microsystems.



于明鑫, 2010 年北京理工大学获得硕士学位, 2015 年北京理工大学获得博士学位, 现为北京信息科技大学副教授, 主要研究方向为机器学习理论与应用、智能微系统轻量化算法、计算机视觉。

E-mail: yourui@bistu.edu.cn

Yu Mingxin received his M. Sc. degree from Beijing Institute of Technology in 2010, and received his Ph. D. degree from Beijing Institute of Technology in 2015. He is currently an associate professor at Beijing Information Science and Technology University. His main research interests include theory and application of machine learning, lightweight algorithms for intelligent microsystems, and computer vision.