

基于动态物体特征点去除的视觉里程计算法

牛文雨, 李文锋

(武汉理工大学 物流工程学院, 武汉 430063)

摘要: 在存在动态物体的场景中, 传统立体视觉里程计定位误差大; 为了有效解决此问题, 提出了一种基于动态物体检测与特征点去除的立体视觉里程计算法; 利用二维稀疏光流法计算相机运动变换矩阵, 然后利用变换矩阵补偿相机运动; 进一步地, 采用了向前向后帧间差分方法进行运动物体检测, 将场景中的动态物体和静态物体初步区分开来; 将动态物体区域作为 mask, 去除动态物体区域的部分特征点, 然后利用静态点集继续优化变换矩阵, 将动态物体影响不断减小, 并将其应用于立体视觉里程计系统中; 经 TUM 的 RGBD 数据集测试评估, 提出的算法有效提高了动态场景下的视觉里程计定位精度。

关键词: 动态场景; 视觉里程计; ORB 特征; KLT; 运动补偿

Visual Odometry Algorithm Based on Dynamic Object Feature Point Removal

Niu Wenyu, Li Wenfeng

(School of Logistics Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)

Abstract: In the scene with moving objects, the traditional stereo visual odometry has large positioning error. In order to solve this problem effectively, a stereo visual odometry algorithm based on moving object detection and feature points removal is proposed. The motion transformation matrix brought by the camera motion is calculated by the two-dimensional sparse optical flow method, and then the motion of the camera is compensated by the transformation matrix. Furtherly, the forward-backward inter-frame difference algorithm is used for moving object detection, and the dynamic object and the static object in the scene are initially distinguished. Using the detected moving object's area in the image as a mask, some feature points on the dynamic object are removed, and then the static point set is used to optimize the transformation matrix, and the dynamic object influence is continuously reduced. Finally, the method is applied to the stereo vision odometry system. The evaluation of the TUM's RGBD data set experiments show that the proposed algorithm effectively improves the visual odometry positioning accuracy under dynamic scene.

Keywords: dynamic scene; visual odometry; ORB feature; KLT; motion compensation;

0 引言

近年来, 视觉同时定位和建图 (VISUAL simultaneous localization and mapping, VSLAM) 技术以其价格低、能耗小、采集信息多等优点在可移动机器人定位导航、虚拟现实及自动驾驶等领域得到了应用。视觉里程计 (Visual odometry, VO) 作为 VSLAM 系统的前端, 负责估计相机位姿, 是整个 VSLAM 系统的重要组成部分。传统视觉里程计方法假设系统工作在静态环境下, 即特征点的提取与关联匹配不考虑行人、物体移动等因素带来的影响。然而大多数实际场景中都存在行人或者运动物体, 这给传统视觉里程计算法的精准定位带来了严峻的挑战, 例如 PTAM (parallel tracking and mapping)^[1] 和 ORB-SLAM2^[2] 的 VO、DSO (direct sparse odometry)^[3] 等视觉里程计算法都

不能很好处理动态场景带来的影响, 在动态场景中定位精度很差。针对此问题, 目前有学者提出了相应的研究方法, 并取得了一定效果。Alcantarilla 等人将三维场景流应用到视觉里程计 (VO) 中, 通过三维光流矢量的运动方向区分动静点^[4], 提升了两帧之间位姿估计的精度。彭真利用静态空间点之间距离不变原则及德劳内三角剖分法分割动态点集^[5], 提升了视觉里程计系统的定位精度。上述两种方法取得了一定成效, 但是当区分动静物体的阈值选取不当时, 会出现将静点完全识别为动点, 将动点完全识别为静点的现象。Wang 等人通过计算两帧图像之间的稠密光流聚类来区分动静物体^[6], 有效检测动态物体, 但是稠密光流法耗时较长, 不能实时运行。高成强^[7] 等人针对图像块的变化建立了背景实时更新模型, 并利用图像块方差变化筛选运动物体, 但是该方法对环境适应度差。林志林等人利用三维场景流变换及虚拟场景点的方法识别动态物体, 动态物体剔除率较高^[8], 但是易出现删除误匹配点过多而导致估计失败的情况。

