

视觉和激光雷达里程计紧耦合的 SLAM 算法

刘文瀚, 孙凌宇, 李庆翔*, 杜小禹, 王威, 秦红亮

河北工业大学机械工程学院, 天津 300000

摘要 针对视觉和激光耦合 simultaneous localization and mapping (SLAM) 中存在的视觉特征丢失、雷达闭环轨迹矢量漂移和高程位姿偏差问题, 提出一种通过扫描上下文回环检测的紧密耦合视觉和激光雷达 SLAM 方法。采用基于 SIFT、ORB 特征点检测器的视觉里程计解决特征点丢失和匹配失败问题; 通过雷达里程计融合视觉里程计帧间估计消除雷达点云畸变和大幅度漂移; 通过扫描上下文进行回环检测, 引入因子图优化里程计矢量漂移, 消除回环检测失败问题。在多个 KITTI 数据集中对所提算法进行验证, 并与经典算法进行对比, 实验结果表明, 该算法具有高稳定性、较强鲁棒性、低漂移和高精度。

关键词 遥感; 激光雷达; 特征点; 里程计; 回环检测; 因子图

中图分类号 TP242.6 **文献标志码** A

DOI: 10.3788/LOP221767

SLAM Algorithm with Tight Coupling of Vision and LiDAR Odometer

Liu Wenhan, Sun Lingyu, Li Qingxiang*, Du Xiaoyu, Wang Wei, Qin Hongliang

School of Mechanical Engineerings, Hebei University of Technology, Tianjin 300000, China

Abstract To address the problems of visual feature loss, radar closed-loop trajectory vector drift, and elevation pose deviation in vision and laser coupled simultaneous localization and mapping (SLAM), a close coupled vision and lidar SLAM method based on scanning context loop detection is proposed. A visual odometer based on SIFT and the ORB feature point detector is used to solve the problem of feature point loss and matching failure. A radar odometer eliminates the distortion and large drift of the radar point cloud by fusing the inter-frame estimation of the visual odometer. Loopback detection is performed by scanning context, and the vector drift of the odometer is optimized by introducing the factor graph to eliminate loopback detection failure. The proposed algorithm is verified on several KITTI datasets and compared with classical algorithms. The experimental results show that the algorithm exhibits high stability, strong robustness, low drift, and high accuracy.

Key words remote sensing; lidar; feature point; odometer; loop detection; factor map

1 引言

simultaneous localization and mapping (SLAM)^[1] 是移动机器人避障、导航、反馈机制的基本先决条件, 通过不同类型传感器进行自主定位与环境感知, 帮助机器人完成未知环境地图构建, 使其成为机器人技术重要组成部分。根据传感器类型, SLAM 系统可分为视觉、激光雷达及多传感器融合等 3 种。

激光 SLAM 具有测距准确、室外环境建图稳定、不受光照影响等优点, 但也存在环境约束导致的采样数据稀疏、定位偏差等问题。例如: Kohlbrecher 等^[2] 提

出的 Hector-SLAM、Grisetti 等^[3] 提出的 Gmapping 等 2D 激光 SLAM, 可以高效实现激光点到栅格地图配准, 但测试环境局限于室内小场景建图且回环效果差; Zhang 等^[4] 提出的 lidar odometry and mapping (LOAM)、Shan 等^[5-8] 提出的 lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping (LeGO-LOAM) 等 3D 激光 SLAM, 可在室外大场景下完成稳定定位建图, 但同时也存在高程位姿矢量漂移、回环识别失败的问题。视觉 SLAM 更容易感知环境信息, 但易受光照、弱纹理环境影响, 深度信息不够精确, 稳定性和实时性较差, 主流算法包括基于滤波的多状态约束卡尔

收稿日期: 2022-06-06; 修回日期: 2022-07-25; 录用日期: 2022-08-12; 网络首发日期: 2022-08-22

基金项目: 国家自然科学基金联合基金(U1913211)、河北省应用基础研究计划重点基础研究项目(17961820D)

通信作者: *734579675@qq.com

曼滤波(MSCKF)^[9]以及基于优化的 parallel tracking and mapping (PTAM)^[10]、ORB-SLAM^[11-12]系列、VINS-Mono^[13]和Leutenegger等^[14]提出的OKVIS等。

利用多传感器融合的SLAM,可有效避免单传感器存在的易受环境因素影响、回环检测效果较差、位姿误差累积较大等问题,成为当今研究的热点,其中,相机、激光雷达融合更占据了主导地位。多传感器融合SLAM最具代表性的融合框架为lidar-monocular visual odometry (LIMO)^[15]、LiDAR-inertial-camera odometry (LIC-Fusion)^[16]和 visual-lidar odometry and mapping (V-LOAM)^[17],LIMO利用雷达辅助视觉尺度估计增强定位准确性,LIC-Fusion通过雷达前端提取线面特征并融合到视觉框架,V-LOAM则引入视觉补偿雷达运动畸变,在室外环境下都获得了良好效果,但存在大场景回环环境定位和局部地图偏差问题,本质原因在于缺少回环检测模块或者识别回环粗糙。因此,在复杂的回环环境中如何精确、稳定定位建图成为SLAM的研究问题之一。

本文围绕在回环环境中如何稳定、低漂移、高鲁棒性定位建图问题;在视觉部分加入基于SIFT、ORB的特征点检测器,利用SIFT提取稳定性高、识别度强和ORB计算速度快、高效的优点,降低特征点丢失、匹配失败问题发生概率,提高视觉帧间运动估计稳定性;将雷达相机里程计紧耦合^[18-19],雷达点云优化视觉特征深度信息使相机得到更精确的位姿估计,极大减小雷

达运动畸变,提高整体系统的鲁棒性;加入基于扫描上下文(scan context)^[20]的高效回环检测模块^[21],采用因子图优化方法,解决LOAM系列方法存在的里程计矢量漂移问题,避免回环检测失败。基于V-LOAM算法构建一种低漂移、更高精度和稳定性的新融合算法SV-LOAM。在多闭环、多旋转KITTI数据集上进行建图与评估,验证所提算法的正确性。

2 坐标系转换

坐标系转换是获得相机和雷达融合定位数据及全局地图的前提,涉及世界、雷达、相机、图像坐标系互相转换,转换关系如图1所示, (R_w, T_w) 和 (R_c, T_c) 为相应的旋转平移矩阵。

为优化视觉特征深度与计算,将雷达点云投影到相机坐标系下,以相机光心为原点, y 轴向上, z 轴向上, x 轴向左。定义某一点 P 在世界、相机、雷达坐标系下齐次坐标分别为 X_w^P, X_c^P, X_l^P :

$$X_c^P = \begin{bmatrix} R_c & T_c \\ 0 & 1 \end{bmatrix} X_l^P, \quad (1)$$

$$X_w^P = \begin{bmatrix} R_w & T_w \\ 0 & 1 \end{bmatrix} X_c^P. \quad (2)$$

式(1)为雷达坐标系到相机坐标系的转换,式(2)为相机坐标系到世界坐标系的转换。确定坐标系变换关系后,将感知到的激光点云和视觉图像信息变换到世界坐标系下构建地图。

