

改进 ORB 特征提取环节的视觉 SLAM 算法^{*}

万睿哲^{1,2} 张 鹏^{1,2} 刘 鹏^{2,3}

(1. 中北大学仪器与电子学院 太原 030051; 2. 中北大学电子测试技术国家重点实验室 太原 030051;

3. 中北大学电气与控制工程学院 太原 030051)

摘 要:为了解决传统 ORB-SLAM2 算法尺度不变性较差和光照环境变化复杂导致定位跟踪不稳定的问题,提出了一种基于 B-Spline 图像金字塔的自适应阈值 ORB 特征点提取方法。首先采用 B-Spline 图像金字塔的方法,将图像层层划分,随后,通过计算图像周围的特征点的灰度值来设置自适应阈值,以便阈值随着光照变化而自动调整,从而实现图像特征点的有效提取。对改进部分分别实验验证,在光照环境发生较大变化时,改进方法在特征提取时重叠点降低且提取范围更加均匀,在图像尺度发生变化时,改进方法的特征匹配数量提升了近 1 倍,在轨迹追踪实验中,改进方法得到的估计轨迹误差降低了 20% 以上。改进的 ORB-SLAM 算法能够提高在复杂环境下机器人的定位精度。

关键词:尺度不变性;自适应阈值;图像金字塔

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2050

Visual SLAM algorithm for improving ORB feature extraction session

Wan Ruizhe^{1,2} Zhang Peng^{1,2} Liu Peng^{2,3}

(1. School of Instrumentation and Electronics, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. State Key Laboratory of Electronic Testing Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China;

3. School of Electrical and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In order to solve the problems of poor scale invariance of the traditional ORB-SLAM2 algorithm and the instability of localization tracking due to complex changes in the lighting environment, an adaptive thresholding ORB feature point extraction method based on the B-Spline image pyramid is proposed. First, the B-Spline image pyramid method is used to divide the image layer by layer, and subsequently, the adaptive threshold is set by calculating the gray value of the feature points around the image so that the threshold is automatically adjusted with the change of lighting, thus realizing the effective extraction of the image feature points. The improved aspects were experimentally verified, and the results revealed several significant enhancements. In scenarios involving drastic changes in illumination, the improved method significantly reduced the overlapping points in feature extraction and offered a more uniform extraction range. When encountering changes in the image scale, the number of feature matches using the improved method nearly doubled. In trajectory tracking experiments, the improved method achieved a reduction in estimated trajectory error of over 20%. The enhanced ORB-SLAM algorithm has the potential to significantly improve the localization accuracy of robots in complex environments.

Keywords: scale invariance; adaptive threshold; image pyramid

0 引 言

同步定位与建图(simultaneous localization and map-

ping, SLAM)是指智能体或机器人在处于无法预先探知的环境下,机器人在运动过程中估计自身行驶轨迹及运动状态并同时构建周围环境地图模型的过程,只使用各类视

收稿日期:2023-10-06

^{*} 基金项目:技术领域基金(2021-JCJQ-JJ-0726)项目资助

觉传感器则称为视觉 SLAM。视觉 SLAM 的基本思想是通过对连续帧图像的处理,提取关键点或者特征点,计算相机的运动和环境的三维结构,并将其融合到一个全局的地图中^[1-2]。2015 年,Mur-Artal 等^[3]推出一款基于特征点法的全新视觉 SLAM 框架,掀起了以特征点法为主流的潮流。

针对特征点法,前人从多个方面提出了不同的解决方案,2016 年,Mur-Artal 等^[4]继续推出了 ORB-SLAM2,可以同时兼容多种不同的接口,而后推出了视觉惯性融合的 ORB-SLAM3^[5],提出基于特征的紧耦合的惯性视觉里程计。2018 年,Hossein-Nejad 等^[6]提出通过绘制误匹配点删除数量与阈值大小的关系曲线、变换前后特征点对的均方根误差与阈值大小的关系曲线,把两条曲线的交汇点作为自适应阈值来剔除误匹配。2019 年,Liu 等^[7]设计了一种环采样模式的特征组合二进制描述符,Tang 等^[8]基于深度学习的方法生成了紧凑的二进制描述符来改善特征点提取与匹配,同年,Gomez-Qjeda 等^[9]针对低纹理环境,提出结合点线特征,增加线特征进行匹配;2021 年,Fu 等^[10]提出一种基于稀疏光流的与描述符无关的两阶段关键点匹配方法,完成帧间特征点匹配。这些方法具有精度高、实时性稳定性好等优点,但在光照环境在不断变化,图像尺度随着相机的运动也在发生改变时,会出现在光照环境变化大的情况下特征点提取数量不足不充分的问题,以及在尺度发生变化的图像上特征点匹配精度变差的问题。