本文受文献 [8] 三维场景流变换判断运动物体的启发, 采用二维光流计算两帧间相机运动变换矩阵, 并利用求解的变换矩阵对相机进行运动补偿, 然后利用图像帧间

收稿日期: 2019-04-28; 修回日期: 2019-05-19。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61571336)。

作者简介: 牛文雨 (1992-), 男, 河北廊坊人, 工学硕士, 主要从事 SLAM 技术方向的研究。

李文锋 (1966-), 男, 博士生导师, 教授, 主要从事物联网与机器人技术、无线传感器网络等方向研究。

差分法检测运动物体。进一步地, 将检测到的运动物体兴趣域 (Region of Interest, ROI) 作为图像 mask, 剔除特征匹配中的运动物体区域特征点。最后利用剔除掉动态点的点集进行位姿估计, 有效提升了 VO 算法在动态场景的运动位姿估计精度。

1 基于改进帧间差分的运动物体检测

当相机固定时, 相邻两帧图像间的图像背景不变。此时如果场景中不存在运动物体, 相邻两帧图像间像素变化只受行人或者运动物体影响。通过相邻两帧图像间像素差值易判断出行人或动态物体的区域。两帧图像间像素差值可由 (1) 式进行计算:

$$I_{diff} = |I(x, y, t) - I(x, y, t-1)| \quad (1)$$

其中: $I(x, y, t)$ 表示图像中像素坐标为 (x, y) 处在 t 时刻的像素值, 而 $I(x, y, t-1)$ 为像素坐标 (x, y) 处在 $t-1$ 时刻的像素值, I_{diff} 表示两帧图像间的像素值差值。通过式 (2) 将两帧图像像素值差值结果二值化, 进而构建出对应的二值图像, 利用构建好的二值图像中的非零值, 即可找到行人或者运动物体在图像中所对应的区域, 式中的阈值 th 采用大律法获得。

$$D_t = \begin{cases} 255 & \text{if } I_{diff} > th \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

然而上述方法在相机运动时不再适用, 因为相机运动时图像中的像素值变化不仅受行人或运动物体影响, 还受相机运动带来的影响。所以此处需要一种方法对相机运动进行补偿, 尽量减小乃至消除相机运动造成的影响。

为了尽量减小相机运动带来的影响, 需要求解出相机的位姿变换, 进而利用估计出的位姿变换矩阵对相机运动进行补偿。

1.1 相机运动估计及运动补偿

相机运动估计时, 不同于传统的三维场景流方法, 采用透视变换矩阵 T 表示两帧图像间的相机运动^[9]。这里选用单应矩阵 H 作为透视变换矩阵 T , 两帧图像间像素对应关系见 (3) 式, 简化记为 $I_t = HI_{t-1}$, 其中: (x_{t-1}, y_{t-1}) 和 (x_t, y_t) 为前后两帧图像匹配点对在两帧图像中的像素坐标值。

$$\begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

求取单应矩阵 H 时, 理论上只需要 4 对匹配点对就能求得单应矩阵。然而实际中为了求解结果更精准, 往往利用 4 对以上配点对信息, 采用重投影误差优化和随机采样一致性 (random sample consensus, RANSAC) 结合的方法求取。式 (4) 中, ϵ 是两张图片之间对应像素点的重投影误差, 求解 H 矩阵时, 利用 Levenberg-Marquardt 方法不断迭代优化 ϵ 。当 ϵ 最小时, 更新得到的 H 矩阵即为最优变换矩阵, 接下来可以利用最优变换矩阵补偿相机运动。相机运动补偿的流程为: 正向变换时 (此处指将上一时刻图

像像素坐标值变换为当前时刻图像坐标值, 逆向变换则相反), 利用最优变换矩阵 H 将上一时刻中图像帧中所有像素点坐标值转换到与原图像相同分辨率大小的新图像中, 作为当前时刻图像的相机运动补偿帧, 逆向变换时则反向操作。

$$\epsilon = \sum_i \left[\left(x_i - \frac{h_{11}x_{i-1} + h_{12}y_{i-1} + h_{13}}{h_{31}x_{i-1} + h_{32}y_{i-1} + h_{33}} \right)^2 + \left(y_i - \frac{h_{21}x_{i-1} + h_{22}y_{i-1} + h_{23}}{h_{31}x_{i-1} + h_{32}y_{i-1} + h_{33}} \right)^2 \right] \quad (4)$$

