

# 光学学报

## 动态环境下具有旋转和平移不变性的激光雷达点云描述子

常耀辉, 陈年生, 饶蕾\*, 程松林, 范光宇, 宋晓勇, 杨定裕

上海电机学院机器人与智能技术实验室, 上海 201306

**摘要** 针对 Intensity ScanContext (ISC) 等激光雷达闭环检测算法中描述子易受载体旋转和平移变化干扰、不变性较弱从而导致闭环效果差的问题, 提出了一种在城市动态环境下具有旋转和平移不变性的激光雷达点云描述子。首先, 在点云处理部分, 基于角度图像的地面点分割算法去除点云数据中的地面点, 并利用基于弯曲体素聚类的动态目标剔除算法完成点云分割和动态目标的剔除。然后, 基于惯性测量单元采集的四元数对点云进行坐标系变换, 将所有帧点云统一至同一航向角下, 以实现描述子的旋转不变性。接着, 通过点云中静态目标与载体运动方向所在法平面的相对位置关系来确定描述子绘制中心, 以实现描述子的平移不变性。最后, 利用所提描述子进行闭环检测, 并结合点云数据的空间结构对闭环检测结果进行一致性验证。在 KITTI 公开数据集下的实验结果表明, 所提方法在城市动态环境下能够更加快速准确地实现闭环检测, 相比于 ISC 算法, 所提方法在准确率为 100% 时召回率提高了 8.58 个百分点, 且平均耗时减少了 12.90%。

**关键词** 大气光学; 激光雷达; 闭环检测; 旋转不变性; 平移不变性; 惯性测量单元

中图分类号 TP242

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS202242.2401007

### Lidar Point Cloud Descriptor with Rotation and Translation Invariance in Dynamic Environment

Chang Yaohui, Chen Niansheng, Rao Lei\*, Cheng Songlin, Fan Guangyu, Song Xiaoyong, Yang Dingyu

Laboratory of Robot and Intelligent Technology, Shanghai DianJi University, Shanghai 201306, China

**Abstract** Descriptors in lidar closed-loop detection algorithms such as Intensity ScanContext (ISC) are easily disturbed by carrier rotation and translation variations, and their invariance is weak, which leads to poor closed-loop effect. In view of these problems, a lidar point cloud descriptor with rotation and translation invariance in an urban dynamic environment is proposed. Firstly, in terms of point cloud processing, a ground point segmentation algorithm based on angular images is used to remove ground points in point cloud data, and a dynamic target elimination algorithm based on curved voxel clustering is adopted to realize point cloud segmentation and remove dynamic targets. Secondly, Coordinate system transformation of point clouds are carried out based on quaternions collected by an inertial measurement unit, and the point clouds in all frames are unified under the same heading angle, so as to realize the rotation invariance of the descriptor. In addition, the relative position relationship between the static targets in the point clouds and the normal plane where the moving direction of the carrier is located is used to determine the rendering center of the descriptor, so as to realize the translation invariance of the descriptor. Finally, the proposed descriptor is used for closed-loop detection, and the consistency of the closed-loop detection results is verified according to the spatial structure of the point cloud data. The experimental results under the KITTI public dataset show that the proposed method can achieve closed-loop detection more quickly and accurately in an urban dynamic environment. Compared with that of the ISC algorithm, the recall rate of the proposed method is improved by 8.58 percentage points at an accuracy of 100%, and the average time consumption is reduced by 12.90%.

**Key words** atmospheric optics; lidar; closed-loop detection; rotation invariance; translation invariance; inertial measurement unit

收稿日期: 2022-05-11; 修回日期: 2022-06-29; 录用日期: 2022-07-11

基金项目: 国家自然科学基金(61702320)

通信作者: \*raol@sdju.edu.cn

## 1 引言

同时定位和建图(SLAM)是无人驾驶研究领域中的关键技术之一<sup>[1]</sup>。目前,SLAM领域中主要应用的环境感知传感器为视觉传感器和激光雷达传感器。激光雷达因对光照变化具有很好的鲁棒性,可以全天候稳定工作,且具有抗干扰能力强、精度高和实时性好等优点,进而被广泛使用<sup>[2-3]</sup>。在SLAM系统中,前端里程计的扫描匹配不可避免地会发生累计位姿漂移,从而导致建图和定位出现误差。闭环检测作为SLAM系统后端优化中的重要组成部分,可以通过比较传感器捕捉的任意两个位置处的相似度来检测环路<sup>[4]</sup>,并利用检测结果修正位姿从而消除累计误差。可靠的闭环检测对提高SLAM系统的建图精度和定位精度具有十分重要的意义。

近年来,基于激光雷达的闭环检测算法研究大致可分为三大类,即基于原始点云、描述子和深度学习的匹配和检测方法<sup>[5]</sup>。目前,激光雷达闭环检测算法研究主要集中在基于描述子的闭环检测。描述子大致分为两类,即局部描述子和全局描述子。局部描述子的闭环检测方法通常从点云中提取局部特征,形成描述子进行匹配<sup>[6-7]</sup>。相比之下,全局描述子通过提取点云数据中的全局特征来形成描述子并进行匹配,其闭环检测的性能更好<sup>[8-9]</sup>。Kim等<sup>[10]</sup>提出了一种闭环检测全局描述子ScanContext(SC),将激光扫描投影到全局描述子中,利用行、列向量分析环境特征矩阵中的几何信息,并应用两次搜索实现闭环检测,查询速度快。Wang等<sup>[11]</sup>提出了一种Intensity ScanContext(ISC)全局描述子闭环检测算法,利用环境中物质的激光返回强度值与几何信息形成描述子,并通过一致性验证降低误检的概率。

载体在运动过程中会发生变换车道(平移)和从反方向车道驶过同一地点(旋转)等虽在同一位置但出现方向旋转或是横向平移的情况。由于SC、ISC等全局描述子在载体发生旋转和横向平移时会发生变化,故描述子在匹配时会出现误检或漏检的情况,最终影响定位与建图的精度。针对这一问题,Fan等<sup>[12]</sup>提出了一种基于分割的Seed闭环检测算法,将原始点云进行分割处理,并利用被分割对象的拓扑信息来生成描述子以实现旋转不变性,但在平移变化情况下没有很好的改善。Kim等<sup>[13]</sup>对SC算法进行了改进,提出了ScanContext++(SC++)闭环检测算法,针对载体旋转或平移分别构建了两种不同的全局描述子来进行闭环检测,但当载体同时发生旋转和平移时,该算法的误检率较高。

综上所述,当载体发生旋转和横向平移时,现有的闭环检测全局描述子缺少旋转与平移不变性,从而导致闭环检测效果差。针对该问题,本文提出了一种具有旋转和平移不变性的激光雷达点云描述子。首先,