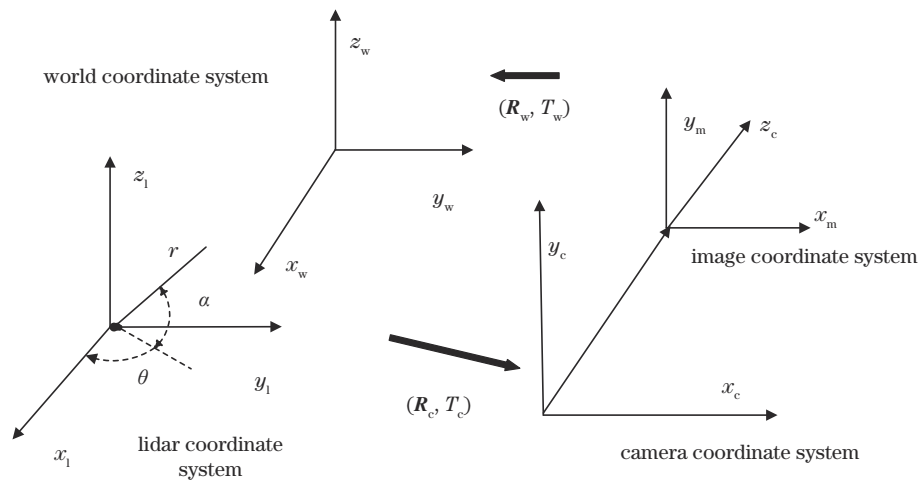


图1 坐标系转换

Fig. 1 Coordinate system conversion

3 融合系统概述

所提算法主要步骤如下:由视觉里程计获得相机图像数据,通过特征检测器提取特征点并计算描述子,从而进行特征匹配,并将输入的雷达点云重投影到相机坐标系下配准和深度优化,由列文伯格-马夸尔特法处理图像数据同时估计帧间运动,最后输出帧间位姿和深度栅格图。

雷达里程计利用视觉里程计初始化输出,将输入的原始点云转换为PCL点云格式并配准,从而进行位姿估计,作用是去除点云中运动畸变及视觉漂移造成的点云失真,之后完成增量地图优化及构建,并对接收的坐标位姿融合变换。

回环检测模块采用基于因子图优化的扫描上下文(scan context)将雷达里程计中三维扫描的点云编码到上下文图像,从图像中提取维向量(ring key),构建

KD tree, 同时检索最近候选点云; 之后将候选帧与多帧扫描上下文图像比较, 计算相似评分, 其中, 分值最高的图像即为检测到的回环; 同时固定先验因子, 加入回环因子、里程计因子构建位姿约束, 将扫描上下文检

测到的历史帧与当前帧通过 iterative closest point (ICP) 匹配求解两者之间相对位姿, 使用基于增量平滑和贝叶斯树的 iSAM2 进行因子图优化; 最后输出融合地图与变换位姿。系统框图如图 2 所示。

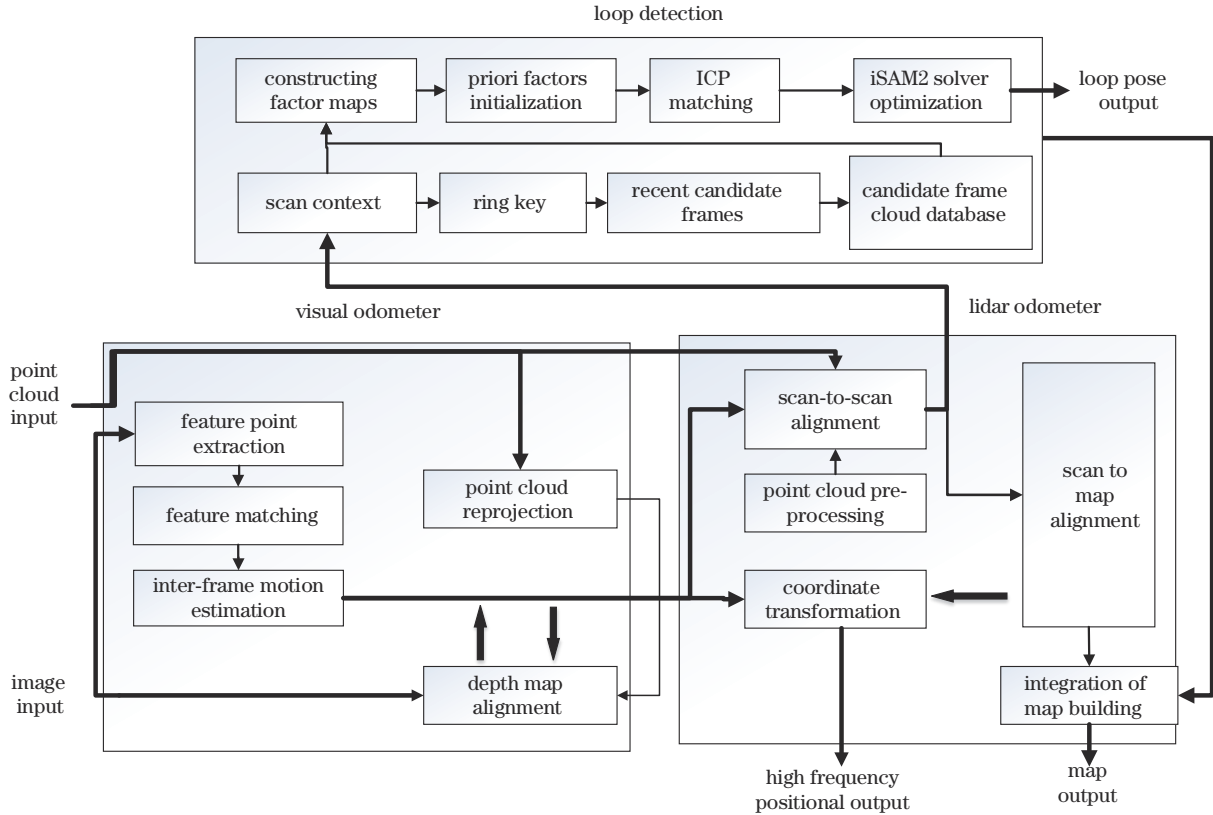


图 2 系统融合框图

Fig. 2 System integration block diagram

3.1 视觉里程计

本小节主要介绍处理图像数据并估计位姿的过程。在图像特征点提取过程中, 针对不同环境特点, 提出一种稳定高效的特征点检测器, 利用关键点检测器 SIFT 高鲁棒性特点, 根据场景自动调整特征点数量并获得丰富的特征信息, 有效降低了因环境突变、旋转引起的特征点丢失和匹配失败等问题发生概率。同时计算速度快、实时性高的 ORB 描述子提取器能够有效解决大型室外场景下存在的计算量过大导致的低效问题, 以保证特征点提取匹配稳定高效。该组合如表 1 所示。

表 1 特征点检测器组合

Table 1 Feature point detector combination

Detector type	Descriptor type	Matcher type	Select type
SIFT	ORB	BF	KNN

所提算法需要适应多回环环境, 故对匹配的准确度要求很高。因此, 特征点匹配部分采用暴力匹配法 (BF); 为了有效减少错误匹配, 描述子匹配部分采用 K 近邻 (KNN) 方法。该特征点检测器组合相比经典的检测器组合有更高的精度和稳定性。对比开阔场景

和典型转角场景下两组检测器的效果, 从而验证所提特征点检测器的实用性。所提特征检测器与基于 Shi Tomasi (detector type)、BRISK (descriptor type) 特征检测器的对比结果如图 3 所示。

由图 3(a)、(b) 特征点提取和匹配结果对比可知, 同一环境下所提特征点检测器组合精确识别出更多特征点和匹配点对, 在弱纹理、多建筑、少建筑、光照突变等不同特点场景下, 达到更稳定精确的效果。此外通过图 3(c)、(d) 结果对比可知, 遇到拐角场景, 经典检测器组合会出现特征点缺失、匹配失败的情况, 而所提检测器组合仍能稳定提取和匹配。因此, 所提特征点检测器组合具有更优的稳定性和适应性。