1.2 补偿后的运动物体检测及剔除

对相机的运动进行补偿之后, 即可进行行人或者运动物体的检测, 具体流程为:

Step1: 利用最优透视变换矩阵将前一帧图像中的所有像素点转换到新的图像中, 此图像即为补偿帧, 补偿帧图片的尺寸大小和原图片相同;

Step2: 利用后一帧图像像素值与补偿帧图像求解像素值差 I_{diff} , 然后利用图像二值化、图像形态学操作、边缘噪声处理等方式去除图像中相应噪声数据, 最终通过二值图中像素值非零值检测出行人或动态物体所在区域。

接下来以 `rgb_d_fr3_walking_xyz` 数据子集中的第 416 帧图像与第 417 帧图像中的运动物体检测为例, 介绍运动物体或行人检测检测过程。具体的检测效果见图 1, 此处的上一帧图像为第 416 帧图像, 此处的下一帧图像为第 417 帧图像。图 1 (b) 是图 1 (c) 的运动补偿帧, 图 1 (d) 是图 1 (c) 与子图经过下列过程得到的结果图: 依据式 (1) 求解像素值差值 I_{diff} 、利用 I_{diff} 二值化处理构建二值图、图像腐蚀操作去除二值图中小区域的噪声、图像膨胀操作将二值图中有效区域范围扩大。腐蚀操作需要根据实际需求选择图像腐蚀内核大小及腐蚀次数, 同理, 膨胀操作也需要确定膨胀内核大小及膨胀次数。为了保证后续在所有数据集上取得较好的效果, 腐蚀内核大小为 4, 腐蚀操作进行两次, 膨胀内核大小为 16, 膨胀操作进行一次。从图 1 (d) 中可以看到已经基本检测到真正运动的物体。

通过分析图 1 (d) 结果, 可以得出虽然采用此方法检测出了运动物体, 但是运动物体上有大约三分之一区域仍未检测到, 检测信息丢失, 不符合后续将检测区域作为 mask 去除动态点的需求。经过对比分析, 发现导致此情况的原因是运动物体表面纹理较为接近, 导致图像二值化时变为 0 像素值。为解决此问题, 本文采用一种向前向后检测方式来检测运动物体。反方向的检测与正方向的检测相似, 即计算后一时刻图像相对于前一时刻图像之间的最优相对变换矩阵, 像素补偿后求解反方向二值化图像, 反向检测结果见图 1 (e)。将正反方向检测二值化图像叠加后, 得到运动物体大部分像素点, 最终检测效果图见图 1 (f)。

图像特征点建立关联匹配时, 将上述二值化图像中的非零像素值联通区域作为兴趣域 (Region of Interest, ROI)。删除掉对应图像中 ROI 区域中的特征点集, 即可删除动态特征点集, 剩下静态特征点集。在此基础上通过求