利用基于角度图像的地面点分割算法<sup>[14]</sup>去除地面点,并通过将基于弯曲体素的聚类算法(CVC)<sup>[15]</sup>与粒子滤波框架<sup>[16]</sup>相融合的方式来实现动态目标的剔除。然后,利用惯性测量元件(IMU)采集载体的姿态数据对点云数据进行坐标系变换,实现描述子的旋转不变性。接着,利用点云中静态目标与载体运动方向的法平面之间的相对位置关系确定描述子的绘制中心,实现描述子的平移不变性。最后,采用两阶段匹配方法来检测闭环,并通过一致性验证进行检验。

## 2 算法概述

图1为所提算法整体流程图,主要分为点云预处理、旋转不变性实现、平移不变性实现和闭环检测4个模块。在点云预处理部分,利用基于角度图像的地面点分割算法去除原始点云数据中的地面点,利用CVC对点云进行分割,并应用粒子滤波剔除分割目标中的动态目标。在旋转不变性部分,根据IMU输出的数据获得载体当前帧的航向角,并通过对比当前帧与历史帧的航向角得到当前载体的偏航角,最后利用偏航角对点云数据进行坐标系变换。在平移不变性部分,通过在点云中静态目标的相对位置和载体运动方向的法平面之间建立的关系式来确定描述子的绘制中心,并绘制全局描述子。在闭环检测部分,应用几何结构匹配与强度结构匹配组成的两阶段匹配方法来检测是否存在闭环,并将空间结构一致性验证和相邻时间与几何一致性验证结合来进行二次检验<sup>[11]</sup>,以降低误检率。

## 3 点云预处理

在接收到三维激光雷达原始点云数据后,首先要进行点云预处理。原始点云数据中包含着大量的地面点数据,去除地面点数据可有效减少算法后续的计算量。此外,若要应用城市环境中静态目标的点云数据,则必须剔除动态目标的干扰<sup>[17]</sup>。因此,本文将CVC与粒子滤波相融合,提出了基于CVC的动态目标剔除算法来剔除点云数据中的动态目标。

### 3.1 地面点去除

本文采用文献[14]中的基于角度图像的地面点分割算法来实现地面点云数据移除,该算法利用点云深度图中两像素点间的夹角大小来判断点云数据是否为地面点。首先,将无序的点云数据转为有序的深度图。深度图中每个点的像素值由该像素点所对应点云中最大的深度值表示。然后,根据深度图中属于同列相邻行的两像素点所对应的点云的垂直和水平方向上的坐标差 $\Delta x$ 和 $\Delta z$ 计算两像素点间的垂直夹角 $\beta$ ,并基于Savitsky-Golay平滑算法得到平滑后的夹角图像 $J$ 。最后,定义地面点区域为 $\beta$ 接近于0的像素点所对应的区域。采用广度优先搜索算法在 $J$ 中搜索 $\beta$ 小于阈值的像素点,将所对应的点云标记为地面点 $G$ ,并从点云数

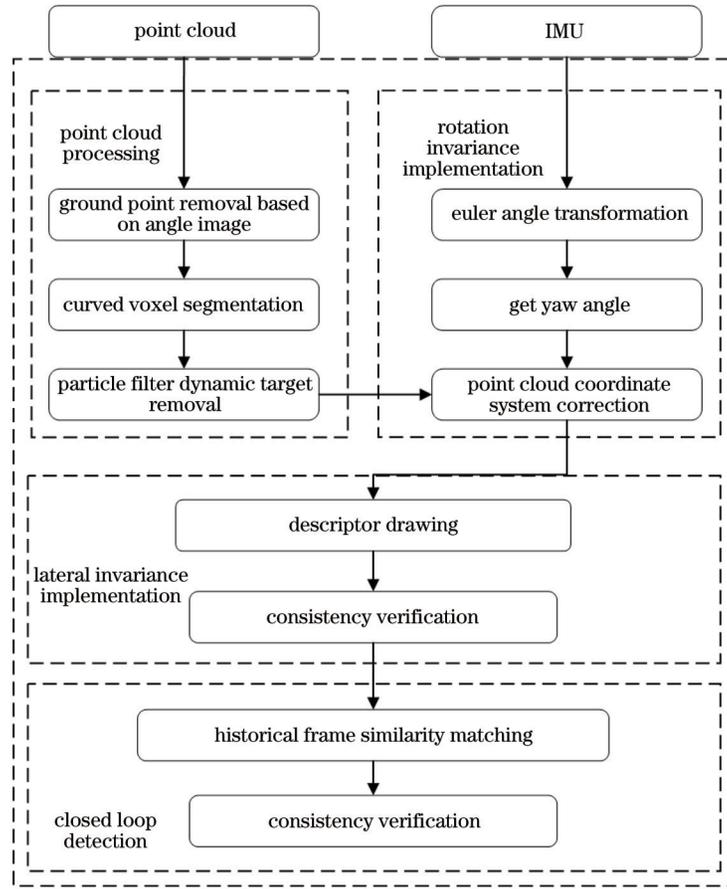


图 1 所提算法流程图

Fig. 1 Workflow of proposed algorithm

据中去除。

### 3.2 基于CVC的动态目标剔除

现有技术主要采用识别和状态跟踪的方法来判断点云数据中的动态目标,但运算耗时较长、效率不高。由于在闭环检测时,不必获取动态目标的种类和速度等信息,只需判断其动静状态,故本文基于文献[15]中的CVC进行点云的实时分割,将分割对象体素化为立方体,并结合文献[16]中的粒子滤波框架将立方体权重集中在静态目标上,提出了基于CVC的动态目标剔除算法以剔除点云数据的动态目标。

CVC点云分割利用弯曲体素来分割三维点云。首先,定义  $t$  时刻一帧点云数据为  $P_t = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_n]$ ,  $p_i = [x_i \ y_i \ z_i \ \eta_i]$ , 其中  $p_i$  为点云数据  $P_t$  中第  $i$  个点云,  $(x_i, y_i, z_i)$  为  $p_i$  在三维空间中的坐标位置,  $\eta_i$  为  $p_i$  的激光反射强度值。将三维点云的笛卡儿坐标系转换为球面坐标系,即

$$p_i = [x_i \ y_i \ z_i \ \eta_i] = [\rho_i \ \theta_i \ \varphi_i \ \eta_i], \quad (1)$$

式中:  $\rho_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2}$  为  $p_i$  与原点间的径向距离;  $\theta_i = \arctan(y_i/x_i)$  为方位角;  $\varphi_i = \arccos(z_i/\rho_i)$  为仰角。

然后,建立图 2 所示的弯曲体素结构,其中  $\Delta\rho$ 、 $\Delta\theta$ 、 $\Delta\varphi$  为各弯曲体素的分辨率。将每个弯曲体素索引映射到该体素内点的索引上,存储在哈希表中,使用