视觉里程计进行深度图配准和帧间运动估计时, 输入雷达点云数据来保证点云深度信息的准确性, 进而精确估计相机帧间位姿, 其中, 深度信息由先前运动估计的三角化测量得到。一个特征点的深度是相机坐标系 V 在 z 轴方向上距离投影, 定义其相机坐标系下坐标为 $V_n^m = \{x_n^m, y_n^m, z_n^m\}$, 距离未知特征点则用它的归一化坐标代替, 为 $\bar{V}_n^m = \{\bar{x}_n^m, \bar{y}_n^m, \bar{z}_n^m\}$ 且 $\|V_n^m\| = 1$, 其中, n 为特征点集合, m 为图像帧数。将接收到的雷达

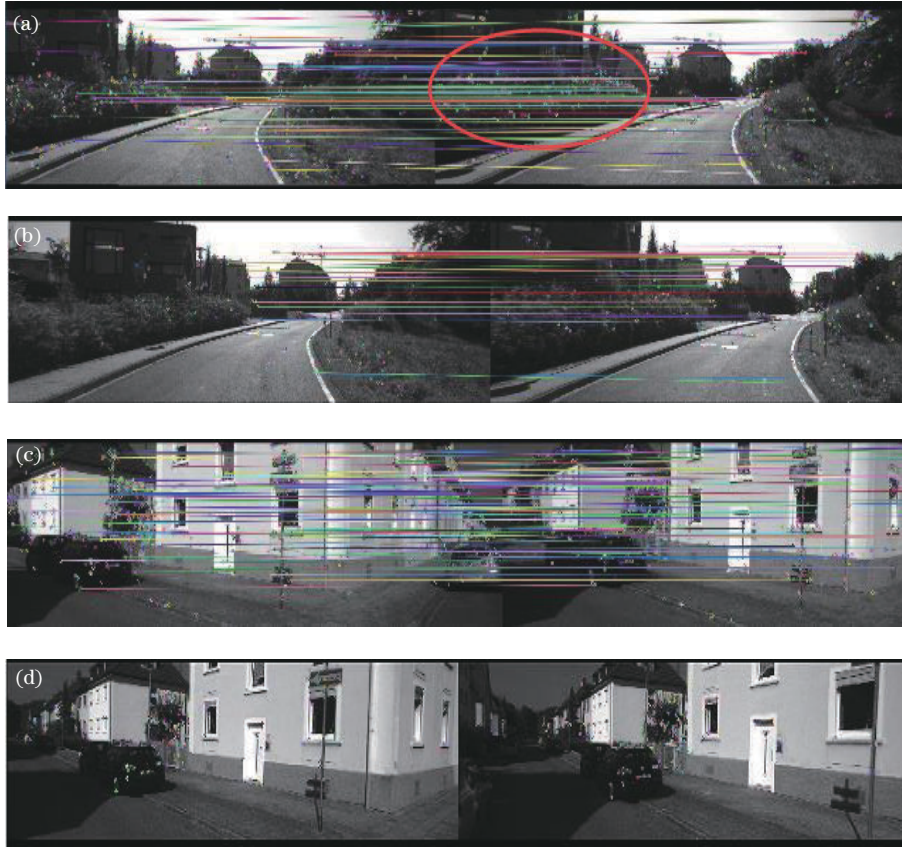


图3 不同检测器对比。(a)(c)所提特征检测器;(b)(d)基于Shi Tomasi、BRISK的特征检测器

Fig. 3 Comparison of different detectors. (a) (c) Proposed characteristic detector; (b) (d) feature detector based on Shi Tomasi and BRISK

点云重投影到相机坐标系 V 下,并建立当前帧与上一帧的坐标变换,将得到的点云坐标转换到球坐标系下,用距离和角度来表示深度,构建深度图并存储到建立的KD tree中,搜索特征点最近邻的3个点,通过相机光心投射出的射线与4个点组成的局部平面插值得到准确距离,将距离与特征深度图所关联,最终得到视觉里程计的帧间变换:

$$\mathbf{V}_n^m = \mathbf{R}\mathbf{V}_n^{m-1} + \mathbf{T}, \quad (3)$$

式中: \mathbf{R} 、 \mathbf{T} 为 3×3 旋转矩阵和 3×1 平移矩阵。由于 \mathbf{V}_n^m 距离是未知的,需要根据三角化测量得到的已知特征点距离和未知特征点距离两种情况来求解。已知距离时,有 \mathbf{V}_n^{m-1} ,假设所求 \mathbf{V}_n^m 距离为 $D_n^m = \|\bar{\mathbf{V}}_n^m\|$,将 $D_n^m \bar{\mathbf{V}}_n^m = \mathbf{V}_n^m$ 代入式(3),有

$$(\bar{z}_n^m \mathbf{R}_1 - \bar{x}_n^m \mathbf{R}_3) \mathbf{V}_n^{m-1} + \bar{z}_n^m \mathbf{T}_1 - \bar{x}_n^m \mathbf{T}_3 = 0, \quad (4)$$

$$(\bar{z}_n^m \mathbf{R}_2 - \bar{x}_n^m \mathbf{R}_3) \mathbf{V}_n^{m-1} + \bar{z}_n^m \mathbf{T}_2 - \bar{x}_n^m \mathbf{T}_3 = 0, \quad (5)$$

式中: \mathbf{R}_k 、 \mathbf{T}_k 为相应矩阵第 k 行。未知距离时, \mathbf{V}_n^{m-1} 未知,将 $D_n^m \bar{\mathbf{V}}_n^m = \mathbf{V}_n^m$ 和 $D_n^{m-1} \bar{\mathbf{V}}_n^{m-1} = \mathbf{V}_n^{m-1}$ 代入式(4),有

$$\begin{bmatrix} \bar{z}_n^m \mathbf{T}_2 - \bar{y}_n^m \mathbf{T}_3 \\ \bar{x}_n^m \mathbf{T}_3 - \bar{z}_n^m \mathbf{T}_1 \\ \bar{y}_n^m \mathbf{T}_1 - \bar{x}_n^m \mathbf{T}_2 \end{bmatrix} = \mathbf{R} \bar{\mathbf{V}}_n^{m-1}. \quad (6)$$

采用列文伯格-马夸尔特法求解以及迭代优化由式(4)~(6)构建的运动估计问题,将所得位姿变换作

为雷达里程计帧间变换先验,同时变换到世界坐标系下,发布视觉里程计及可视化栅格深度图。

3.2 雷达里程计

本小节介绍雷达里程计位姿变换及增量地图建立的过程。雷达里程计对位姿和点云的处理主要分为两部分:对扫描到的帧间估计粗略计算出位姿变换,并利用列文伯格-马夸尔特法进行两次优化更新;对扫描到的地图配准并建立增量全局地图,输出修正后的里程计位姿。雷达里程计点云扫描如图4所示。

点云预处理即对边缘点和平面点的提取处理,对输入点云滤波,去除异常点云和坐标系原点最小距离内点云。通过点云水平夹角和仰角,计算它的起始角和终止方位角,并根据仰角将点云划入不同激光光束中。接着计算点云的曲率,将雷达线束分为6段提取边缘点和平面点,并通过滤波器来降采样。

对于获取到的第 h 帧点云,点云集合记为 K_h ,且有 $K_h = M_h \cup N_h$, M_h 为边缘点集合, N_h 为平面点集合。记扫描开始时刻为 t_h ,点被感知时刻为 t_g 。在此过程中,利用两个KD tree分别找到边缘点、平面对应的边、平面,构建点到线和点到面的距离残差 d_b 和 d_p 。其中:假设某边缘点 a 到线的对应通过寻找上一帧中 a 的最近点 b 和次最近点 c 来计算点到上一帧连线的最短距离;某一平面点 \bar{a} 同样对应上一时刻的平面,寻找3个不在同一条线上的最近平面点 \bar{b} 、 \bar{c} 、 \bar{z} 来计算点到面的距离,对于第 h