因此,本文从现有的方法出发,参考 ORB(oriented fast and rotatred brief)算法,针对光照变化导致特征提取不充分的问题,改进其在特征点提取中阈值的选择,使用局部图像灰度自适应阈值来选择特征点,使其适应在不同光照环境下提取的有效性。针对图像尺度变化导致特征匹配精度变差的问题,进行图像金字塔的分层,将 B-Spline 图像金子塔的方法应用在图像处理的过程中,弥补 ORB 的尺度不变性,从而改善了算法在上述场景中的性能。

1 原理介绍

1.1 ORB 特征点提取

视觉 SLAM 框架目前的主流方法是特征点法,特征点法的主要思想是检测图像的特征点,随后基于检测刀的特征点计算带有方向向量的描述子,最后进行特征匹配,估计相机位姿并建图。目前常用的特征点有 FAST^[11](features from accelerated segment test)、SIFT^[12](scale-invariant feature transform)、SURF^[13](speeded up robust features)、ORB^[14]等,目前为止,ORB 利用了改进的 FAST 角点,是特征点法中速度和质量总体相对来说最佳的方法^[15]。Oriented FAST 是一种加入了尺度不变性和旋转不变性的 FAST 角点,它将尺度和旋转的不确定性融合到一起,形成一个完整的特征点集,由关键点和描述子 BRIEF^[16]组成,可以在不同帧的图像中快速准确地找到

所需的特征。BRIEF 描述子由于其用二进制表示,因此使得两点之间比较速度非常快,通常通过暴力匹配另一帧上的所有特征点,计算特征点间的汉明距离来得到最佳的匹配。

1.2 ORB-SLAM2 算法框架及原理

ORB-SLAM2 算法具有多线程结构,由 3 个部分组成,分别为跟踪、建图和闭环^[17]。跟踪线程主要是对图像进行特征点提取以及描述子计算,从而构造数据关联,估计相机位姿,然后选取关键帧。本文采用改进后的 ORB 特征点提取算法替换原有算法中的特征提取方法,实现特征点的提取和匹配,估计运动位姿,应用在 ORB-SLAM2 的跟踪线程中。系统框架如图 1 所示。

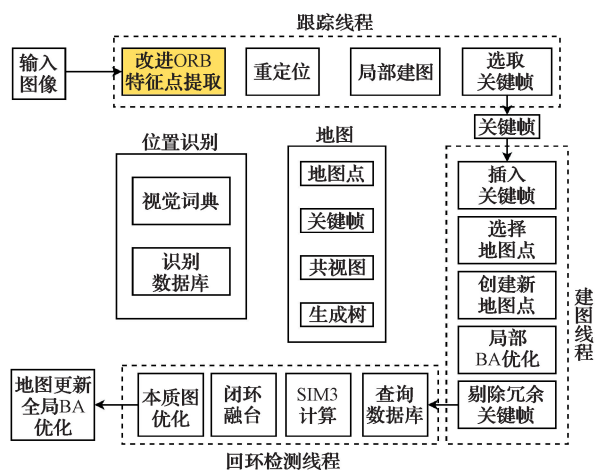


图 1 系统框架结构

Fig. 1 System framework structure

2 改进方法介绍

ORB-SLAM2 算法在追踪线程中采用的特征点提取方法是 ORB 特征点提取算法^[18],当图像处于同一尺度下或尺度变化不大时,基于传统 ORB 特征提取算法所提取的特征点匹配数量多,正确率高,但是随着相机的运动,相机与实物的距离不可避免地改变,使图像尺度开始发生变化时,除此之外,在某些情境下环境的光照情况复杂,在移动的过程中光照强度产生较大变化,特征点提取的准确性和稳定性受到较大影响。