哈希表在每个非空的体素周围的 26 个体素中查询相邻点,并将它们组合为一个簇。将每个簇打上标签得出分割对象,利用  $S_i$  表示第  $i$  个分割对象。

在得到分割对象后,为减少动态目标去除过程中的计算量,对分割目标进行采样。将分割目标进行体素化,得到立方体  $E_{ij} = [x_{ij} \ y_{ij} \ z_{ij}]$ , 立方体  $E_{ij}$  为分割目标  $S_i$  的第  $j$  个立方体,  $(x_{ij}, y_{ij}, z_{ij})$  为  $E_{ij}$  在三维空间中的坐标位置。所有立方体的集合  $\hat{E}$  为激光雷达当前测量值。利用粒子滤波不断更新分割目标立方体的权重,进行重要性重采样留下静态目标,剔除动态目标。每个粒子  $x_t^{(k)}$  代表  $t$  时刻第  $k$  个立方体的位置,初始时刻将所有分割目标的立方体设为均匀分布的一组粒子。假设粒子群  $X_{t-1} = \{x_{t-1}^{(1)}, x_{t-1}^{(2)}, \dots, x_{t-1}^{(n)}\}$  服从  $t-1$  时刻的置信度  $\text{bel}(x_{t-1})$ , 且皆属于静态目标,则从  $t-1$  时刻到  $t$  时刻,根据载体的运动模型可得  $t$  时刻的预测粒子群  $\bar{X}_t = \{\bar{x}_t^{(1)}, \bar{x}_t^{(2)}, \dots, \bar{x}_t^{(n)}\}$ , 且预测粒子群服从  $\bar{\text{bel}}(x_t)$ 。  $\bar{X}_t$  和  $\bar{\text{bel}}(x_t)$  的公式为

$$\bar{X}_t = X_{t-1} + u_t + w_t, \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \bar{X}_t^{(k)} \sim \bar{\text{bel}}(x_t) &= p(x_t | \hat{E}_{[1,t-1]}, u_{[1,t]}) = \\ p(x_t | \hat{E}_{t-1}, u_t) &= p(x_t | u_t, x_{t-1}) p(x_{t-1}), \end{aligned} \quad (3)$$

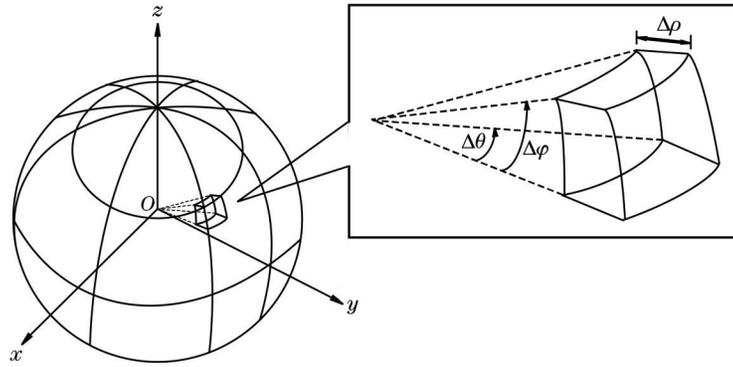


图 2 弯曲体素结构

Fig. 2 Curved voxel structure

式中： $u_t$  为  $t$  时刻载体的运动测量值； $\omega_t$  为传感器中的高斯噪声； $p(\cdot)$  为概率密度函数。

接着，将新的测量值  $\hat{E}_t$  引入贝叶斯滤波器中来计算  $t$  时刻的后验分布，并用于更新粒子权重  $\omega_t^{(k)}$ 。后验分布和粒子权重  $\omega_t^{(k)}$  的公式为

$$X_t^{(k)} \sim \text{bel}(x_t) = p(x_t | \hat{E}_{[1,t]}, u_{[1,t]}) = p(x_t | x_{t-1}, \hat{E}_t, u_t) p(x_{t-1}) = \mu p(\hat{E}_t | x_t) \overline{\text{bel}}(x_t), \quad (4)$$

$$\omega_t^{(k)} = p(\hat{E}_t | x_t^{(k)}) = \sum_{k \geq 0, \|E_{ij} - x_t^{(k)}\|_2 \leq D} N(E_{ij} - x_t^{(k)} | \mu, \sigma^2), \quad (5)$$

式中： $\omega_t^{(k)}$  为粒子  $x_t^{(k)}$  的权重； $D$  为观测值与预测值的距离； $N(\cdot | \mu, \sigma^2)$  为高斯滤波，用于平滑和降噪。

最后，根据权重分布重采样更新粒子群  $X_t$ 。静态目标中粒子的  $D$  较小且权重大，粒子更新后将会保留，而动态目标中粒子的  $D$  较大且权重较小，更新后将会被剔除。通过蒙特卡罗采样方法对粒子群进行采样得到立方体合集  $\hat{E}'$ ，定义当分割目标中 70% 的立方体被剔除时该分割目标为动态目标，由此剔除动态目标的点云数据。

图 3 为点云预处理前后的效果对比图。图 3(a) 为原始点云数据，即激光雷达扫描到的所有点云，包括地面点和动态目标 A、B。图 3(b) 为去除、分割地面点，以及剔除动态目标后的点云效果图，图中同一点云簇内的点云以相同颜色表示。对比图 3(a)、(b) 可以看出，点云数据中的地面点已经被去除，且动态目标 A、B 的点云数据也被剔除。

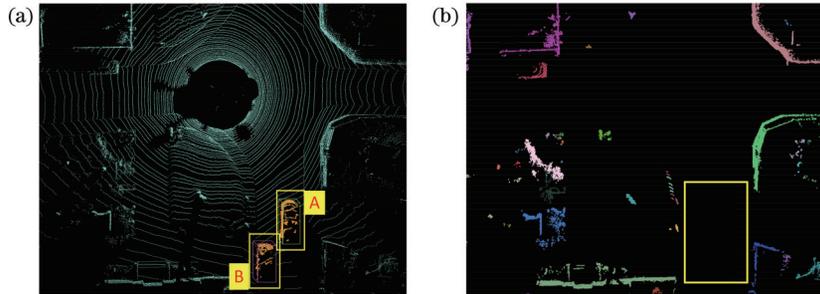


图 3 点云处理前后结果对比。(a) 原始点云图；(b) 分割与动态目标剔除效果图

Fig. 3 Comparison of results before and after point cloud processing. (a) Original cloud; (b) result after segmentation and dynamic target elimination

## 4 旋转与平移不变性实现原理

ISC 闭环检测描述子虽然将几何与强度信息相结合可以达到较为准确的匹配效果，但是因不具备旋转和平移不变性，在遇到反向闭环或变道平移等变化时，其描述子匹配的准确率较低、漏检率较高。因此，本文在 ISC 闭环检测描述子的基础上提出了一种具有旋转和平移不变性的全局描述子。