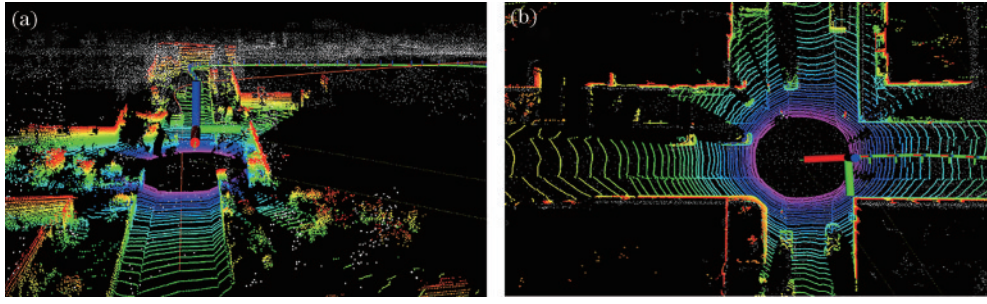


图 4 雷达里程计点云扫描。(a)雷达里程计扫描正视图;(b)雷达里程计扫描俯视图

Fig. 4 Lidar odometry point cloud scan. (a) Lidar odometry scan front view; (b) lidar odometry scan top view

帧点云两点 a 和 \bar{a} , 定义它们的坐标为 $X_{(h,a)}$ 和 $X_{(h,\bar{a})}$ (点 $b, c, \bar{b}, \bar{c}, \bar{z}$ 坐标同理)。则 d_b 和 d_p 的表达式分别为

$$\begin{cases} d_b = \frac{|(X_{(h,a)} - X_{(h-1,b)}) \times (X_{(h,a)} - X_{(h-1,c)})|}{|X_{(h-1,b)} - X_{(h-1,c)}|} \\ d_p = \frac{|(X_{(h,\bar{a})} - X_{(h-1,\bar{b})}) \times [(X_{(h-1,\bar{b})} - X_{(h-1,\bar{c})}) \times (X_{(h-1,\bar{b})} - X_{(h-1,\bar{z})})]|}{|(X_{(h-1,\bar{b})} - X_{(h-1,\bar{c})}) \times (X_{(h-1,\bar{b})} - X_{(h-1,\bar{z})})|} \end{cases} \quad (7)$$

为了消除第 h 帧扫描中视觉里程计漂移造成的点云失真并得到最优的残差距离, 对 t_h 和 t_g 时刻之间漂移进行线性插值, 对于点云 $g = M_h \cup N_h$, 定义 $T_{(h,g)}$ 为含有漂移的第 h 帧扫描终止点相对于起始点的变换矩阵, 为得到 h 帧扫描中任意点位姿, 联立方程组:

$$\begin{cases} T_{(h,g)} = \frac{t_g - t_h}{t_{h+1} - t_h} T_h \\ f(T_h) = d \end{cases} \quad (8)$$

已知 h 帧中点与其在世界坐标系下对应点距离 d , 根据误差优化函数 $f(\cdot)$, 求解出位姿函数 T_h , 并用列文伯格-马夸尔特法对其迭代优化, 从而消除点云失真。

扫描到地图配准是将去畸变点云转换到全局地图的过程, 与多次扫描得到的局部地图通过 ICP 进行配准, 并结合视觉里程计帧间位姿估计变换进行全局定位, 消除扫描部分位姿和轨迹的大规模漂移, 再由回环检测部分进行位姿和轨迹优化。

3.3 回环检测及因子图优化

针对 LOAM 系列里程计重力矢量漂移问题, 同时为了在闭环环境下高效稳定建图, 所提算法加入空间点云描述符扫描上下文点云进行场景识别和定位, 高效利用场景点云分布特征, 引入旋转不变性描述子, 快速搜索上下文, 匹配当前帧与候选帧, 并使用更高效的 iSAM2 求解器进行全局一致性优化。

当接收到来自雷达的一帧完整扫描数据后, 将每一帧的 3D 点云降维成 2D 图像, 保留深度信息表征, 并进行特征提取与描述, 得到的二维图如图 5 所示。

图 5 中, x 轴、 y 轴分别为环向维度和径向维度, 从圆心以半径方向延伸的圆为环, 按角度划分的径向轴的区域则为扇形, 定义环和扇形的数量分别为 M_r 、

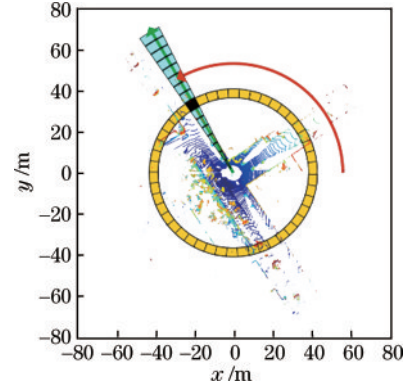


图 5 扫描上下文描述子

Fig. 5 Scan context descriptor

M_s , 且环和扇形相交区域称为扇形区块, 某一区块用 F_{ij} 表示 ($i \in M_r, j \in M_s$), 扫描上下文图像矩阵可表述为

$$\begin{cases} D = (c_{ij}) \in \mathbf{R}^{M_r \times M_s} \\ c_{ij} = \lambda(F_{ij}) \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\lambda(F_{ij})$ 函数为 F_{ij} 扇形区块点云中最大高度值。给定两帧扫描上下文图像 K_e 和 K_c , 分别从查询点云和候选点云中获取, 定义两帧图像同一索引列向量为 L_e^i 和 L_c^i , 计算两者之间的距离差值, 并采用余弦相似度表示差值, 得到距离函数:

$$d(K_e, K_c) = \frac{1}{M_s} \sum_{j=1}^{M_s} \left(1 - \frac{L_e^j \cdot L_c^j}{\|L_e^j\| \|L_c^j\|} \right) \quad (10)$$

取 $d(K_e, K_c)$ 极小值作为 K_e 和 K_c 的相似度, 引入具备旋转不变性的描述符 ring key 进行两阶段分层搜索, 构建用于扫描索引 key 的 KD tree, 利用最近邻搜索快速找到候选闭环与待查询扫描上下文图像进行比较匹配, 计算并对比其 ring key 相似度, 若小于距离阈值, 即检测到回环。回环及后端优化后得到的地图如图 6 所示。图 6(a) 为所提算法在 KITTI 05 中全局点云地图, 图 6(b) 为图 6(a) 矩形框部分的局部放大图, 图 6(c) 为所提算法在 KITTI 00 中全局点云地图, 图 6(d) 为图 6(c) 矩形框部分的局部放大图。从全局地图结果可以看出, 所提算法可以准确识别回环以及构建地图, 同时加入点云强度信息的点云数据更加稠

