

# 基于背景修复的动态SLAM

李嘉辉, 范馨月, 张干, 张阔

(重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065)

**摘要:** 视觉同时定位与地图构建(Simultaneous localization and mapping, SLAM)过程中, 动态物体引入的干扰信息会严重影响定位精度。通过剔除动态对象, 修复空洞区域解决动态场景下的SLAM问题。采用Mask-RCNN获取语义信息, 结合对极几何方法对动态对象进行剔除。使用关键帧像素加权映射的方式对RGB和深度图空洞区域进行逐像素恢复。依据深度图相邻像素相关性使用区域生长算法完善深度信息。在TUM数据集上的实验结果表明, 位姿估计精度较ORB-SLAM2平均提高85.26%, 较DynaSLAM提高28.54%, 在实际场景中进行测试依旧表现良好。

**关键词:** 同时定位与地图构建; 语义分割; 对极几何; RGB修复; 深度修复

**中图分类号:** TP249

**文献标志码:** A

## Dynamic SLAM Based on Background Restoration

LI Jiahui, FAN Xinyue, ZHANG Gan, ZHANG Kuo

(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

**Abstract:** In the context of simultaneous localization and mapping (SLAM), the accuracy of positioning is significantly affected by interference caused by dynamic objects. This paper addresses the challenges of SLAM in dynamic environments through the removal of dynamic objects and restoration of empty regions. Semantic information is obtained using Mask-RCNN, while a polar geometry approach is employed to eliminate dynamic objects. Keyframe pixel weighted mapping enables precise recovery of void regions in both RGB and depth maps at a pixel-by-pixel level. Experimental results on the TUM dataset demonstrate an average improvement of 85.26% in pose estimation accuracy compared to ORB-SLAM2, as well as a 28.54% enhancement over DynaSLAM performance. The proposed method exhibits robust performance even in real-world scenarios.

**Key words:** simultaneous localization and mapping (SLAM); semantic segmentation; epipolar geometry; RGB repair; depth repair

## 引言

视觉同时定位与地图构建(Simultaneous localization and mapping, SLAM)指机器人携带传感器在未知环境中进行移动, 定位自身位置的同时建造增量式地图。大多数SLAM系统基于静态假设, 即

静态环境不影响定位和映射任务。如ORB-SLAM2<sup>[1]</sup>在静态环境中能够取得令人满意的精度。然而静态假设在开放环境中几乎不成立,因为移动的车辆和行人等动态对象将不可避免地存在。动态目标会提供大量干扰信息,引导相机位姿的错误优化。针对上述动态SLAM问题,解决方法主要分为以几何为主的动态特征点判别和以语义分割为主的动态物体识别<sup>[2]</sup>。

几何约束法通过给图形之间添加约束或利用特征之间的相互约束完成特征的筛选。首先使用全局特征,如点特征等计算对应的最优映射模型,用此模型遍历局部特征筛选异常点。Kim等<sup>[3]</sup>使用深度信息构建非参数化背景模型,结合传感器的自运动,估计场景中的动态物体。Wang等<sup>[4]</sup>应用基本矩阵检测特征点的不一致性,然后对深度图像进行聚类,当聚类区域中的异常值超过阈值时,标记该区域为移动对象。ERASOR<sup>[5]</sup>将获得的点云信息按栅格形状进行分块描述,通过块间的差异判定特征点的运动状态。Cheng等<sup>[6]</sup>提出了一种稀疏运动去除模式,该模式根据连续帧之间的异同来检测动态区域。但是,几何方法通常需要预定义的阈值来确定特征点是动态的还是静态的,很容易导致识别过度或识别不足。

为了弥补几何方法带来的不足并充分理解环境的动态信息,在传统几何方法的基础上引入基于深度学习的图像识别技术,可有效解决动态物体带来的干扰。DS-SLAM<sup>[7]</sup>首先使用SegNet语义分割网络识别图像中的动态物体,随后使用稀疏光流检测外点特征,最后还构建了八叉树地图用于更高级的任务。DynaSLAM<sup>[8]</sup>使用语义分割结合多视图几何方法确定动态区域,但可移动物体处于静态时依旧会被剔除,减少了可用信息。沈晔湖等<sup>[9]</sup>通过语义信息对场景物体进行识别,结合几何约束确定动态物体,在特征点提取时拒绝该区域。Detect-SLAM<sup>[10]</sup>采用SSD网络分割的语义信息消除移动对象带来的负面影响,并将关键点的动态概率进行实时传播,抵消语义线程的检测延迟。Chen等<sup>[11]</sup>使用雷达传感器获取连续图像作为与神经网络结合的中间表示,有效区分静态背景与动态物体。MID-Fusion<sup>[12]</sup>使用基于对象级八叉树的体积表示形式,在提供轨迹预测的同时还可预测场景对象的语义和运动属性。Henein等<sup>[13]</sup>通过结合刚体运动状态及刚体上匹配点计算出的位姿,建立因子图对变量进行优化,实现动态物体的实时定位。SLAM-PCD<sup>[14]</sup>使用空间分割算法处理点云数据,将语义信息与点云地图融合生成更准确的地图。DynaSLAM II<sup>[15]</sup>引导动态目标进行特征匹配,使相机的运动估计与多目标跟踪实现相互促进。RDS-SLAM<sup>[16]</sup>通过为动态点设置动态等级更充分地利用动态信息,仅对关键帧进行分割使系统能够实时运行,因丢失了普通帧的可用信息,一定程度上影响了系统精度。