因此,本文针对 ORB-SLAM2 中特征提取方法进行改进,在 ORB-SLAM2 的追踪线程中,将 B-Spline 图像金字塔的结构加入追踪线程中的特征提取过程中,同时对原算法中 FAST 角点检测的阈值进行自适应改进,使算法在图像尺度发生较大变化以及光照环境发生明显改变时拥有更好的特征点提取及匹配性能。本文提出改进特征提取算法流程如图 2 所示。

2.1 B-Spline 图像金子塔基本结构

通过 B-Spline 函数可以很好地逼近高斯函数,能够更准确地拟合高斯函数,相比于传统 ORB 算法能够使图像

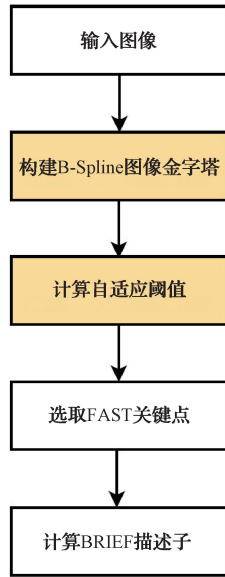


图2 改进的特征提取算法流程
Fig. 2 Flow chart of the improved feature extraction algorithm

获得更丰富、更有效的多尺度信息,从而使得图像的结构更加清晰、完整、有序。

在 B-Spline 金字塔算法中,每一层的图像像素点都可以用灰度值表示出来,各个层上的图像像素点的灰度值表示为:

$$h_{(k)}^n(x, y) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \alpha_k(i) \dot{\phi}^n(x - 2^k i, y - 2^k i) \quad (1)$$

式中: x 和 y 分别表示像素点的横坐标与纵坐标; n 为 B-Spline 的阶数; k 为图像金字塔的层数; $\alpha_k(i)$ 为样条系数数组; $\dot{\phi}^n(x, y)$ 代表尺度函数:

$$\dot{\phi}^n(x, y) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} (b^{2n+1})^{-1}(i) \phi^n(x - i, y - i) \quad (2)$$

式中: $b^n(i)$ 为 n 阶 B-Spline 函数的脉冲相应; $\phi^n(x, y)$ 为二维 B-Spline 基函数。

第 1 层图像的样条系数如下,

$$\alpha_{(0)}(i) = b^{2n+1} \cdot (b^n)^{-1} \cdot h_{(1)}^n(i) \quad \forall i \in Z \quad (3)$$

后续层的样条系数为:

$$\alpha_{(k)}(i) = \frac{1}{2} [\omega_2^n \cdot \alpha_{(k-1)}]_{\downarrow 2}(i) \quad \forall i \in Z \quad (4)$$

其中:

$$\omega_2^n(i) = \begin{cases} \frac{1}{2} \binom{n+1}{i + (n+1)/2} & \text{if } i \text{ is even} \\ 0 & \text{if } i \text{ is odd} \end{cases} \quad (5)$$

2.2 基于改进 FAST 关键点的特征提取方法

FAST 角点提取的核心原理之一就是通过调整阈值来实现快速、准确的目标识别。传统的阈值设定需要根据所处环境的光照情况进行手动预设,然而,由于光照环境变化会导致像素点灰度快速变化,手动预设的阈值无法随

着环境光照变化自动调整,导致特征点提取的准确性降低,因此,本文提出了一种新的自适应 FAST 角点阈值,根据检测目标点周围像素点的灰度值自动计算出一个新的阈值,它具有较高的灵活性和准确性,可以有效地避免因光照环境变化导致的 FAST 角点提取失败的情况,更好地提取关键点,改进后的检测方法如下。

1) 确定检测范围,选取中心像素点,在图像中选取像素 x , 设该像素亮度值为 L_x , 选取以 x 为圆心半径为 3 个像素的圆上 16 个像素点。

2) 提出新的自适应阈值:

$$\lambda = \delta \times \left(\sum_{i=1}^{16} L_i - L_{\max} - L_{\min} \right) / L_b \quad (6)$$

式中: $L_{\max}$ 、 $L_{\min}$ 分别是圆上 16 个像素点中像素灰度最大值与灰度最小值; b 是其余 14 个灰度的平均值, δ 是自适应参数。自适应阈值 λ 会根据环境中 $L_{\max}$ 、 $L_{\min}$ 、 b 的变化而自动改变。