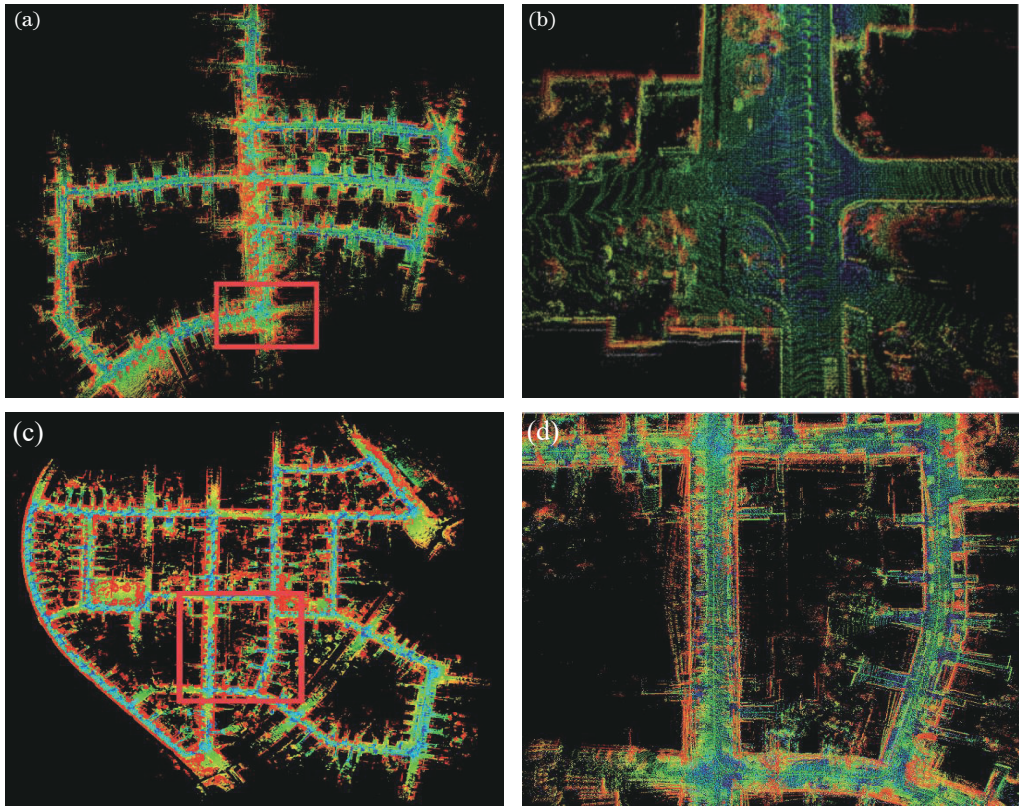


图6 KITTI 05和KITTI 00全局及局部点云地图。(a)KITTI 05全局点云地图;(b)KITTI 05局部点云地图;(c)KITTI 00全局点云地图;(d)KITTI 00局部点云地图

Fig. 6 KITTI 05 and KITTI 00 global and local point cloud maps. (a) KITTI 05 global point cloud map; (b) KITTI 05 local point cloud map; (c) KITTI 00 global point cloud map; (d) KITTI 00 local point cloud map

密。从局部点云图中可以清晰分辨出建筑物、植物及各障碍物等,达到精确感知环境的效果。

接收到融合视觉的雷达里程计、回环检测及GPS观测值(可选)后,利用iSAM2因子图优化来添加节点因子,构建约束项来优化位姿和轨迹,并将姿态估计表述为最大后验(MAP)问题,基于高斯噪声协方差,转换问题为非线性最小二乘问题,在贝叶斯树基础下利用iSAM2进行重新排序和线性化。因子图结构如图7

所示。

图7中, $\{x_1, x_2, \dots, x_h\}$ 为关键帧状态估计节点, $\{F_1, F_2, \dots, F_h\}$ 为关键帧, F_{h-1}^h 为第 $h-1$ 与第 h 帧之间的子关键帧。固定先验因子进行初始化,逐步添加里程计因子、回环因子,构建约束项,通过ICP迭代当前关键帧、闭环关键帧位姿变换及增量地图配准。更新贝叶斯树,平滑及线性化轨迹和位姿等部分非线性因子,得到最终精确的全局轨迹及位姿。

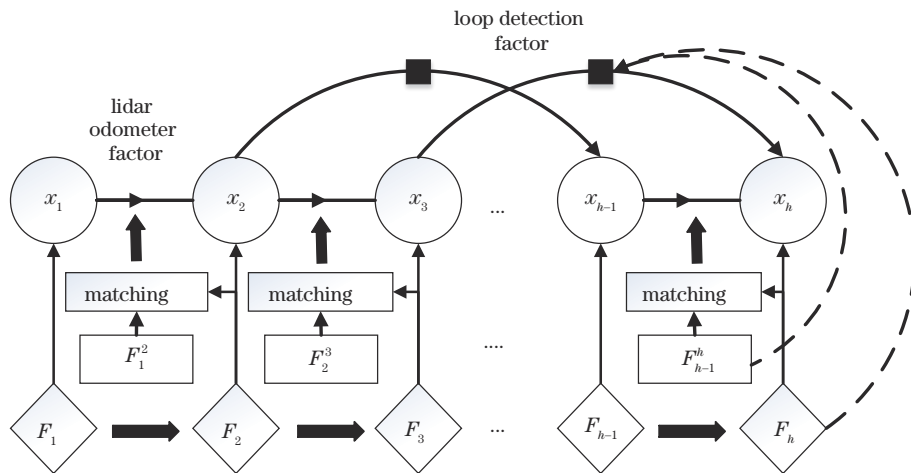


图7 因子图结构

Fig. 7 Factor diagram structure

4 实验结果分析

测试软件平台为 Ubuntu 18.04 系统, 基于 ROS melodic 版本, 依赖于 Opencv-4.5.1、Ceres-2.0、GTSAM-4.0.2、PCL-1.8.1, 硬件平台为研扬 Upboard, 运行内存为 16 GB。

为验证所提算法在室外回环环境中的鲁棒性、稳定性、精度和是否解决里程计矢量漂移问题, 选取含有城市、乡村、公路、公园、桥等多环境特征以及存在回环、光照突变、地面坡度变化等复杂室外因素的 KITTI 00、

KITTI 05、KITTI 06、KITTI 09 数据集测试。

首先分析所提算法与 V-LOAM 局部建图效果。实验均在数据集 $\times 1$ 播放速率下进行, 具体如图 8~10 所示。由图 8 可知, 对于 V-LOAM 存在的重力矢量漂移问题, 所提算法在多个数据集验证并未出现此问题。通过图 9 对比结果可知, V-LOAM 出现明显的位姿漂移, 而所提算法仍准确稳定建图, 表现出低漂移效果。图 10 局部地图细节对比显示, V-LOAM 出现闭环失败现象, 而所提算法能够准确识别回环并精准建图, 在精度上明显优于 V-LOAM。