当前的SLAM方法在动态环境下取得了较好的表现,但主流方式依旧是对动态对象进行剔除,缺少对静态信息的利用。因此,本文做出以下贡献:(1)采用分割网络Mask R-CNN<sup>[17]</sup>结合对极几何剔除场景中的动态物体;(2)利用关键帧对RGB图像和深度图空洞区域进行逐像素恢复;(3)采用区域生长算法<sup>[18]</sup>对深度图进行额外修复。

## 1 系统概述

ORB-SLAM2在静态场景中有着出色表现,本文在其RGB-D版本上展开研究。除了系统的跟踪、局部建图和回环检测三大基础线程外,还新增了背景修复线程。系统框架如图1所示。采用Mask R-CNN神经网络获取较为准确的语义信息。语义分割提供先验信息,几何方法提供额外约束,两者以紧耦合方式识别动态对象,以此确定待修复的空洞区域。DS-SLAM和DynaSLAM舍弃动态对象上的信息,若动态区域占据面积过大,将导致可用信息偏少,易出现追踪丢失、定位失败等问题。通过关键帧像素加权求和对空洞区域进行修复,使用区域生长算法进一步完善深度图。利用获得的被遮挡信息,在消除动态影响的同时更充分地利用静态信息提升位姿估计精度。

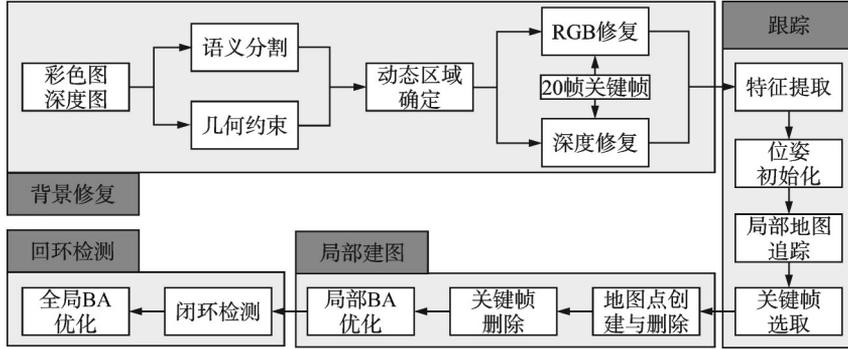


图1 系统框架

Fig.1 System framework

## 2 待修复区域的确定

将语义信息作为先验知识,结合几何约束对动态区域进行识别。Mask R-CNN在语义识别的准确率能达到49.2%,非常适合作为SLAM系统的语义提取网络。对极几何约束如图2所示。

$O_1$ 、 $O_2$ 分别是相邻两帧 $I_1$ 和 $I_2$ 的光心,三维点 $P$ 在两帧上投影点分别为 $P_1$ 、 $P_2$ 。极平面 $PO_1O_2$ 与两帧相交极线分别为 $l_1$ 、 $l_2$ ,极点分别为 $e_1$ 、 $e_2$ 。 $P_1$ 、 $P_2$ 应当满足

$$P_2^T F P_1 = 0 \quad (1)$$

将 $P_1$ 用齐次坐标表示为 $[u_1, v_1, 1]^T$ ,则极线 $l_2 = [A, B, C]^T$ 可表示为

$$[A, B, C]^T = F [u_1, v_1, 1]^T \quad (2)$$

计算 $P_1$ 映射点 $P'_2$ 与极线 $l_2$ 的极距 $d$ ,对特征点的运动属性进行判定。 $d$ 的计算公式为

$$d = \frac{|P_2^T F P_1|}{\sqrt{\|A\|^2 + \|B\|^2}} = \frac{|P_2^T [A, B, C]^T|}{\sqrt{\|A\|^2 + \|B\|^2}} \quad (3)$$