3) 将像素点的亮度与根据环境亮度计算所得的自适应阈值 λ 进行大小比较,如果圆上有连续 12 个像素点的亮度在 $L_x - \lambda$ 与 $L_x + \lambda$ 之间,则该点 x 确定为特征点。重复步骤 1)~2),直至所有特征点检测完成。

4) 计算特征点响应值 S , x 邻域内有时可能会存在多个关键点,比较所有关键点的 S 大小, S 最大的保留,其余删除。

$$S = \max \begin{cases} \sum_{y: L_{xy} > L_x + \lambda} |L_{xy} - L_x| - \lambda \\ \sum_{y: L_{xy} < L_x - \lambda} |L_x - L_{xy}| - \lambda \end{cases} \quad (7)$$

式中: L_{xy} 为 x 邻域圆上的编号,其中 $y \leq 16$ 。

3 实验结果与分析

对特征检测加入自适应阈值和 B-Spline 图像金字塔结构后同原算法运行结果进行比较。最后,利用数据集对算法在不同场景中进行测试,对其轨迹误差进行评估。相机采用奥比中光的 Astrapro 相机,系统环境为 Ubuntu18.04。

3.1 特征点提取与匹配实验

实验中自适应阈值参数 λ 取值为 0.3 (在多次实验中得出 λ 选取 0.3 时,特征点提取更为均匀)。在同一场景中,不同亮度的情况下查看特征提取提取结果,比较 ORB-SLAM2 在分别采用传统 ORB 算法和加入自适应阈值的 ORB 算法后在图像亮度环境变化的情况下特征点提取的效果差异。

实验结果如图 3 和 4 所示,对比实验结果可知,在所处环境的光照情况发生较大改变时候,传统 ORB 特征提取算法提取的特征点存在大量的重叠点,且特征点提取范围不够均匀。在采用自适应阈值进行特征点检测后,当光照环境发生较大差异时,特征提取性能得到了很好地提升,重叠点减少,提取范围更加均匀,较好地抑制了特征点

聚集现象,减少了特征点追踪的错误率,说明在 ORB 算法中加入自适应阈值后,使系统在光照环境变化较大时特征检测效果更好。

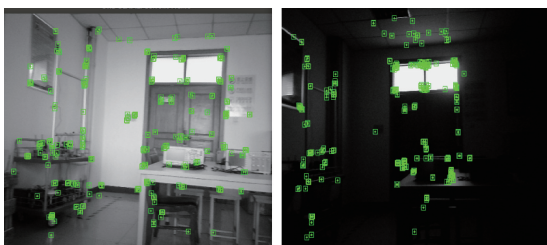


图3 光照变化时 ORBSLAM2 算法特征点提取
Fig. 3 ORBSLAM2 algorithm feature point extraction during illumination changes

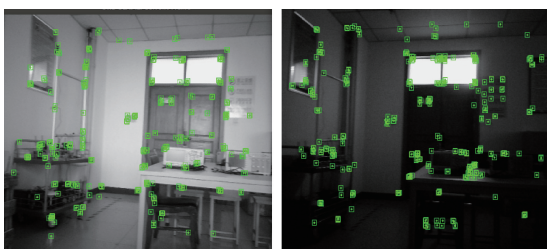


图4 光照变化时加入自适应阈值特征点提取
Fig. 4 Adaptive thresholding feature point extraction added to light changes

为了验证在加入 B-Spline 图像金字塔结构后算法在图像尺度变化情况下的特征匹配效果,本文在室内环境下采集同一场景下不同尺度的图像数据,在不同尺度下的 2 帧图像间进行帧间特征匹配,比较原方案与本文改进方案的特征匹配结果。暴力匹配如图 5 所示。



图5 暴力匹配
Fig. 5 Brute force matching

设定在同一场景下不同尺度的两帧图像中检测的特征点数量为 600。实验结果如图 6 和 7 所示,特征匹配运行时间与匹配数量如表 1 所示。可以看出,在加入 B-Spline 图像金字塔结构后,运行时间增加了大约 13%,但是有效匹配数量增加了将近 1 倍,比较传统 ORB 算法,虽然在运行时间上有少许增加,但是在特征点匹配数量上性能的得到大幅提升,总体来说,加入 B-Spline 图像金字塔结构后使算法在图像尺度发生改变时,特征匹配的性能和效果得到了较好的改善。