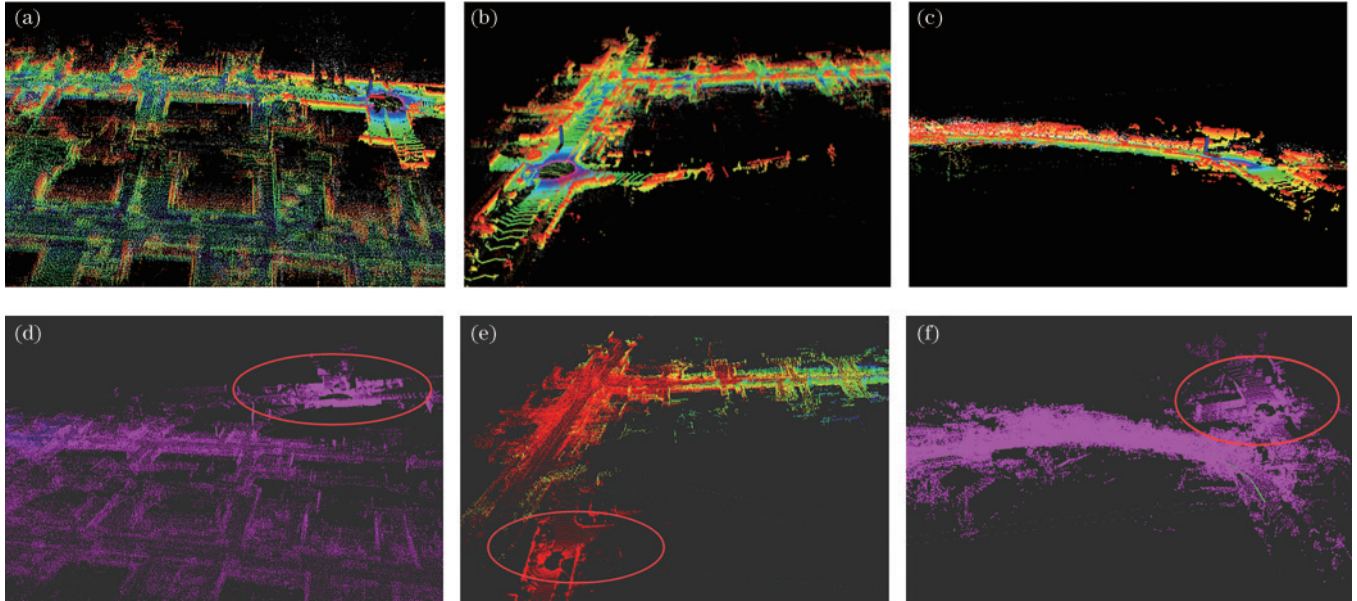


图 8 所提算法与 V-LOAM 里程计重力矢量漂移对比。(a)(b)(c)V-LOAM 出现矢量漂移时所提算法定位效果; (d)(e)(f)V-LOAM 中出现的重力矢量漂移现象

Fig. 8 Odometer gravity vector drift comparison of proposed algorithm and V-LOAM. (a)(b)(c) Localization effect of proposed algorithm when vector drift occurs in V-LOAM; (d)(e)(f) gravity vector drift phenomenon that occurs in V-LOAM

为验证所提算法在回环环境中定位建图准确性和稳定性, 分别在 KITTI 05、KITTI 06、KITTI 09 数据集中进行轨迹对比, 结果如图 11 所示。其中, 图 11(d)、(e)、(f) 分别对应图 11(a)、(b)、(c) 框选部分, SV-LOAM-0*、V-LOAM-0*、LeGO_traj-0*、gt0*_tum 分别是所提算法轨迹、V-LOAM 轨迹、LeGO-LOAM 轨迹、真值轨迹。在 3 个数据集中, 所提算法轨迹无漂移且基本与真值轨迹重合, 而 V-LOAM 轨迹明显出现大幅度漂移。同时由图 11 轨迹细节可知, LeGO-LOAM 轨迹与真值轨迹存在一定偏差, 即相比 LeGO-LOAM 和 V-LOAM, 所提算法具有更高精度和更低漂移, 且在闭环环境中可以更精准稳定定位建图。

KITTI 00 相比于其他数据集具有更复杂的环境特征和更长的距离, 包括大量回环道路以及具有坡度的桥梁, 能有效验证算法的鲁棒性, 实验结果如图 12 所示。可以看出: 所提算法轨迹与真值轨迹仍重合; V-LOAM 轨迹出现大幅度漂移且没有形成完整闭环;

LeGO-LOAM 随着位移增加表现出一定程度轨迹偏差。即所提算法在处理长距离多回环环境具有高鲁棒性特点并优于 LOAM 和 V-LOAM。具体精度对比如表 2、表 3 所示。

RPE 为相对误差, 验证局部旋转及平移的漂移量, 计算 RPE 时设置 delta 为 100, 即 100 帧统计一次误差。APE 为绝对误差, 验证估计轨迹与真值轨迹的全局一致性。表中, Max 为最大值, Min 为最小值, Mean 为平均值, RMSE 为均方根误差, Std 为标准差。

分析表 2 可知: 在 KITTI 05、KITTI 06、KITTI 09 等 3 个数据集中, 所提算法 APE 的平均值相比 V-LOAM 分别降低了 97.6%、98.1%、98.5%, 相比 LeGO-LOAM 分别降低 23.5%、6.8%、77.5%; 所提算法 RPE 的平均值相比 V-LOAM 分别降低了 91.0%、98.9%、90.1%, 相比 LeGO-LOAM 分别降低 3.8%、85%、7.1%; 并且 SV-LOAM 的 APE 和 RPE 最大值和最小值明显低于两者。由此可见, 在大规模的回环环境中, 所提算法在精度、低漂移、稳定性方面

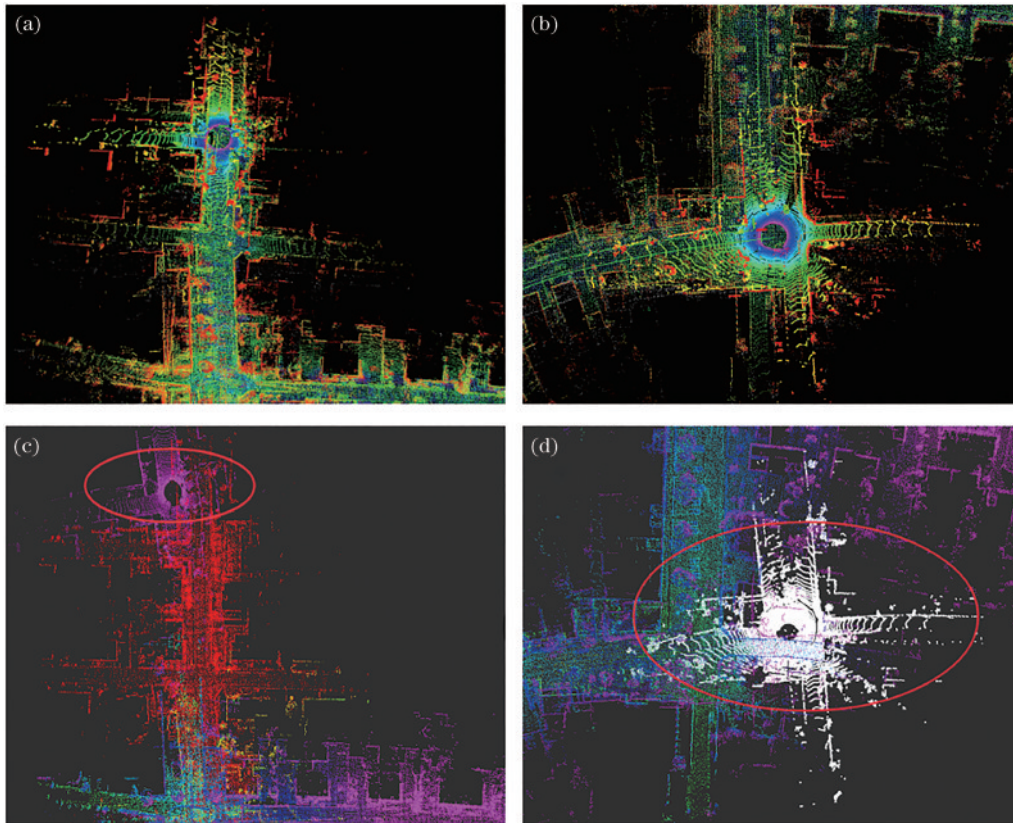


图9 所提算法与和V-LOAM里程计位姿漂移对比。(a)(b)V-LOAM出现位姿漂移时所提算法定位的效果;(c)(d)V-LOAM中出现的位姿漂移现象

Fig. 9 Odometer positional drift comparison of proposed algorithm and V-LOAM. (a)(b) Positioning effect of proposed algorithm when V-LOAM has positional drift; (c)(d) positional drift phenomenon in V-LOAM