将极距低于一个像素的特征点视为静态点,否则视为动态点。不对语义静态和语义动态物体进行区分,通过语义和几何联合判定确定物体的运动状态。当某个语义物体上的动态特征点数量超过总特征点的一半则剔除该语义物体,并对空洞区域进行修复,使用修复区域提取的特征点。否则保留该物体,直接利用提取到的特征点。为更好地应对相机和动态对象同时移动造成的物体残影,使用形态掩膜滤波扩展动态对象边缘。获得的语义分割结果和待修复的空洞区域如图3所示。

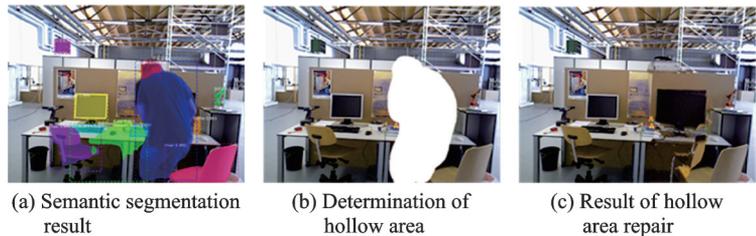


图3 空洞区域确定与修复

Fig.3 Cavity area determination and repair

## 3 RGB图像修复

空洞区域像素是由众多关键帧有效像素加权求和获得。将关键帧像素映射到当前帧需要求解相

应的相机旋转 $R$ 和平移 $t$ 。用式(4)对基础矩阵 $F$ 进行奇异值分解,即

$$F = U \times S \times V^T \quad (4)$$

式中: $U$ 、 $V$ 为正交矩阵, $S$ 表示对角线上元素为奇异值的对角矩阵。通过式(5)和式(6)计算旋转矩阵 $R$ 和平移矩阵 $t$ 。

$$R = U \times \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times V^T \quad (5)$$

$$t = \frac{U \times [0, 0, 1]^T}{\|U \times [0, 0, 1]^T\|} \quad (6)$$

已知相机内参 $K$ ,关键帧像素坐标 $(u_3, v_3)$ ,对应的当前帧像素坐标 $(u_4, v_4)$ 通过式(7)计算。

$$[u_4, v_4, 1] [u_3, v_3, 1]^T K^{-T} K^{-1} (-t^T) R = 0 \quad (7)$$

将数据库中存储的最新20帧关键帧逐像素投影到当前帧。若投影像素点位于空洞区域,则以该像素为中心对邻近四像素进行加权映射,每个映射值为权重乘以关键帧相应像素值。关键帧像素 $(\hat{x}, \hat{y})$ 投影到当前帧空洞区域的 $(x, y)$ 位置,以 $(x, y)$ 为中心获取邻近像素中心 $(x', y')$ ,以两中心分别构建边长为1的矩形,权重 $w$ 按式(8)进行计算。

$$\begin{cases} x_1 = \max(x - 0.5, x' - 0.5) \\ x_2 = \min(x + 0.5, x' + 0.5) \\ y_1 = \max(y - 0.5, y' - 0.5) \\ y_2 = \min(y + 0.5, y' + 0.5) \\ w = (x_1 - x_2) \times (y_1 - y_2) \end{cases} \quad (8)$$

式中: $x_1, x_2, y_1, y_2$ 分别为两矩形相交部分的左、右、上、下边界, $w$ 为相交面积。通过式(9)计算 $(x', y')$ 像素值 $p(x', y')$ 。

$$p(x', y') = \sum_{i=1}^{20} \sum_{j=0}^n w_i p(\hat{x}, \hat{y}) \quad (9)$$

式中: $n$ 为20帧中每帧能够映射到 $(x', y')$ 的像素个数。RGB图像修复结果如图3(c)所示。剔除动态对象后,多帧加权映射对RGB图像进行了较为有效的修复,为相机追踪消除了动态干扰并提供了额外有效信息,有助于相机位姿更精确地优化。

#### 4 深度图修复

深度图提供的深度信息反映相机与被测物体的真实距离,能有效辅助位姿估计与地图构建。深度图使用与RGB图像相同的方式进行初步修复。若在关键帧中无法获得相应静态深度信息,该区域无法有效修复。但室内拍摄获得的深度图在各个区域内具有相似性,对深度图的空洞部分使用区域生长算法会使深度图的修复结果更加可靠。

八区域生长算法主要包括3个步骤,分别是种子点选取、生长准则给予和终止条件确定。依据TUM<sup>[19]</sup>数据集深度图特性,生长准则设定为单步像素差值 $\Delta v \leq T_d$ , $T_d$ 为6,生长像素范围 $v \in [T_0, T_1)$ 。 $n_v$ 是灰度值为 $v$ 的像素点个数。 $T_0, T_1$ 将像素分为3个类别( $k=0, 1, 2$ ):动态对象所代表的前景深度 $C_0$ 类 $v \in [0, T_0 - 1]$ 、待修复深度 $C_1$ 类 $v \in [T_0, T_1 - 1]$ 、背景深度 $C_2$ 类 $v \in [T_1, L - 1]$ 。各个像素被分到各类别概率为

$$P_k = \sum_{v \in C_k} \frac{n_v}{M \times N} = \sum_{v \in C_k} P_v \quad (10)$$