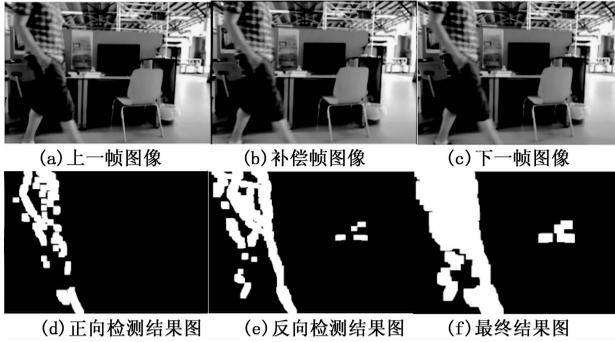


图 1 TUM RGBD 数据集^[10]测试

得的静态点集优化单应矩阵 H ，重复上述操作，进而求得更优的静态点集。综上可以得出采用的静态特征点提取流程如图 2 所示。

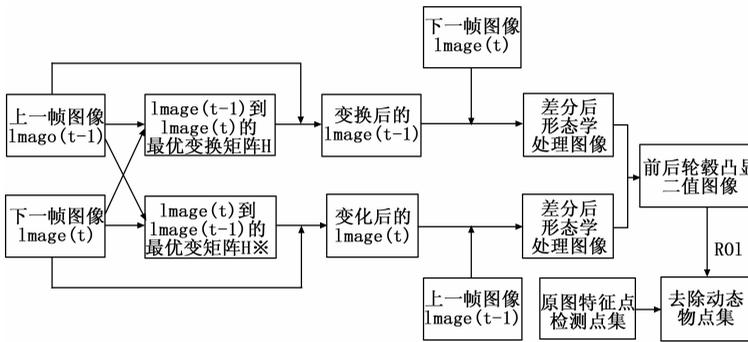


图 2 静态特征点提取流程

经过上述流程，可以将移动物体或者行人上面的大部分特征点去除，进一步减小了动态物体及行人对整个系统的影响，具体效果图见图 3。图 3 中动态点删除前，行人衬衫、腿部及身体轮廓边缘有大量特征点。动态点删除后，能够看到，位于行人身上及其轮廓的大量点已经删除，剩下的少部分点通过 RANSAC 方法也会被删除掉。综上，所提算法能够有效检测到动态物体区域并剔除掉动态干扰点。

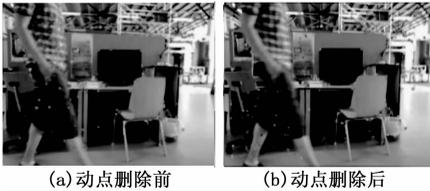


图 3 补偿后剔除动态物体特征点

为了验证所提方法不仅能对行人进行检测，还能够对运动物体进行检测，此处采用实验室实际场景中的图像帧进行测试，具体效果见图 4。图 4 中可以看到，算法已经将移动杯子区域检测出来。

2 运动物体特征点去除的视觉里程计

图 5 为本文所提系统框架图，整体包括行人及运动物体检测、相机位姿估计两部分。行人及运动物体检测及特征点去除利用所提方法完成，最终剔除掉动态点的静态点

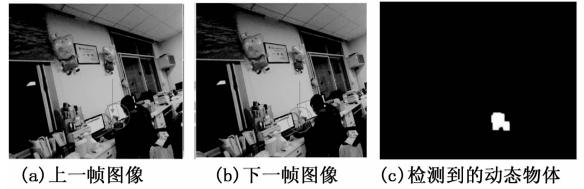


图 4 实验室局部场景

集存储在局部地图中。利用单帧图像与局部地图点的匹配关系，采用 EPNP^[11] 位姿估计算法求得相机位姿旋转矩阵 R 和平移向量 t 初值，此时求得的 R 和 t 不是最优解，需要通过重投影误差公式 (5) 来进行不断迭代优化得到较优值。其中： u_i 代表图像 I_1 中点 P 的像素坐标（即前面用特征点匹配或者跟踪方法获得的点像素坐标值）， $K(RP_i + t)/s$ 为与 I_1 配对的图像 I_2 上对应点 P' 通过重投影变换映射到图像 I_1 的坐标值。

$$e = \arg \min_{R,t} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n u_i - \frac{1}{s} K(RP_i + t)_2^2 \Rightarrow$$

$$e = \arg \min_{\xi} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n u_i - \frac{1}{s} K \exp(\xi^\wedge) P_i_2^2 \quad (5)$$

这里通过式 (5) 不断优化迭代，使得式中的 e 最小，最终求得相邻两帧之间相机位姿最优旋转矩阵 R 和平移向量 t 。为了使得定位效果更好，算法还构建了局部地图，在获得局部关键帧图像、固定关键帧图像及局部共视地图点之后进行局部 bundle adjustment 优化，此处采用 G2O 框架进行优化，利用局部关键帧图像、固定关键帧图像及共视地图点作为 G2O 的顶点，利用三者之间的关系作为边，迭代优化使得局部最小二乘误差最小。