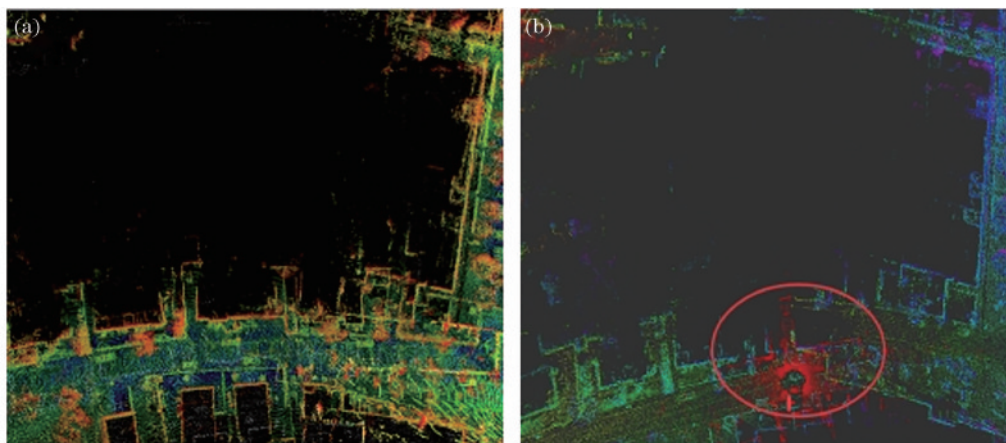


图10 所提算法和V-LOAM局部地图精度对比。(a)所提算法局部地图效果;(b)V-LOAM局部地图回环失败

Fig. 10 Local map accuracy comparison of proposed algorithm and V-LOAM. (a) Local map effect of proposed algorithm; (b) V-LOAM local map loopback failure

强于V-LOAM和LeGO-LOAM。

分析表3可知:在更复杂的00数据集中,所提算法相比V-LOAM依然具有更小的误差。在对比纯雷达SLAM算法LeGO-LOAM时发现,除RPE局部最大误差Max略高于LeGO-LOAM之外,所提算法APE

中Max、Min、Mean、RMSE、Std相比其分别下降68.3%、29.4%、44.2%、48.2%、83.3%,RPE中Min、Mean、RMSE、Std分别下降33.3%、15.0%、5.2%、18.1%。由此可见,所提算法在精度和鲁棒性都优于LeGO-LOAM和V-LOAM。

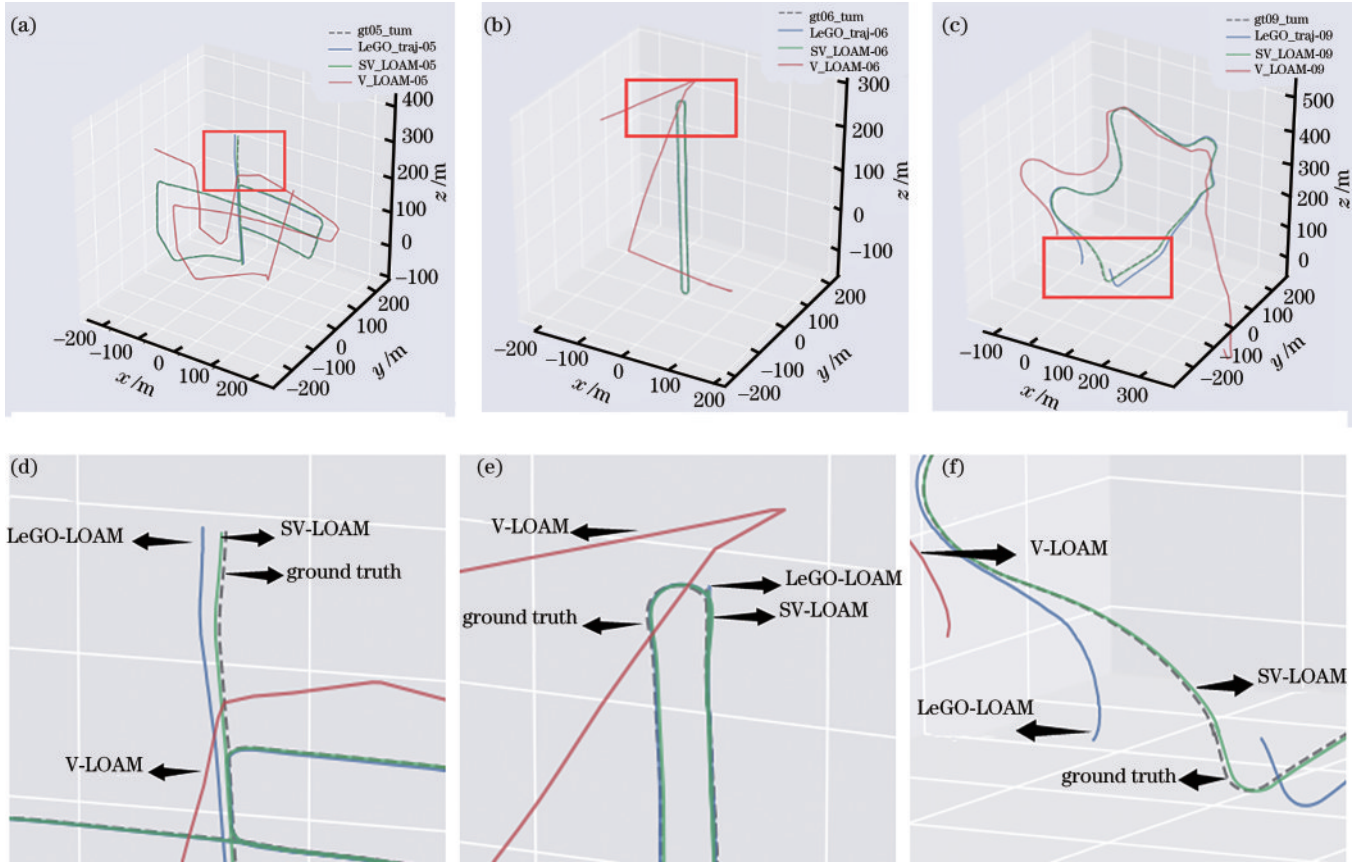


图 11 所提算法、LeGO-LOAM、V-LOAM 在 KITTI 05、KITTI 06、KITTI 09 与真值轨迹对比。(a)KITTI 05 轨迹对比；(b)KITTI 06 轨迹对比；(c)KITTI 09 轨迹对比；(d)KITTI 05 轨迹细节；(e)KITTI 06 轨迹细节；(d)KITTI 09 轨迹细节
 Fig.11 Comparison of proposed algorithm, LeGO-LOAM, V-LOAM in KITTI 05, 06, 09 with true value trajectory. (a) KITTI 05 track comparison; (b) KITTI 06 track comparison; (c) KITTI 09 track comparison; (d) KITTI 05 track details; (e) KITTI 06 track details; (f) KITTI 09 track details;

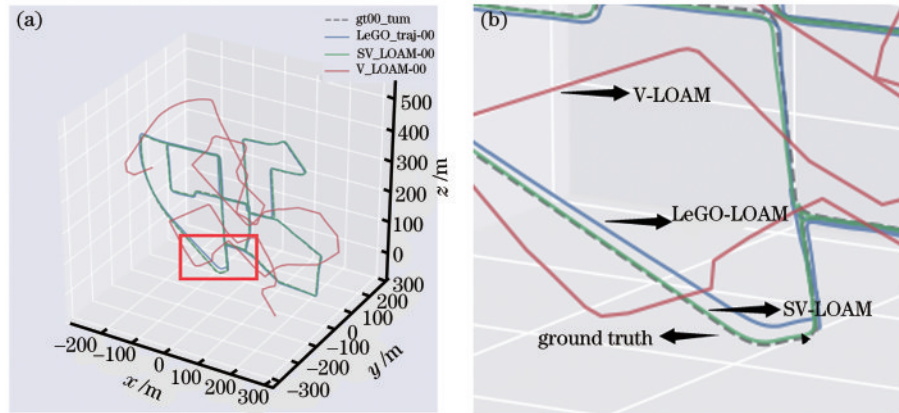


图 12 所提算法、LeGO-LOAM、V-LOAM 在 KITTI 00 中与真值轨迹对比。(a)KITTI 00 轨迹对比；(b)KITTI 00 轨迹细节
 Fig.12 Comparison of proposed algorithm, LeGO-LOAM, V-LOAM in KITTI 00 with true value trajectory. (a) KITTI 00 track comparison; (b) KITTI 00 track details