各个像素被分到某类的灰度均值为

$$m_k = \sum_{v \in C_k} v \frac{P(C_k|v)P(v)}{P(C_k)} = \frac{1}{P_k} \sum_{v \in C_k} v P_v \quad (11)$$

三类像素灰度值的类间方差为

$$\delta_b^2 = \sum_{k=0}^2 \sum_{v \in C_k} (v - m_k)^2 P_v \quad (12)$$

随后根据式(13)求解最大类间方差对应的最优生长阈值  $T_0$  和  $T_1$ 。

$$\{T_0, T_1\} = \underset{(0 \leq T \leq L-1)}{\text{ARGMAX}} \{\delta_b^2\} \quad (13)$$

图4是一次区域生长过程。 $w(x, y)$ 是第  $x$  行  $y$  列像素点的灰度值。以  $w(3, 3)$  为初始种子点并给定生长准则 ( $T_0 = 37, T_1 = 46$ )。分4步可完成区域生长:以种子点为中心沿8个方向进行生长,分别判定邻域像素是否满足生长准则;第一次生长新增(2, 3)、(2, 4)、(3, 2)、(3, 4);第二次生长新增(1, 3)、(1, 4)、(4, 4);第三次生长新增(3, 1)、(5, 4)并结束生长。

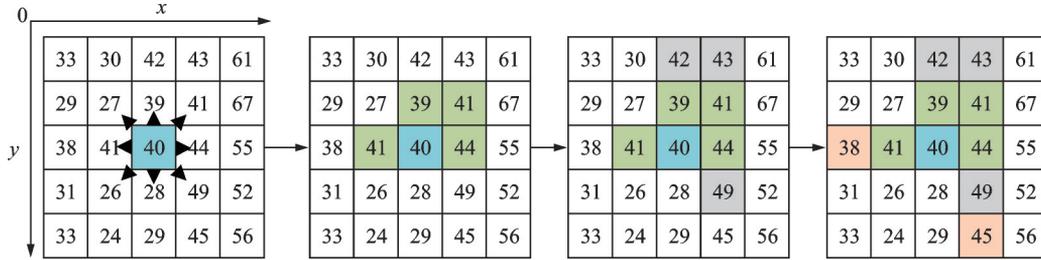


图4 区域生长过程

Fig.4 Region growing process

初始生长点选择空洞区域的质心,按规则进行区域生长后,在区域生长四周选择新生长点进行区域生长,通过对上述步骤的重复完成整个空洞区域的修复。修复结果如图5所示。

使用区域生长算法对深度图进行修复后,不仅抵消了动态对象带来的影响,还使得深度信息更加真实,辅助整个系统更加准确、稳健地进行定位。

## 5 实验结果与分析

系统使用的硬件配置为 I9-7900X CPU,最高睿频 3.30 GHz,10核 20 线程,16G RAM 和 GTX 1080Ti GPU,系统环境为 Ubuntu18.04。

TUM 数据集是权威室内数据集,被广泛应用于各种 SLAM 系统的性能测试。其中“TUM\_fr3\_walking”序列包含 4 种高度动态对象,能够充分验证系统性能。“xyz”指相机沿三主轴以平移运动为主,“static”指相机进行微小移动,“rpy”指相机以旋转运动为主,“halfphere”指相机在半球面运动。

对本文提出的背景修复动态 SLAM 系统 (Background restoration for dynamic SLAM, BR-SALM) 进行跟踪精度的评估,与基线 ORB-SLAM2 和多个主流动态 SLAM 方案进行对比。ORB-SLAM2 与 BR-SLAM 的定性分析结果如图 6 所示。



(a) Before restoration (b) After restoration

图5 深度图修复前后效果对比

Fig.5 Comparison of effect before and after the depth map restoration

图6(a)和图6(b)分别为ORB-SLAM2在序列half和xyz上相邻两帧的特征点匹配结果。动态对象上提取的特征点匹配后,在相机位姿优化中仅起干扰作用,严重影响定位精度。图6(c)和图6(d)分别为BR-SLAM在序列half和xyz上相邻两帧的特征点匹配结果。剔除动态对象,利用静态信息对空洞区域进行修复后,匹配的特征点能有效引导位姿的正确优化。BR-SLAM将动态干扰转化为静态可利用信息,极大提升了定位精度。定量分析采用绝对轨迹误差(Absolute trajectory error, ATE)和相对位姿误差(Relative pose error, RPE)作为评价指标。ATE指估算相机路径与真实相机路径的差值,可分为均方误差(RMSE)、平均误差(Mean)、中位数误差(Median)和标准差(SD)。RMSE直观展示了系统的精确性,SD体现系统稳定性。RPE可分解为相对平移误差(Relative translation error, RTE)和相对旋转误差(Relative rotation error, RRE),描述两帧间隔一定时间出现的旋转和移位漂移。通过5次实验后取均值,结果如表1所示。BR-SLAM较基线在4个序列上都有大幅提升,平均提升率85.26%。