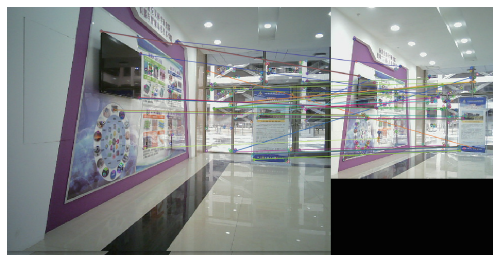


图6 传统 ORB 特征匹配
Fig. 6 Conventional ORB feature matching

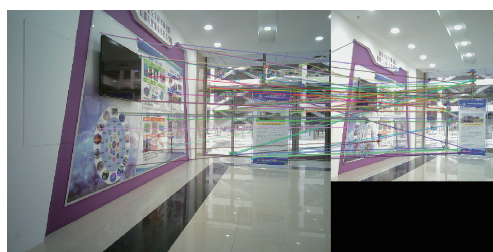


图7 加入 B-Spline 图像金字塔结构后特征匹配
Fig. 7 Feature matching after adding B-Spline image pyramid structure

表 1 ORB 算法改进前后特征点匹配性能对比
Table 1 Comparison of feature point matching performance before and after ORB algorithm improvement

方法	运行时间/ms	匹配数量
传统 ORB 方法	151	236
加入 B-Spline 金字塔结构	170	462

3.2 轨迹跟踪试验

本文采用提供机器人行进真实轨迹的 TUM 数据集对改进的 ORB-SLAM2 算法进行轨迹的准确性评估,采用的数据集分别是“fr1_xyz”、“fr1_floor”、“fr1_desk”和“fr3_long_office_household”,这些数据集所提供的场景纹理信息丰富并且深度不大,其中由于相机的不断运动,画面处于不断的连续变化之中,适合特征点法的验证。同时,这些数据集中提供了相机运动的真实轨迹,便于与算法估计轨迹进行误差比较,有利于验证改进算法的有效性。

本文通过绝对轨迹误差 (absolute trajectory error, ATE) 及其相应位姿误差 (relative pose error, RPE) 两个精度指标的比较,来衡量 SLAM 算法的准确性。数据集中包含了相机运动的真实轨迹,根据系统获得的估计轨迹,通过 Evo 评估软件对两条轨迹的绝对轨迹误差与相对位姿误差进行分析,所得的轨迹对比图采用热力图的形式用不同颜色的深浅程度来直观表示轨迹中每一点的误差,能够清楚的验证改进后的改进够 ORB-SLAM2 算法的有效性。分析结果如图 8~11 所示。