### 4.1 旋转不变性实现原理

ISC 等闭环检测全局描述子算法使用载体坐标系

下的点云数据绘制描述子，其坐标系  $X$  轴正方向与载体前进方向一致，点云数据会随载体旋转而发生改变，从而导致所生成的全局描述子发生变化。为确保所生成的描述子具有旋转不变性，本文利用 IMU 的输出数据得到当前帧点云的航向角，并通过对比当前帧点云和初始帧点云的航向角之差来计算载体偏航角，再利用偏航角对点云数据坐标系进行变换，使所有帧点云的坐标系航向角始终保持一致且不随载体的旋转而变化，从而使得由点云数据所生成的全局描述子具有旋转不变性。

首先定义在  $t$  时刻, 经过点云预处理后的点云数据为  $P'_t$ , 经过坐标系变换后的点云数据为  $P''_t$ , IMU 采集的数据为  $R_t$ , 其中包括四元数  $q_t = [q_w, q_x, q_y, q_z]^T$ , 其中  $q_w$  为实部,  $q_x, q_y, q_z$  为虚部。将四元数转为欧拉角来描述载体的姿态变换, 相应公式为

$$\begin{bmatrix} Q_{\text{yaw}_t} \\ Q_{\text{roll}_t} \\ Q_{\text{pitch}_t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arcsin \left[ 2(q_w q_y - q_z q_x) \right] \\ \arctan \frac{2(q_w q_x + q_y q_z)}{1 - 2(q_x^2 + q_y^2)} \\ \arctan \frac{2(q_w q_z + q_x q_y)}{1 - 2(q_y^2 + q_z^2)} \end{bmatrix}, \quad (6)$$

式中:  $Q_{\text{yaw}_t}$ 、 $Q_{\text{roll}_t}$  和  $Q_{\text{pitch}_t}$  分别为  $t$  时刻载体姿态欧拉角的航向角、横滚角和俯仰角。

然后, 通过不断比较当前帧  $t$  时刻的航向角  $Q_{\text{yaw}_t}$  与初始帧  $t_0$  时刻的航向角  $Q_{\text{yaw}_0}$  的差值, 得到当前时刻  $t$

的偏航角  $\theta_t$ , 其公式为

$$\theta_t = Q_{\text{yaw}_t} - Q_{\text{yaw}_0} \quad (7)$$

利用偏航角  $\theta_t$  所得到的旋转矩阵  $R$  对点云数据  $P'_t$  进行旋转, 使得  $P''_t$  所处坐标系方向始终与全局坐标系方向保持一致, 坐标系变换后的点云数据  $P''_t$  不随载体旋转而变化, 相应公式为

$$\begin{aligned} (p''_t)^T &= R(p'_t)^T = \\ & \begin{bmatrix} \cos \theta_t & -\sin \theta_t & 0 & 0 \\ \sin \theta_t & \cos \theta_t & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x'_t \\ y'_t \\ z'_t \\ \eta_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x''_t \\ y''_t \\ z''_t \\ \eta_t \end{bmatrix}. \quad (8) \end{aligned}$$

图4展示了修正前后的点云坐标系示意图。在图4(a)中, 原点云坐标系(载体坐标系)为  $O-X_t Y_t Z_t$ , 变换后坐标系(原点不变, 坐标轴与初始帧坐标系方向相同的坐标系)为  $O-X_0 Y_0 Z_0$ 。如图4(b)所示, 通过IMU数据变换后,  $O-X_t Y_t Z_t$  坐标系转换化到了  $O-X_0 Y_0 Z_0$  坐标系下, 达到了旋转不变性的效果。

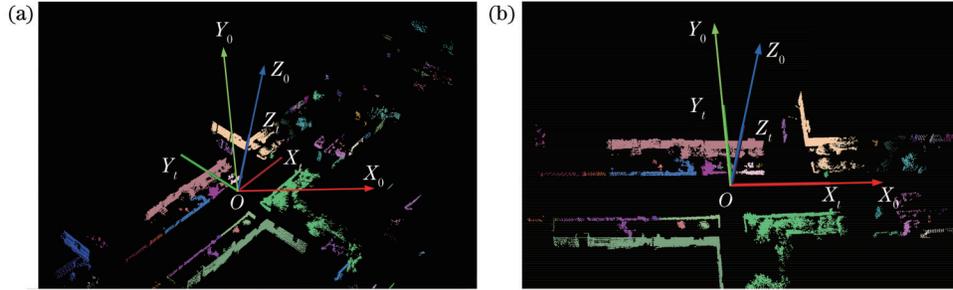


图4 修正前后的点云坐标系示意图。(a)修正前;(b)修正后

Fig. 4 Schematic diagram of point cloud coordinate system before and after correction. (a) Before correction; (b) after correction

## 4.2 平移不变性实现原理

当载体重复到达某一环境发生闭环时, 可能出现车道变化等横向位置出现偏移的情况, 虽然激光雷达采集的点云数据没有较大改变, 但是以载体为中心绘制的描述子会发生变化, 从而影响描述子的匹配效果。考虑到载体在横向平移时, 载体周围静态目标的相对位置关系不变且载体运动方向的法平面不变, 如果基于载体周围静态目标的相对位置和载体运动方向的法平面确定描述子的中心, 则该中心坐标不会随载体横向平移而发生变化, 从而可以实现描述子的平移不变性。

首先, 定义点云中有  $M$  个静态分割目标,  $\tilde{S}_i$  为第  $i$  个静态分割目标, 其质心  $C_i$  的计算公式为

$$C_i = \frac{1}{i} \left( \sum_{j=0}^m x_j, \sum_{j=0}^m y_j, \sum_{j=0}^m z_j \right), \quad (9)$$

式中:  $m$  为分割目标中包含的点云数量;  $(x_i, y_i, z_i)$  为点云坐标。无论载体的平移和旋转如何, 载体所在的环境信息是不变的, 故各静止分割对象之间质心的相对位置关系保持不变。如图5所示, 分别计算各分割对象  $\tilde{S}_i$  中所包含的点云数据量, 将所有分割对象中数据

量最多的两个分割对象作为显著目标, 记为  $\tilde{S}_{\text{max}1}$  和  $\tilde{S}_{\text{max}2}$ 。计算  $\tilde{S}_{\text{max}1}$  和  $\tilde{S}_{\text{max}2}$  的质心点坐标  $C_{\text{max}1}$  和  $C_{\text{max}2}$ , 并将两质心连线的中点  $Z$  记作当前不变环境信息的标志中心, 其公式为

$$\begin{cases} Z_x = \frac{1}{2} \sqrt{x_1^2 + x_2^2} \\ Z_y = \frac{1}{2} \sqrt{y_1^2 + y_2^2} \\ Z_z = \frac{1}{2} \sqrt{z_1^2 + z_2^2} \end{cases}, \quad (10)$$