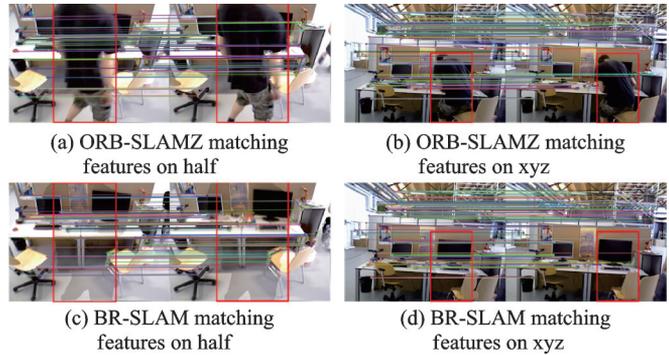


图6 BR-SLAM与ORB-SLAM2在half和xyz上特征点匹配  
Fig.6 Feature points match of BR-SLAM and ORB-SLAM2 on half and xyz

表1 基线ORB-SLAM2与BR-SLAM的ATE对比

Table 1 ATE comparison between baseline ORB-SLAM2 and BR-SLAM

Sequences	ORB-SLAM2			BR-SLAM			提高率/%		
	RMSE/m	Mean/m	SD/m	RMSE/m	Mean/m	SD/m	RMSE	Mean	SD
walking_xyz	0.295 4	0.262 8	0.013 5	0.013 5	0.011 4	0.007 1	95.43	95.66	47.41
walking_half	0.209 2	0.175 2	0.114 2	0.018 5	0.016 2	0.008 9	91.16	90.75	92.21
walking_rpy	0.156 7	0.140 4	0.070 0	0.026 5	0.022 1	0.014 5	83.09	84.26	79.29
walking_static	0.019 2	0.016 2	0.010 3	0.005 5	0.004 8	0.002 7	71.35	70.37	73.79

以极具代表性的两个序列为例进行定性分析。图7展示了ORB-SLAM2与BR-SLAM在half和xyz序列上的可视化热力轨迹误差图,其中虚线为真值,彩线为计算值,颜色越蓝误差越小,越红误差越大。BR-SLAM估计轨迹与真实轨迹在整个序列上都较为接近。而基线系统在xyz序列上轨迹偏离严重,无法提供有效信息。图8对比了两系统各个误差项随时间的变化情况,标准差展现了BR-SLAM系统较好的跟踪鲁棒性和稳定性。

为进一步分析BR-SLAM在该领域的性能,在表2~4中将BR-SLAM与多种优秀的动态SLAM方案进行对比,包括SLAM-PCD、DyanSLAM、DS-SLAM、RDS-SLAM。表2~4分别是多个动态SLAM的ATE、RTE、RRE对比结果。在ATE的比较中,BR-SLAM在4个序列上都取得较好表现,较本领域优秀开源算法DynaSLAM精度提高28.54%,仅在rpy序列上逊色于SLAM-PCD。主要是因为SLAM-PCD使用的点云匹配技术和多级校正技术能有效应对相机剧烈运动带来的影响。在RTE和RRE的比较中,BR-SLAM在所有序列均取得最好的效果,充分体现BR-SLAM能够有效降低系统在复杂环境中的漂移。