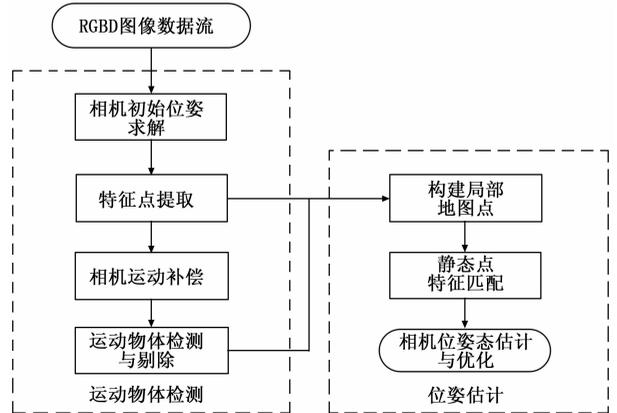


图 5 带有动态物体检测的里程计架构

3 实验结果与分析

3.1 实验平台及参数配置

本文的算法运行环境为：操作系统 Ubuntu16.04，cpu 型号为 I7-7700HQ，CPU 的主频为 2.8 GHz，整机的 RAM 为 8 g。实验过程中未使用显卡进行加速，为 CPU 实时运行。利用 TUM 的 RGBD 数据集对提出的算法进行了算法精度及耗时评估，并与开源的 ORB-SLAM2 中的前端里程

表 1 视觉里程计输出 RPE 对比

数据序列		平移均方根误差 RMSE(m)			
		ORB-SLAM2	本文算法	文献[7]算法	文献[12]算法
低动态	fr2_desk_person	0.028 470	0.006 524	0.009 400	0.035 200
	fr3_sitting_halfphere	0.022 873	0.022 707	0.026 300	0.058 900
	fr3_sitting_rpy	0.027 072	0.025 064	0.022 900	0.187 200
	fr3_sitting_static	0.012 438	0.010 573	0.008 100	0.015 700
	fr3_sitting_xyz	0.011 698	0.011 544	0.013 100	0.048 200
高动态	fr3_walking_halfphere	0.447 234	0.299 790	0.047 600	0.173 800
	fr3_walking_rpy	0.912 968	0.612 395	×	0.358 400
	fr3_walking_static	0.463 615	0.056 029	0.010 200	0.133 900
	fr3_walking_xyz	0.819 595	0.105 852	0.032 000	0.232 600

计算法进行了对比, 从而验证本文所提算法有效性。

实验验证使用的 TUM RGBD 数据集图片大小为 640x480, 数据集分为几个子集, 分别针对 FR2、FR3 两个场地, 每个数据子集都提供了真实移动轨迹 groundtruth。为了验证本文算法能够有效提升视觉里程计在动态环境中的定位精度, 这里选取全部低动态、高动态场景数据子集进行算法评估。算法实验中使用的图像畸变校正参数来自于 TUM RGBD 数据集官方文件。

3.2 实验结果分析

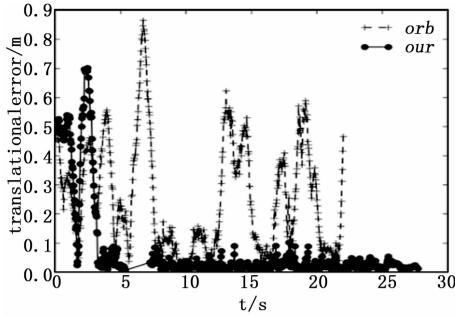
算法精度验证标准为相对位姿误差 (relative pose error, RPE)^[10], 相对位姿误差估计的是一定时间内的局部位姿测量误差, 因此其适用于视觉里程计系统的误差评估。为了更好地评估所提算法提升精度的有效性, 实验分别对比了 ORB-SLAM2 算法、文献 [7] 所提算法和文献 [12] 所提 BaMVO 算法的定位精度实验结果。其中 ORB-SLAM2 算法没有考虑动静态点的区分, 文献 [7] 所提算法利用图像块及图像块方差差异剔除了动态点, 文献 [12] 所提 BaMVO 算法通过对比匹配特征点之间深度值差异情况来去除动态点影响。由表 1 可以得出, 在低动态场景和高动态场景中, 本文所提算法相较于 ORB-SLAM2 算法都有所提升, 尤其是在高动态场景中, 整体算法精度提升较大, 所有数据集定位精度平均提升 38%, 证明算法有效。fr3_walking_static 数据子集中定位精度更是提高了 87.9%, 而 fr3_walking_rpy 数据集中整体运动模糊较多, 相机位移较大, 对本文算法是较大的挑战, 所以相较于其他高动态场景精度提升最小。低动态场景的精度提升较小, 主要原因是腐蚀膨胀图像处理时, 为了兼顾所有数据集都能平稳运行, 设置了固定腐蚀膨胀阈值, 导致对轻微的移动现象检测较弱, 此处设置自适应阈值会取得更佳效果。与文献 [7] 所提算法对比, 在低动态场景, 本文所提算法更加有效, 原因是其背景块建模算法对低动态变化不敏感, 在高动态场景, 文献 [7] 算法在大部分数据子集上效果较好, 在 fr3_walking_rpy 数据子集上, 跟踪失败, 未获得最终的运行轨迹, 主要原因是其在运动模糊中本身提取角点较少, 剔除动态角点后剩余角点已无法进行位姿估计, 导致跟踪线程失败。而本文方法虽然在定位精度上稍差于