式中:  $(x_1, y_1, z_1)$  和  $(x_2, y_2, z_2)$  分别为  $C_{\text{max}1}$  和  $C_{\text{max}2}$  的坐标。

然后, 当载体在同一路段中运动时, 假设忽略细微的航向转动, 载体运动的方向向量均垂直于同一法平面, 则可用该平面来代表载体在当前环境中横向平移的所有情况。定义载体当前运动的单位方向向量为  $L = [X_L \ Y_L \ 0]^T$ 。在同一路段中运动时, 忽略载体行驶时的少量航向转动, 其运动的方向只有两种(正向行驶或反向行驶), 两种情况下运动的单位方向向量互为相反向量并且垂直于同一法平面  $U$ 。法平面  $U$  的公

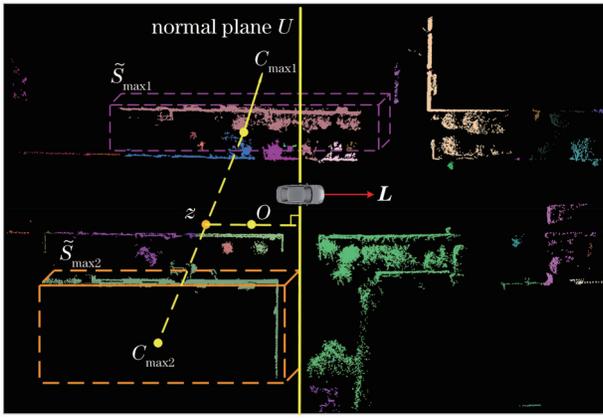


图 5 描述子中心计算示意图

Fig. 5 Schematic diagram of descriptor center calculation

式为

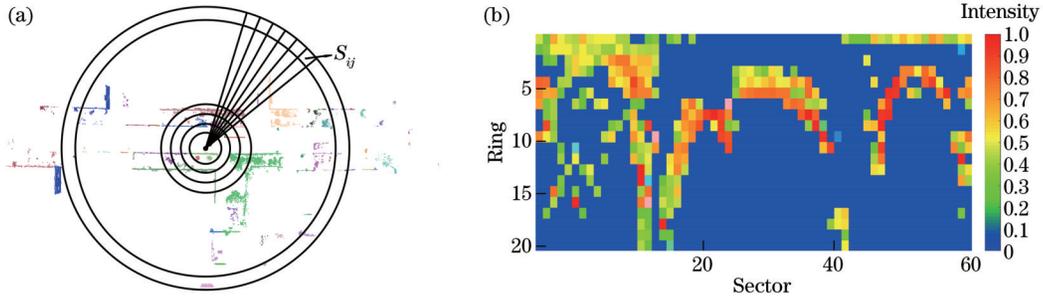


图 6 描述子绘制示意图。(a)描述子绘制;(b)描述子  $\Omega$

Fig. 6 Schematic diagram of descriptor drawing. (a) Descriptor drawing; (b) descriptor  $\Omega$

### 4.3 闭环检测

在闭环检测中,通过将当前帧与各历史帧的描述子进行匹配并计算相似度来判断是否达到闭环。然而,全局描述子是点云数据的高度简化,故会忽略掉一些环境特征,导致在闭环检测过程中产生误检。因此,需要通过一致性验证来进行二次检验。

#### 4.3.1 两阶段匹配

本文使用两阶段分层匹配方法<sup>[11]</sup>来实现闭环检测时帧间匹配与相似度的计算。该方法包括基于二元运算的快速几何结构匹配和强度结构匹配两阶段。

##### 1) 几何结构匹配

第一阶段为基于二元运算的快速几何结构匹配。将全局描述子  $\Omega$  中的几何分布用二进制矩阵  $I(x, y)$  进行表示,转换过程为

$$I(x, y) = \begin{cases} 0, & \Omega(x, y) = 0 \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

定义当前帧的描述子为  $\Omega^q$ 、历史候选帧的描述子为  $\Omega^c$ ,则根据式(12)转换后的二进制矩阵为  $I^q, I^c$ 。两帧间的几何相似度得分  $\varphi_g$  的公式为

$$\varphi_g(I^q, I^c) = \frac{\text{XOR}(I^q, I^c)}{|I^q|}, \quad (13)$$

式中:  $\text{XOR}(I^q, I^c)$  为矩阵  $I^q$  与  $I^c$  之间的各元素进行异

$$X_L x + Y_L y = x \cos \theta_l + y \sin \theta_l = 0, \quad (11)$$

将法平面  $U$  作为代表载体横向平移时的不变位置信息。

最后,作不变环境信息标志中心  $Z$  到不变位置信息法平面  $U$  的垂线,垂线中点即为具有平移不变性的描述子绘制中心  $O(x_0, y_0, z_0)$ 。

图 5 所示为描述子中心计算示意图。 $\tilde{S}_{\max 1}$  和  $\tilde{S}_{\max 2}$  为点云数据的两个显著目标,点  $Z$  为标志中心位置,法平面  $U$  由载体的运动方向向量  $L$  确定。根据显著目标与法平面间的几何关系即可求得具有平移不变性的描述子绘制中心  $O$  的坐标。利用点云数据与所计算的描述子绘制中心,基于文献[11]中相同的描述子绘制方法绘制得到具有不变性的描述子  $\Omega$ ,如图 6 所示。

或运算;  $|I^q|$  为矩阵  $I^q$  中的元素个数。由于本文算法的描述子具有旋转不变性,故不需要对描述子转换的二进制矩阵进行列位移来寻找最佳匹配。

##### 2) 强度结构匹配

第二阶段为强度结构匹配。逐列对比描述子  $\Omega^q$  与  $\Omega^c$  之间的强度相似度,并用余弦相似度公式求解强度相似度得分  $\varphi_i$ ,相应的公式为

$$\varphi_i(\Omega^q, \Omega^c) = \frac{1}{N_s} \sum_{l=0}^{N_s-1} \frac{\mathbf{v}_l^q \cdot \mathbf{v}_l^c}{\|\mathbf{v}_l^q\|_2 \cdot \|\mathbf{v}_l^c\|_2}, \quad (14)$$

式中:  $\mathbf{v}_l^q$  和  $\mathbf{v}_l^c$  分别为  $\Omega^q$  和  $\Omega^c$  的第  $l$  列;  $N_s$  为描述子的列数。与几何匹配类似,由于所提算法的描述子具有旋转不变性,故不需要对描述子进行列位移来寻找最佳匹配。此外,可以通过设置阈值来滤除不匹配条件的历史帧。