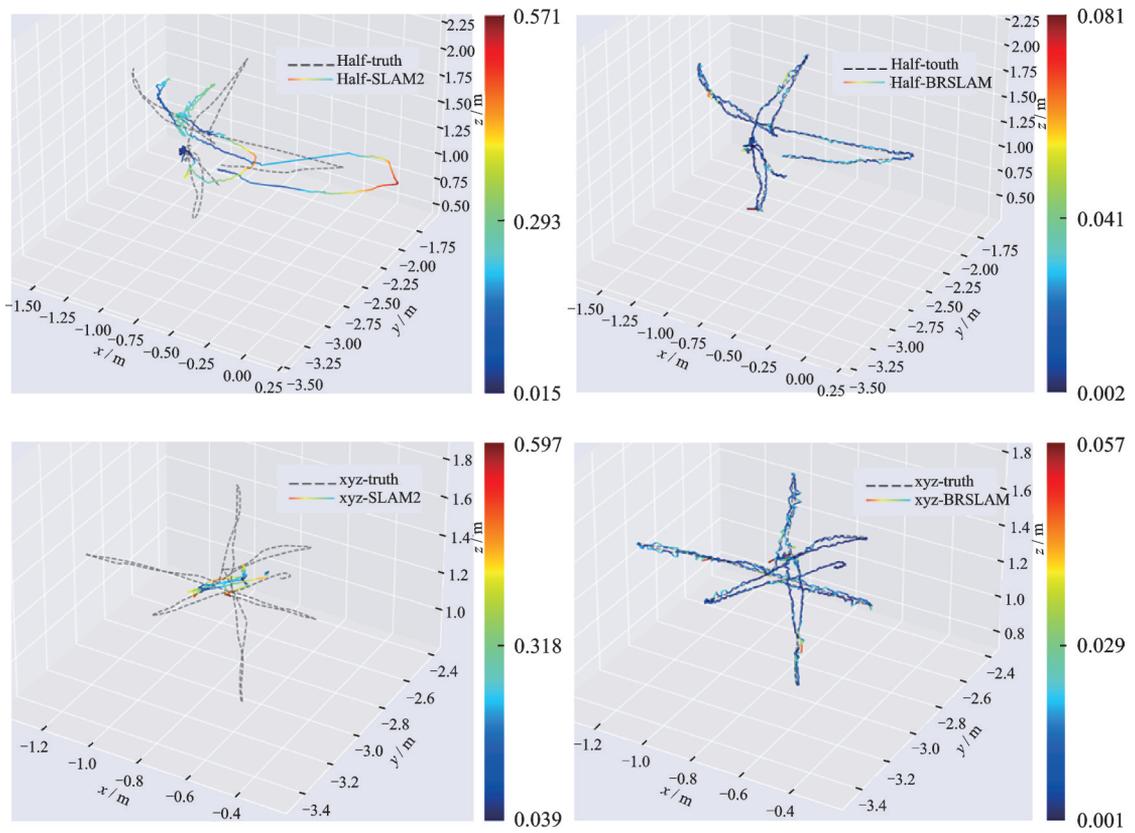


图7 ORB-SLAM2与BR-SLAM在half与xyz上的轨迹误差  
Fig.7 Trajectory errors of ORB-SLAM2 and BR-SLAM on half and xyz

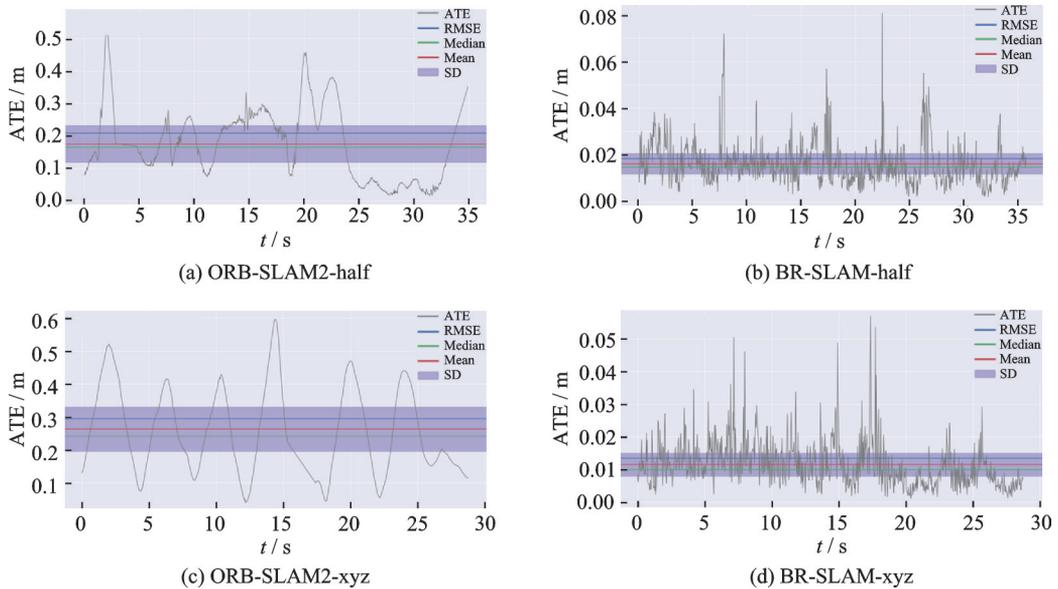


图8 ORB-SLAM2与BR-SLAM在half与xyz上的轨迹误差随时间变化  
Fig.8 Change of trajectory errors of ORB-SLAM2 and BR-SLAM on half and xyz with time