文献 [7] 算法, 但是鲁棒性更强, 能够适应更多环境。与文献 [12] 所提 BaMVO 算法对比, 无论是在低动态场景还是高动态场景中, 本文算法相对定位精度更高, 主要原因是算法对于动态区域感知相对较好, 而文献 [12] 的 BaMVO 算法动态点剔除算法相对较弱, 对于动态区域的感知较弱, 大部分动态点没有被剔除掉, 动态点会继续干扰定位效果。由表 1 可以得知, 只有 fr3_walking_rpy 数据子集实验 BaMVO 算法较优, 原因是对于整体运动模糊过多场景, BaMVO 算法受运动模糊干扰较小, 特征点提取算法准确度较低, 后续可以结合稀疏直接法提升本文算法对于场景运动模糊的定位精度。

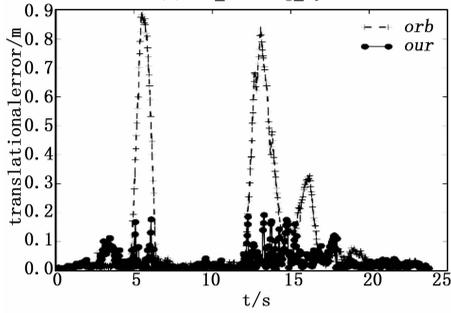
综上所述, 所提算法对于相机位姿估计精度提升是有效的, 与现有基于运动物体删除的里程计算法对比也有一定优势, 此处需要注意的是表中的文献 [7] 及文献 [12] 算法实验结果均来自文献, 但是文献 [7] 平台计算能力更佳, 对比是有效的。

为更为直观地表示所提算法对于位姿估计精度的提升, 图 6 中将两种算法在部分数据集上的 RPE 曲线图展现出来, 从图 6 中能够看到, 所提算法整体上比 ORB-SLAM2 精度高。图 6 中的实黑线能够看到, ORB-SLAM2 在某些时段误差突然变大, 将曲线图的时间与数据集图片集一一对应起来, 发现误差突然变大的地方都有动态物体存在, 所提算法在有动态物体时表现了良好的稳定性。图 6 (a) 中可以看到, 所提算法在刚开始时稳定性不如 ORB-SLAM2, 通过对相应时间段的数据集图片分析得知, 不稳定的原因在于在对应时间段, 运动物体存在但是其运动方向垂直相机平面, 此情况是所提算法检测盲区, 故出现不稳定现象。

除对算法定位精度进行评估外, 还对所提算法与 ORB-SLAM2 整体运行耗时进行了评估, 这里不对比文献 [7] 及文献 [12] 的运行耗时, 因为算法运行平台不同, 耗时有对比标准会有不同。算法耗时实验评估发现 ORB-SLAM2 跟踪在测试数据集上的平均运行耗时为 37.683 ms, 而所提算法在测试数据集上的运行平均耗时达到了 56.746 ms, 相较于 ORB-SLAM2 算法耗时增加了 19 ms, 虽然较 ORB-SLAM2 运行耗时有所增加, 但是能够实时运行, 此处耗时增加需要进一步分析进行优化。