#### 4.3.2 一致性验证

本文进一步提出空间结构、相邻时间和几何一致性验证,在闭环完成之前对闭环检测结果进行二次检验。

##### 1) 空间结构一致性

闭环的发生意味着载体回到了相同的环境,即点云数据中的静态目标及其相对位置关系不变。本文通过对比检测到闭环的两帧点云数据中显著目标的相对

距离  $L$  的差值是否达到阈值来验证一致性。相对距离的差值  $d$  的公式为

$$d = L_t - L_c, \quad (15)$$

$$L = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2}, \quad (16)$$

式中:  $L_t$  和  $L_c$  分别为闭环检测中当前帧和历史帧中显著目标的相对距离。

2) 相邻时间一致性

在两帧点云被识别为闭环时,其相邻的激光雷达扫描帧同样具有较高的相似度,因此本文通过验证相邻时间的一致性来验证闭环。定义时间一致性得分为  $Q$ ,可通过  $Q$  是否达到阈值来验证一致性,其公式为

$$Q(Q_t, Q_c) = \frac{1}{N} \sum_{o=1}^N [\varphi_g(I_{t-o}, I_{c-o}) + \varphi_i(\Omega_{t-o}, \Omega_{c-o})], \quad (17)$$

式中:  $N$  为相邻时间一致性验证的帧数;  $Q_t$ 、 $Q_c$  为当前帧与历史帧的时间一致性得分。

3) 几何一致性

几何一致性验证需要对比当前帧与匹配帧的点云相似度。本文通过应用迭代最近点(ICP)算法<sup>[18]</sup>来查询当前帧与匹配帧之间的最小距离误差是否小于阈值来实现。

## 5 实验与分析

为评估所提描述子和相应的闭环检测算法的准确

性和实时性,基于KITTI数据集中的点云数据分别对描述子的旋转和平移不变性性能,以及闭环检测算法的准确率、召回率和算法耗时进行评估,并与其他算法进行对比。KITTI数据集是由德国卡尔斯鲁厄理工学院和丰田美国技术研究院采用HDL-64激光雷达、TK-GPS/IMU定位装置和双目相机进行数据采集形成的<sup>[19]</sup>,适用于所提算法的性能测试。系统在Ubuntu18.04中运行,程序利用C++语言实现,结合PCL点云库<sup>[20]</sup>和OpenCV视觉库<sup>[21]</sup>进行数据呈现。测试系统的硬件配置:主频为3.2 GHz、内存为16 GB、型号为AMD R7-5800H的中央处理器(CPU)和型号为GTX3060的显卡。

### 5.1 旋转和平移不变性性能分析

在KITTI数据集下,对比所提算法和ISC算法在载体发生平移与旋转变化时描述子的性能。首先,对描述子的旋转不变性进行评估。图7(a)展现了旋转变化对两种描述子性能的影响。将原始点云数据以Z轴为旋转轴逆时针旋转30°,ISC算法所绘描述子各列在点云数据旋转变化时沿横轴方向移动,而所提描述子保持不变,达到了旋转不变性的效果。然后,对描述子的平移不变性进行评估。图7(b)展现了平移变化对两种描述子性能的影响。将原始点云数据沿Y轴正方向平移5 m。ISC算法描述子沿纵轴方向移动,而所提描述子保持不变,即所提描述子具有平移不变性。

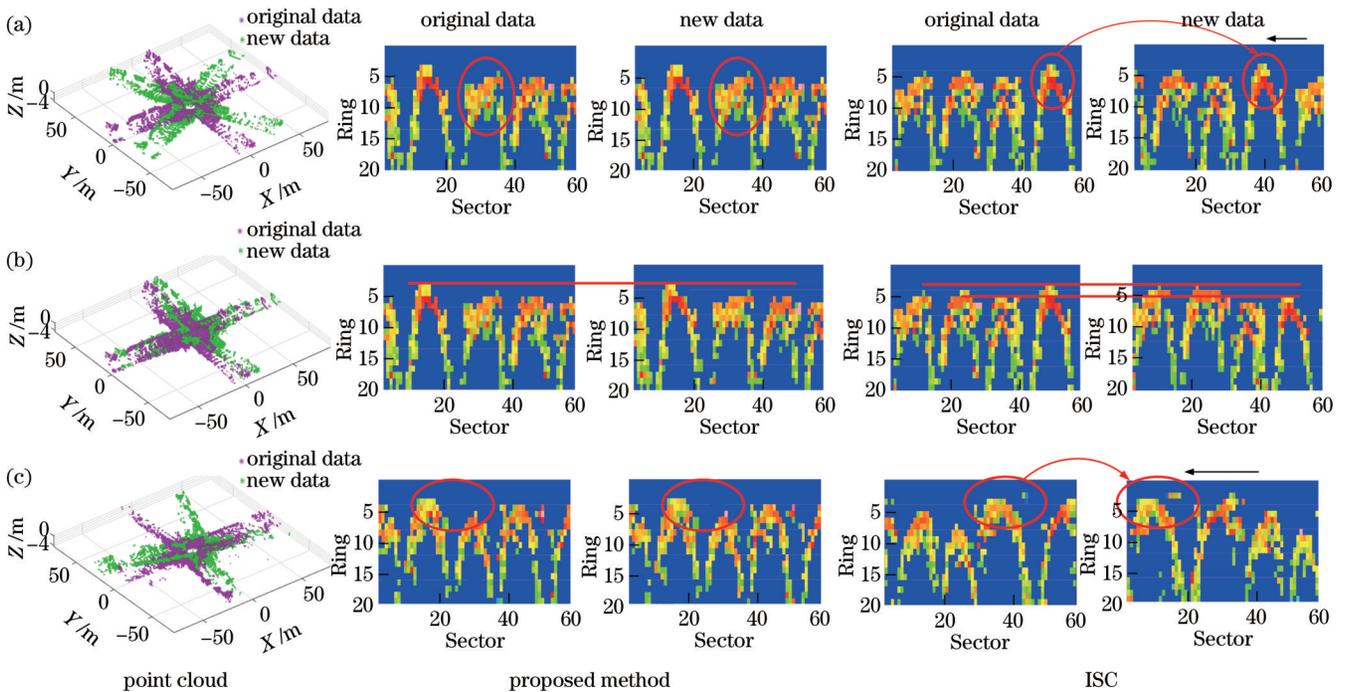


图 7 不变性性能对比图。(a)旋转;(b)平移;(c)旋转+平移

Fig. 7 Comparison of invariance performance. (a) Rotation; (b) translation; (c) rotation + translation

最后,基于载体在相反方向重复经过同一地点时的真实数据来测试两种算法在发生旋转和平移时的性

能。如图7(c)所示,KITTI数据集08序列在第262 s发生了反向闭环。由描述子的变化可以看出,ISC算法

描述子有显著变化,而所提描述子几乎保持不变。根据式(13)和式(14),ISC算法描述子的几何相似度得分为0.7116,强度相似度得分为0.9125,而所提描述子的几何相似度得分为0.8958,强度相似度得分为0.9768,表明所提算法对平移和旋转变化的鲁棒性。