表2 BR-SLAM与多种动态SLAM系统的ATE对比

Table 2 ATE comparison between BR-SLAM and various dynamic SLAM systems

Sequences	SLAM-PCD		DynaSLAM		DS-SLAM		RDS-SLAM		BR-SLAM	
	RMSE	SD	RMSE	SD	RMSE	SD	RMSE	SD	RMSE	SD
walking_xyz	0.024 1	0.012 2	0.018 8	0.009 4	0.033 3	0.022 9	0.028 1	0.016 7	<b>0.013 5</b>	0.007 1
walking_half	0.045 3	0.031 6	0.027 1	0.015 5	0.029 7	0.015 2	0.028 2	0.015 5	<b>0.018 5</b>	0.008 9
walking_rpy	<b>0.007 7</b>	0.003 9	0.037 1	0.024 4	0.150 3	0.116 8	0.111 4	0.092 0	0.026 5	0.014 5
walking_static	0.015 7	0.008 4	0.007 4	0.003 8	0.010 2	0.003 8	0.041 9	0.034 8	<b>0.005 5</b>	0.002 7

表3 BR-SLAM与多种动态SLAM系统的RTE对比

Table 3 RTE comparison between BR-SLAM and various dynamic SLAM systems

Sequences	SLAM-PCD		DynaSLAM		DS-SLAM		RDS-SLAM		BR-SLAM	
	RMSE	SD	RMSE	SD	RMSE	SD	RMSE	SD	RMSE	SD
walking_xyz	0.020 4	0.010 7	0.021 7	0.011 9	0.033 3	0.022 9	0.028 1	0.016 7	<b>0.012 0</b>	0.007 2
walking_half	0.027 4	0.014 0	0.028 4	0.014 9	0.029 7	0.015 2	0.028 2	0.015 5	<b>0.012 6</b>	0.007 6
walking_rpy	0.061 6	0.035 7	0.044 8	0.026 2	0.150 3	0.116 8	0.111 4	0.092 0	<b>0.016 9</b>	0.010 3
walking_static	0.010 2	0.004 9	0.008 9	0.004 4	0.010 2	0.003 8	0.041 9	0.034 8	<b>0.005 1</b>	0.002 7

表4 BR-SLAM与多种动态SLAM系统的RRE对比

Table 4 RRE comparison between BR-SLAM and various dynamic SLAM systems (°)

Sequences	SLAM-PCD		DynaSLAM		DS-SLAM		RDS-SLAM		BR-SLAM	
	RMSE	SD	RMSE	SD	RMSE	SD	RMSE	SD	RMSE	SD
walking_xyz	0.622 7	0.380 7	0.628 4	0.384 8	0.826 6	0.282 6	0.723 6	0.443 5	<b>0.389 0</b>	0.274 0
walking_half	0.744 0	0.345 9	0.784 2	0.401 2	0.814 2	0.410 1	0.821 6	0.434 7	<b>0.392 1</b>	0.206 2
walking_rpy	1.383 1	0.831 8	0.989 4	0.570 1	3.004 2	2.306 5	9.319 2	8.572 0	<b>0.444 7</b>	0.249 4
walking_static	0.263 1	0.111 9	0.261 2	0.125 9	0.269 0	0.121 5	1.168 6	0.991 7	<b>0.165 2</b>	0.083 8

在实际环境中测试本文系统,使用ROS小车搭载英特尔深度摄像头D435对实际环境进行拍摄并制作成数据集。实际场景中的测试结果如图9所示,图9(a)为拍摄装置,图9(b)为基线与本系统的运行轨迹,图9(c)为真实场景的语义分割结果,图9(d)为剔除动态对象后背景修复结果。实验结果表明,本文提出的系统能够较为精确地修复被动态对象遮挡的背景,为相机位姿的优化提供额外辅助。

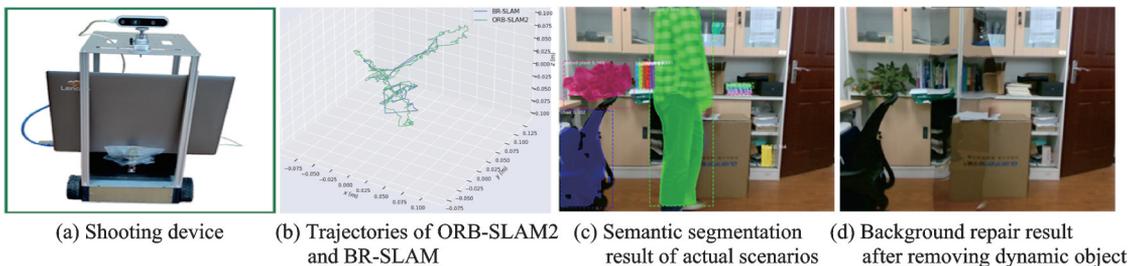


图9 实际场景中的测试结果

Fig.9 Test results in actual scenarios

## 6 结束语

针对动态 SLAM 问题,首先使用语义几何的联合约束确定动态对象,使用关键帧加权映射对 RGB 图像和深度图像进行修复,并对深度图采用区域生长算法进一步进行修复。在 TUM 数据集上的实验表明,本文算法较 ORB-SLAM2 精度提升明显,较同类算法也有着出色的表现,并能有效应对实际场景中的高动态干扰。在未来工作中,将以语义分割结果作为基础,进行语义地图构建,服务于更高层次的应用。