表 2 SV-LOAM、V-LOAM、LeGO-LOAM 绝对轨迹误差 (APE) 和相对位置误差 (RPE) 对比

Table 2 Comparison of SV-LOAM, V-LOAM, LeGO-LOAM absolute trajectory error (APE) and relative position error (RPE)

Algorithm	Evaluation error	KITTI 05			KITTI 06			KITTI 09		
		Max /m	Min /m	Mean /m	Max /m	Min /m	Mean /m	Max /m	Min /m	Mean /m
SV-LOAM	APE	3.8	0.2	2.6	2.9	2.4	2.7	3.0	0.3	1.6
	RPE	5.6	1.3	2.5	0.6	0.1	0.3	3.2	1.9	2.6

续表

Algorithm	Evaluation error	KITTI 05			KITTI 06			KITTI 09		
		Max /m	Min /m	Mean /m	Max /m	Min /m	Mean /m	Max /m	Min /m	Mean /m
V-LOAM	APE	360.4	35.6	108.7	423.9	44.6	142.6	390.2	13.5	109.0
	RPE	187	2.4	28.0	192.8	4.3	29.0	152.0	3.0	26.3
LeGO-LOAM	APE	9.4	0.3	3.4	5.2	0.3	2.9	67.1	1.7	11.6
	RPE	5.2	1.6	2.6	5.4	1.0	2.0	5.0	1.0	2.8

表3 SV-LOAM、V-LOAM、LeGO-LOAM 在 KITTI 00 数据集误差比较

Table 3 Comparison of SV-LOAM, V-LOAM, and LeGO-LOAM errors in KITTI 00 dataset

Algorithm	Evaluation error	KITTI 00				
		Max /m	Min /m	Mean /m	RMSE /m	Std /m
SV-LOAM	APE	4.3	2.4	2.9	3.0	0.4
	RPE	5.6	0.4	1.7	1.8	0.9
V-LOAM	APE	402.1	170.4	28.0	190.2	84.4
	RPE	153.1	3.2	28.7	37.9	24.7
LeGO-LOAM	APE	13.6	3.4	5.2	5.8	2.4
	RPE	5.4	0.6	2.0	1.9	1.1

5 结 论

基于 V-LOAM 框架,提出一种紧密耦合相机和雷达里程计的同时定位建图算法。通过加入高效稳定的特征点检测器及基于因子图优化的扫描上下文回环检测,解决传统算法在闭环环境中存在的大幅度矢量漂移和位姿偏差,在精度和稳定性上得到明显提高。与经典 SLAM 算法对比结果表明,所提算法具有更高精度、更好的稳定性和鲁棒性,基本满足移动机器人准确定位建图的需求。但是,所提算法在雷达里程计基础上加入了视觉里程计和回环检测模块,会有计算量和 CPU 占用率较大的问题,并且从工程应用角度看,所提算法的精度和稳定性还需要进一步提高。

参 考 文 献

- [1] Cadena C, Carlone L, Carrillo H, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: toward the robust-perception age[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(6): 1309-1332.
- [2] Kohlbrecher S, von Stryk O, Meyer J, et al. A flexible and scalable SLAM system with full 3D motion estimation[C]//2011 IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics, November 1-5, 2011, Kyoto, Japan. New York: IEEE Press, 2011: 155-160.
- [3] Grisetti G, Stachniss C, Burgard W. Improved techniques for grid mapping with Rao-blackwellized particle filters [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23(1): 34-46.
- [4] Zhang J, Singh S. LOAM: lidar odometry and mapping in real-time[C]//Robotics: Science and Systems, July 12-16, 2014, University of California, Berkeley, USA. [S.l.: s.n.], 2014.
- [5] Shan T X, Englot B. LeGO-LOAM: lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain[C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), October 1-5, 2018, Madrid, Spain. New York: IEEE Press, 2018: 4758-4765.
- [6] 陈文浩, 刘辉席, 杨林涛, 等. 基于 IMU 紧密耦合的 LeGO-LOAM 改进算法研究[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(4): 1013-1016.
Chen W H, Liu H X, Yang L T, et al. Research on improved LeGO-LOAM algorithm based on IMU tight coupling[J]. Application Research of Computers, 2021, 38(4): 1013-1016.
- [7] 周志全, 刘飞, 屈婧婧, 等. 基于 IMU 与激光雷达紧密耦合的混合匹配算法[J]. 计算机系统应用, 2021, 30(11): 203-209.
Zhou Z Q, Liu F, Qu J J, et al. Hybrid scanning matching algorithm based on tight coupling of IMU and lidar[J]. Computer Systems & Applications, 2021, 30(11): 203-209.
- [8] Shan T X, Englot B, Meyers D, et al. LIO-SAM: tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping[EB/OL]. (2020-07-01) [2022-02-04]. <https://arxiv.org/abs/2007.00258>.
- [9] Mourikis A I, Roumeliotis S I. A multi-state constraint Kalman filter for vision-aided inertial navigation[C]//Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation, April 10-14, 2007, Rome, Italy. New York: IEEE Press, 2007: 3565-3572.
- [10] 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, November 13-16, 2007, Nara, Japan. New York: IEEE Press, 2007: 225-234.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] Qin T, Li P L, Shen S J. VINS-Mono: a robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 34(4): 1004-1020.
- [14] Leutenegger S, Furgale P, Rabaud V, et al. Keyframe-based visual-inertial SLAM using nonlinear optimization [C]//*Robotics: Science and Systems IX, Robotics: Science and Systems Foundation*, June 24-28, 2013, Berlin, Berlin, Germany. [S.l.: s.n.], 2013.
- [15] Graeter J, Wilczynski A, Lauer M. LIMO: lidar-monocular visual odometry[C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), October 1-5, 2018, Madrid, Spain. New York: IEEE Press, 2018: 7872-7879.
- [16] Zuo X X, Geneva P, Lee W, et al. LIC-Fusion: LiDAR-inertial-camera odometry[EB/OL]. (2019-09-09) [2022-02-04]. <https://arxiv.org/abs/1909.04102>.
- [17] Zhang J, Singh S. Visual-lidar odometry and mapping: low-drift, robust, and fast[C]//2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 26-30, 2015, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 2174-2181.
- [18] 蒋林, 刘奇, 雷斌, 等. 激光与视觉融合识别并构建语义地图改善定位性能[J]. *中国激光*, 2022, 49(18): 1810003.
- Jiang L, Liu Q, Lei B, et al. Identifying and constructing semantic map based on laser and vision fusion for improving localization performance[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2022, 49(18): 1810003.
- [19] 晏小彬, 彭道刚, 威尔江. 基于地平面的单目视觉辅助激光雷达 SLAM 研究[J]. *光学学报*, 2020, 40(24): 2428002.
- Yan X B, Peng D G, Qi E J. Research on ground-plane-based monocular aided LiDAR SLAM[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(24): 2428002.
- [20] Kim G, Kim A. Scan context: egocentric spatial descriptor for place recognition within 3D point cloud map [C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), October 1-5, 2018, Madrid, Spain. New York: IEEE Press, 2018: 4802-4809.