## 5.2 准确率-召回率曲线对比分析

为了评估算法的闭环检测性能,将所提算法分别与ISC算法和SC算法在KITTI数据集00、02、05、08序列下的闭环检测性能进行比较,并与SC++算法在KITTI数据集00、08序列下的闭环检测性能进行比较,以算法的准确率和召回率作为评价标准。准确率是描述算法所检测闭环中包含真实闭环的概率,召回率是描述所有真实闭环中被算法正确检测出的概率<sup>[22]</sup>,计算公式为

$$P_{\text{Precision}} = \frac{T_P}{T_P + F_P}, \quad (18)$$

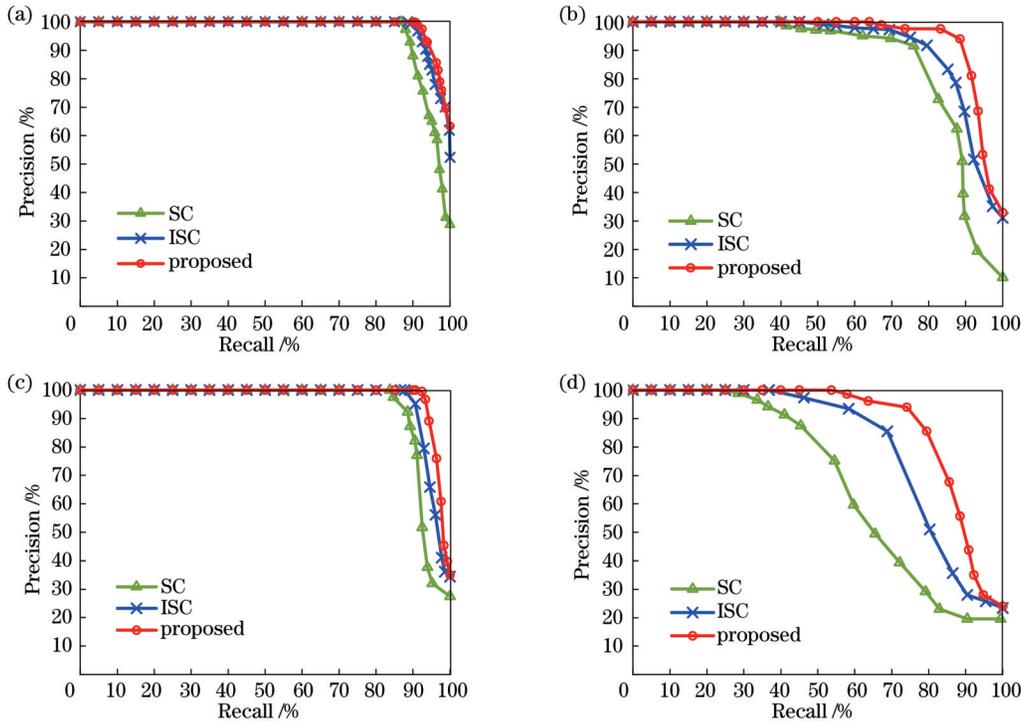


图 8 4种不同序列下的准确率-召回率曲线。(a) KITTI 00; (b) KITTI 02; (c) KITTI 05; (d) KITTI 08

Fig. 8 Precision-recall curves for four different sequences. (a) KITTI 00; (b) KITTI 02; (c) KITTI 05; (d) KITTI 08

在KITTI数据集对应的00、08序列下绘制所提算法与SC++算法的准确率-召回率曲线,如图9所示。在SC++算法的对比实验中对极坐标(PC)与笛卡儿坐标两种描述子分别绘制了准确率-召回率曲线。本文选取实验结果中表现更好的PC描述子与所提描述子进行比较。可以看出,在所有数据序列中所提算法在保证准确率为100%的情况下召回率数值更高,其对应曲线的面积明显大于SC++算法,故在KITTI数据集下所提算法的闭环检测性能优于SC++

$$R_{\text{Recall}} = \frac{T_P}{T_P + F_N}, \quad (19)$$

式中:  $T_P$  为所检测闭环中为真实闭环的数量;  $F_P$  为所检测闭环中为错误闭环的数量;  $F_N$  为所有真实闭环中未检测为闭环的数量。

由式(18)和式(19)可知,准确率和召回率是一对相矛盾的数据,当准确率升高时,召回率通常会降低,反之亦然。SLAM系统对准确率的要求较高,当准确率一定时,召回率越高,准确率-召回率曲线面积越接近1,则闭环检测算法性能越好。在KITTI数据集对应的00、02、05、08序列下绘制所提算法、ISC算法和SC算法的准确率-召回率曲线。如图8所示,召回率与准确率两个数值特性相互矛盾,整体曲线呈下降趋势。可以看出,在所有数据序列中所提算法在保证准确率为100%的情况下召回率数值更大,其对应曲线的面积明显大于另外两种算法,故在KITTI数据集下所提算法的闭环检测性能优于另外两种算法。

算法。

SC算法仅利用点云的空间高度值保留环境几何信息,对环境描述单一。同时,在匹配过程中,SC算法采用了几何评分和最邻近搜索相结合的方式,匹配过程繁琐、效率较低。ISC算法采用几何信息与激光强度信息共同绘制描述子,环境信息更丰富。同时,在匹配过程中ISC算法应用了几何与强度的两阶段匹配方法,虽然匹配效果优于SC算法,但是因其全局描述子无法同时具有旋转和平移不变性,故匹配效果略差于

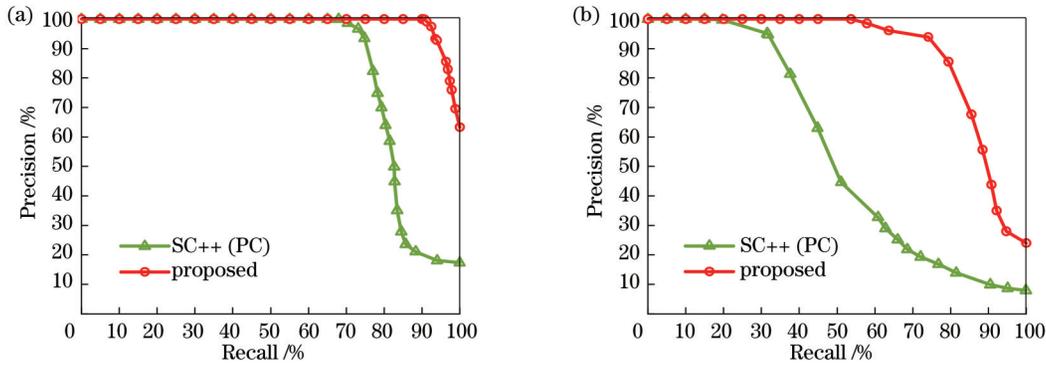


图 9 两种不同序列下的准确率-召回率曲线。(a) KITTI 00; (b) KITTI 08

Fig. 9 Precision-recall curves for two different sequences. (a) KITTI 00; (b) KITTI 08