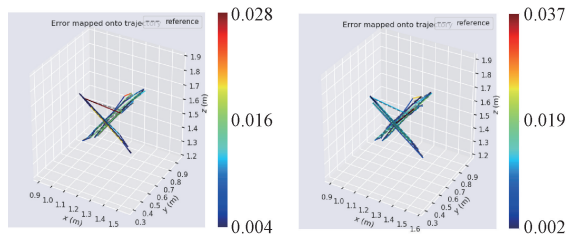


图8 fr1_xyz数据集下的绝对轨迹误差

Fig. 8 Absolute trajectory error on the fr1_xyz dataset

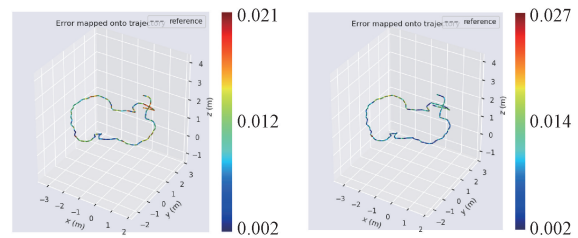


图10 fr3_long_office_household数据集下的相对位姿误差

Fig. 10 Relative position error on the fr3_long_office_household dataset

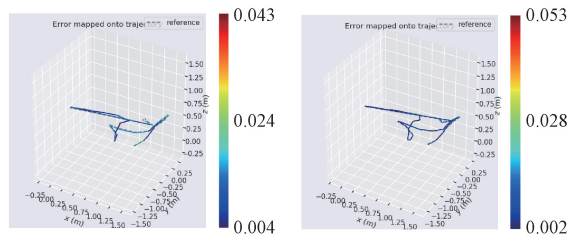


图9 fr1_floor数据集下的绝对轨迹误差

Fig. 9 Absolute trajectory error on the fr1_floor dataset

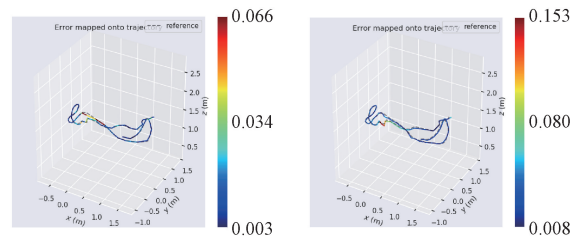


图11 freiburg1_desk数据集下的相对位姿误差

Fig. 11 Relative position error on the freiburg1_desk dataset

图8~11中,灰色虚线 reference 表示每个数据集的真是轨迹,彩色线条表示估计轨迹,颜色从红到蓝表示误差大小,由图8和9可知,在数据集“fr1_xyz”和“fr1_floor”场景中,本文改进 ORB 特征提取算法 SLAM 系统的误差都要小于传统 ORB 特征提取算法的 SLAM 系统,表明前者所得估计位姿与真实位姿的轨迹误差要小于后者。从而能够验证改进后的算法定位精度更精确,轨迹更具有全局一致性。

图10和11为基于数据集“fr1_desk”和“fr3_long_office_household”的相对位姿误差分析,能够看出本文改进 ORB 算法的 SLAM 系统误差要小于原系统,轨迹重合度也要高于原系统的重合度,没有较大的轨迹偏差错位,说

明本文改进后的系统稳定性更好。

为了更好地评估 SLAM 算法的表现,本文选用平均误差(MEAN)、均方根误差(RMSE)、误差平方和(SSE)、标准差(STD)这4个指标来反映误差的变化。

表2为 ORB-SLAM2 和本文算法的绝对轨迹误差数据比较,包括平均误差、均方根误差、误差平方和、标准差。由表2可以看出,与 ORB-SLAM2 相比,本文提出的算法能够显著降低绝对轨迹误差,尤其是在“fr1_desk”和“fr3_long_office_household”中,其降低幅度达20%~50%,大大提升了定位的准确性。

表2 ORB 特征提取算法改进前后绝对轨迹误差评价指标对比

Table 2 Comparison of absolute trajectory error evaluation indexes before and after improvement of ORB feature extraction algorithm

数据集	MEAN		RMSE		SSE		STD	
	ORB-SLAM2	本文	ORB-SLAM2	本文	ORB-SLAM2	本文	ORB-SLAM2	本文
fr1_xyz	0.011	0.010	0.013	0.012	0.008	0.006	0.006	0.005
fr1_floor	0.014	0.010	0.017	0.013	0.010	0.009	0.008	0.007
fr1_desk	0.012	0.015	0.020	0.018	0.030	0.021	0.012	0.009
fr3_long_office_household	0.011	0.010	0.012	0.011	0.045	0.021	0.005	0.004

在所测试的4个数据集中,原算法与改进算法的相对位姿误差比较,如表3所示。根据表3可得,本文算法的相机位姿误差均值、均方根误差、误差平方和、标准差的最

大值分别为0.015、0.018、0.021和0.004 m;最小值分别为0.006、0.007、0.007、0.004 m,评价指标均优于 ORB-SLAM2。

表 3 ORB 特征提取算法改进前后相对位姿误差评价指标对比
Table 3 Comparison of relative position error evaluation metrics before and after improvement of ORB
feature extraction algorithm

数据集	MEAN		RMSE		SSE		STD	
	ORB-SLAM2	本文	ORB-SLAM2	本文	ORB-SLAM2	本文	ORB-SLAM2	本文
fr1_xyz	0.014	0.014	0.016	0.015	0.012	0.008	0.007	0.006
fr1_floor	0.010	0.008	0.014	0.011	0.006	0.007	0.009	0.008
Fr1_desk	0.018	0.015	0.022	0.018	0.034	0.021	0.013	0.010
fr3_long_office_household	0.006	0.006	0.011	0.007	0.016	0.009	0.004	0.004