(a) fr3_walking_xyz



(a) fr3_walking_static

图 6 所提算法与 ORB-SLAM2 在两个数据集的 RPE 曲线图

4 结束语

本文提出了一种基于动态物体检测与特征点去除的立体视觉里程计算法。算法能够有效检测到动态物体，并能够利用动态区域 mask 剔除掉对应动态点，降低了动态物体对相机位姿估计带来的影响。通过对 TUM RGBD 数据集的评估测试，发现所提算法对于定位精度有一定提升，与现有改进算法相比，也具有一定优势。但是所提算法对于垂直相机平面的运行物体检测较差，后续可以针对此处做相应优化。除此之外，耗时相较于其他算法有所增加，实际使用中需要进行计算机工程上的优化。除此之外，下一步工作会尝试加入其它传感器，进一步判断动态物体，从而更好地去除动态物体影响。

参考文献:

[1] Klein G, Murray D. Parallel Tracking and Mapping for Small

（上接第 217 页）

参考文献:

[1] Lankhorst M H R, Wolters R A M, Ketelaars B W S M. Low-cost and nanoscale non-volatile memory concept for future silicon chips [J]. Nature Materials, 2005, 4 (4): 347-352.
 [2] Wuttig M, Yamada N. Phase-change materials for rewriteable data storage [J]. Nat Mater, 2007, 6 (11): 824-832.
 [3] Wang W J, et al. Fast phase transitions induced by picosecond electrical pulses on phase change memory cells [J]. Applied Physics Letters, 2008, 93 (4): 043121.
 [4] Kim K. Future memory technology: challenges and opportunities [A]. Proceedings of Technical Program [C]. 2008: 5-9.

AR Workspaces [A]. IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality [C]. IEEE Computer Society, 2007: 1-10.
 [2] 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.
 [3] Engel J, Koltun V, Cremers D. Direct sparse Odometry [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2016, 99: 1-1.
 [4] Alcantarilla P F, Yebes J J, Almazán J, et al. On combining visual SLAM and dense scene flow to increase the robustness of localization and mapping in dynamic environments [A]. IEEE International Conference on Robotics & Automation [C]. 2012.
 [5] 彭真. 动态环境下基于视觉的自运动估计与环境建模方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
 [6] Wang Y, Huang S. Towards dense moving object segmentation based robust dense RGB-D SLAM in dynamic scenarios [A]. 2014 13th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV) [C]. IEEE, 2014: 1841-1846.
 [7] 高成强, 张云洲, 王晓哲, 等. 面向室内动态环境的半直接法 RGB-D SLAM 算法 [J]. 机器人, 2019 (3).
 [8] 林志林, 张国良, 姚二亮, 等. 动态场景下基于运动物体检测的立体视觉里程计 [J]. 光学学报, 2017 (11): 195-203.
 [9] Yi K M, Yun K, Kim S W, et al. Detection of Moving Objects with non-stationary cameras in 5.8 ms: bringing motion detection to your mobile Device [A]. 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). IEEE Computer Society, 2013.
 [10] Sturm J, Engelhard N, Endres F, et al. A benchmark for the evaluation of RGB-D SLAM systems [A]. 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) [C]. 2012.
 [11] 李书杰, 刘晓平. 摄像机位姿的高精度快速求解 [J]. 中国图象图形学报, 2014, 19 (01): 20-27.
 [12] Kim D H, Kim J H. Effective Background Model-Based RGB-D Dense Visual Odometry in a Dynamic Environment [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 32 (6): 1565-1573.

[5] Sadeghipour S M, Pileggi L, Asheghi M. Phase change random access memory, thermal analysis [A]. 2006. IThERM '06. The Tenth Intersociety Conference on Thermal and Thermomechanical Phenomena in Electronics Systems [C]. IEEE, 2006: 660-665.
 [6] Zuliani P, Varesi E, Palumbo E, et al. Overcoming temperature limitations in phase change memories with optimized [J]. IEEE Transactions on Electron Devices, 2013, 60 (12): 4020-4026.
 [7] Rosenthal T, Schneider M N, Stiewe C, et al. Real Structure and Thermoelectric Properties of GeTe-rich germanium antimony Tellurides [J]. Chemistry of Materials, 2011, 23 (19): 4349-4356.