### 参考文献:

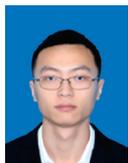
- [1] MUR-ARTAL R, TARDÓS J D. ORB-SLAM2: An open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33(5): 1255-1262.
- [2] KENYE L, KALA R. Improving RGB-D SLAM in dynamic environments using semantic aided segmentation[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2022, 40(6): 2065-2090.
- [3] KIM D H, KIM J H. Effective background model-based RGB-D dense visual odometry in a dynamic environment[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2016, 32(6): 1565-1573.
- [4] WANG Runzhi, WAN Wenhui, WANG Yongkang, et al. A new RGB-D SLAM method with moving object detection for dynamic indoor scenes[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(10): 1143.
- [5] LIM H, HWANG S, MYUNG H. ERASOR: Egocentric ratio of pseudo occupancy-based dynamic object removal for static 3D point cloud map building[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(2): 2272-2279.
- [6] CHENG J Y, WANG C Q, MENG Q H. Robust visual localization in dynamic environments based on sparse motion removal [J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2020, 17(2): 658-669.
- [7] YU Chao, LIU Zuxin, LIU Xinjun, et al. DS-SLAM: A semantic visual SLAM towards dynamic environments[C]// *Proceedings of 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Madrid: IEEE, 2018: 1168-1174.
- [8] BESCOS B, FÁCIL J M, CIVERA J, et al. DynaSLAM: Tracking, mapping, and inpainting in dynamic scenes[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, 3(4): 4076-4083.
- [9] 沈晔湖, 陈嘉皓, 李星, 等. 基于几何语义联合约束的动态环境视觉 SLAM 算法[J]. *数据采集与处理*, 2022, 37(3): 597-608. SHEN Yehu, CHEN Jiahao, LI Xing, et al. Visual SLAM algorithm for dynamic environment based on geometric semantic joint constraints[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2022, 37(3): 597-608.
- [10] ZHONG Fangwei, WANG Sheng, ZHANG Ziqi, et al. Detect-SLAM: Making object detection and SLAM mutually beneficial[C]// *Proceedings of 2018 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*. Nevada: IEEE, 2018: 1001-1010.
- [11] CHEN X, LI S, MERSCH B, et al. Moving object segmentation in 3D LiDAR data: A learning-based approach exploiting sequential data[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(4): 6529-6536.
- [12] XU B, LI W, TZOUMANIKAS D, et al. MID-Fusion: Octree-based object-level multi-instance dynamic SLAM[C]// *Proceedings of 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Montreal: IEEE, 2019: 5231-5237.
- [13] HENEIN M, ZHANG J, MAHONY R, et al. Dynamic SLAM: The need for speed[C]// *Proceedings of 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Paris: IEEE, 2020: 2123-2129.
- [14] FAN Yingchun, ZHANG Qichi, LIU Shaofeng, et al. A semantic SLAM with more accurate point cloud map in dynamic environments[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 112237-112252.
- [15] BESCOS B, CAMPOS C, TARDÓS J D, et al. DynaSLAM II : Tightly-coupled multi-object tracking and SLAM[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(3): 5191-5198.
- [16] LIU Y, MIURA J. RDS-SLAM: Real-time dynamic SLAM using semantic segmentation methods[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 23772-23785.
- [17] HE K, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN[C]// *Proceedings of the IEEE International Conference on*

Computer Vision (ICCV). Venice: IEEE, 2017: 2961-2969.

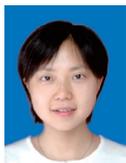
[18] JIANG Chao, HUANG Song, HUI Zhanwei. Metamorphic testing of image region growth programs in image processing applications[C]//Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Software Quality, Reliability and Security Companion (QRS-C). Lisbon: IEEE, 2018: 45-50.

[19] STURM J, ENGELHARD N, ENDRES F, et al. A benchmark for the evaluation of RGB-D SLAM systems[C]// Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE, 2012: 573-580.

作者简介:



李嘉辉(1997-),男,硕士研究生,研究方向:视觉SLAM, E-mail: s210131097@stu.cqupt.edu。



范馨月(1979-),通信作者,女,副教授,研究方向:计算机视觉、信息安全。



张干(1999-),女,硕士研究生,研究方向:视觉SLAM。



张阔(1998-),男,硕士研究生,研究方向:图像处理。

(编辑:夏道家)