4 结 论

本文提出一种改进的 ORB 特征提取算法的视觉 SLAM 方法,通过将 B-Spline 图像金字塔的分层方法应用于特征点提取过程中,将图像分层,在每一层上提取特征点后进行特征匹配,有效匹配的特征点数量得到大幅改善;同时在 FAST 角点提取的过程中加入了自适应阈值,根据所处环境的光照强度自动改变角点提取的阈值,使系统在光照变化较大的环境下能够均匀准确地提取图像中的特征点。最后在轨迹跟踪实验中验证,改进的算法在轨迹实验中表现更优,验证了改进算法的有效性。但本文算法在实时性上有稍许欠缺,也缺少在室外等大场景中的验证,未来将在改善实时性以及大场景应用中进一步研究。

参 考 文 献

[1] 叶俊强, 尤睿, 于明鑫, 等. 基于稀疏直接法的特征增强视觉 SLAM 算法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(6): 205-212.
YE J Q, YOU R, YU M X, et al. Feature-enhanced visual SLAM algorithm based on sparse direct method [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(6): 205-212.

[2] 任明宇, 陈万米, 张圆圆. 融合激光和视觉信息的机器人 SLAM 方法研究[J]. 电子测量技术, 2019, 42(13): 92-97.
REN M Y, CHEN W M, ZHANG Y Y. Service robot SLAM research combining laser and visual information [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(13): 92-97.

[3] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDOS J D. ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular SLAM system [J]. IEEE Transactions on Robotics: A publication of the IEEE Robotics and Automation Society, 2015, 31(5): 1147-1163.

[4] 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.

[5] 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.

[6] HOSSEIN-NEJAD H, BAHREINI M, RASOOLI F. Bias in the measurement of optic nerve sheath diameter [J]. American Journal of Emergency Medicine, 2018, 36(2): 323-324.

[7] LIU H, ZHANG Q, FAN B, et al. Features combined binary descriptor based on voted ring-sampling pattern [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2019, 30(10): 3675-3687.

[8] TANG J, ERICSON L, FOLKESSON J, et al. GCNv2: Efficient correspondence prediction for real-time SLAM [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(4): 3505-3512.

[9] GOMEZ-OJEDA R, MORENO F A, ZUNIGA-NOEL D, et al. PL-SLAM: A stereo SLAM system through the combination of points and line segments [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2019, 35(3): 734-746.

[10] FU Q, YU H, WANG X, et al. Fast ORB-SLAM without keypoint descriptors [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 31: 1433-1446.

[11] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning-for high-speed corner detection [C]. European Conference on Computer Vision. Springer, 2006: 430-443.

[12] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.

[13] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L V. SURF: speeded up robust features [C]. European Conference on Computer Vision. Springer, 2006: 404-417.

[14] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF [C]. 2011 International Conference on Computer Vision. IEEE, 2011: 2564-2571.

[15] 张艳, 王宇. 基于视觉里程计的室内位姿测量技术研究

- 究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(6):73-81.
ZHANG Y, WANG Y. Design and implementation of a visual odometer [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(6): 73-81.
- [16] CALONDER M, LEPETIT V, STRECHA C, et al. Brief: Binary robust independent elementary features[C]. European Conference on Computer Vision. Springer, 2010: 778-792.
- [17] 雷皓玮, 林晓焕. 一种混合单目视觉 SLAM 系统研究[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(9):90-96.
LEI H W, LIN X H. Survey on multistrategy monocular visual SLAM system [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 38(9): 90-96.
- [18] 高翔, 张涛, 颜沁睿, 等. 视觉 SLAM 十四讲: 从理论到时间[M]. 北京: 电子工业出版社, 2019.

GAO X, ZHANG T, YAN Q R, et al. Visual SLAM Fourteen Lectures-From Theory to Practice [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2019.

作者简介

万睿哲, 硕士研究生, 主要研究方向为视觉导航与定位。

E-mail: S202106075@st.nuc.edu.cn

张鹏, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为多传感器综合感知。

E-mail: sxyczhangpeng@126.com

刘鹏(通信作者), 博士, 硕士生导师, 主要研究方向为多机器人混合编队、多传感器数据融合。

E-mail: pengliu@nuc.edu.cn