所提算法。

表 1 为所提算法、ISC 算法和 SC 算法在 KITTI 数据集 00、02、05、08 序列下当准确率为 100% 时的召回率。可以发现,所提算法的召回率均高于其他两种算法,且相比于 ISC 算法,召回率提高了 8.58 个百分点。特别是,在存在反向回环的 08 序列中,召回率提高了 17.20 个百分点。

表 1 准确率为 100% 情况下各算法的召回率

Table 1 Recall values of each algorithm at 100% precision unit: %

Sequence	ISC	SC	Proposed
KITTI 00	88.5	86.7	90.3
KITTI 02	51.6	39.5	63.9
KITTI 05	87.6	83.8	90.6
KITTI 08	36.4	28.5	53.6

### 5.3 耗时分析

分别统计 ISC 算法、SC 算法和所提算法在 KITTI 数据集下的平均耗时,如表 2 所示。可以发现,与 ISC 算法相比,所提算法的总体平均耗时减少了 12.9%。

表 2 各算法的平均耗时

Table 2 Average running time of different algorithms unit: ms

Algorithm	Getting descriptor	Matching	Sum
Proposed	1.73	12.79	14.52
ISC	1.58	15.09	16.67
SC	22.13	73.01	95.14

算法整体流程主要分为两个部分,即描述子绘制与描述子匹配。在描述子绘制过程中,SC 算法与 ISC 算法均是以载体为描述子绘制中心,将点云数据分割成若干个扇形子空间,分别利用子空间内激光点云的高度与强度值编码绘制描述子。所提算法利用环境中静态目标与载体运动方向的法平面的相对位置关系来

确定描述子绘制中心,并采用与 ISC 算法相同的分割与编码策略。由于所提算法增加了描述子绘制中心的计算过程,故与 ISC 算法相比,描述子绘制部分的耗时增加了 9%。

在描述子匹配过程中,为在出现旋转变换时达到准确匹配的效果,SC 算法描述子通过将描述子简化为向量来计算偏航角以寻找最佳匹配。ISC 算法描述子则通过二进制矩阵逐列位移匹配来计算偏航角以寻找最佳匹配。所提描述子因具有旋转不变性,故不需要计算偏航角即可得到最佳匹配。三者相比而言,因为所提算法省去了计算偏航角的环节,故描述子匹配部分的耗时更短。此外,因为所提描述子具有旋转不变性和平移不变性,所以各时刻的描述子辨识度较高,设置较高精度的匹配阈值可使得在相同数据下所提算法的历史帧匹配数量远低于 SC 算法和 ISC 算法。与 ISC 算法相比,所提算法在描述子匹配部分的耗时减少了 15% 左右。

## 6 结 论

提出了一种具有旋转与平移不变性的激光雷达点云描述子,并将其用于三维激光雷达的 SLAM 闭环检测。所提算法的创新主要体现在两个方面:一是通过弯曲体素聚类的分割与粒子滤波相结合的方法,有效剔除点云数据中的动态目标,并利用点云数据中保留的静态目标的相对位置和载体运动方向的法平面确定描述子的绘制中心,以实现描述子的平移不变性;二是利用 IMU 输出数据得到载体航向角,并通过对比当前帧与初始帧的航向角之差计算载体当前帧的偏航角,利用偏航角对点云数据坐标系进行变换使所有帧的航向角保持不变,以实现描述子的旋转不变性。

在 KITTI 数据集下,对所提描述子和相应闭环检测算法进行了全面的测试和评估。由实验结果可知:所提算法利用描述子具有旋转不变和平移不变的特性,在 KITTI 数据集下保证准确率为 100% 时召回率数值更高,闭环检测性能明显优于 ISC 算法、SC 算法

和 SC++ 算法;所提算法因省去利用描述子的列变换来求取偏航角的过程,且所匹配到的历史帧数量较少,进而缩短了平均耗时,相比于 ISC 算法平均耗时减少了 12.9%,有效提高了闭环检测算法的实时性。虽然强度信息的引入对由几何信息构成的描述子性能有改善,但是对周围环境的描述还是具有一定的局限性。因此,未来工作中计划引入语义信息来增强描述子对周围环境的表述能力,从而进一步提高描述子的匹配准确率。

## 参 考 文 献

- [1] 李炯, 邵金菊, 王任栋, 等. 基于 SR-Context 的激光雷达点云闭环检测算法[J]. 光学学报, 2021, 41(22): 2228002.  
Li J, Shao J J, Wang R D, et al. A SR-context loop-closure detection algorithm of lidar point clouds[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(22): 2228002.
- [2] Li S P, Zhang T, Gao X, et al. Semi-direct monocular visual and visual-inertial SLAM with loop closure detection[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2019, 112: 201-210.
- [3] Meng Q Y, Guo H Y, Zhao X M, et al. Loop-closure detection with a multiresolution point cloud histogram mode in lidar odometry and mapping for intelligent vehicles[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2021, 26(3): 1307-1317.
- [4] 章弘凯, 陈年生, 代作晓, 等. 一种多层次数据融合的 SLAM 定位算法[J]. 机器人, 2021, 43(6): 641-652.  
Zhang H K, Chen N S, Dai Z X, et al. A multi-level data fusion localization algorithm for SLAM[J]. Robot, 2021, 43(6): 641-652.
- [5] 周光召, 苑晶, 高海明, 等. 结构化环境下基于结构单元软编码的 3 维激光雷达点云描述子[J]. 机器人, 2020, 42(6): 641-650.  
Zhou G Z, Yuan J, Gao H M, et al. The 3D lidar point cloud descriptor based on structural unit soft-encoding in structured environment[J]. Robot, 2020, 42(6): 641-650.
- [6] Steder B, Ruhnke M, Grzonka S, et al. Place recognition in 3D scans using a combination of bag of words and point feature based relative pose estimation [C]//2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, September 25-30, 2011, San Francisco, CA, USA. New York: IEEE Press, 2011: 1249-1255.
- [7] Salti S, Tombari F, di Stefano L. SHOT: unique signatures of histograms for surface and texture description[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2014, 125: 251-264.
- [8] Wang Y, Sun Z Z, Xu C Z, et al. LiDAR Iris for loop-closure detection[C]//2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), October 24-January 24, 2021, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2021: 5769-5775.
- [9] Shi X Y, Chai Z Q, Zhou Y, et al. Global place recognition using an improved scan context for LIDAR-based localization system[C]//2021 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM), July 12-16, 2021, Delft, Netherlands. New York: IEEE Press, 2021: 498-503.
- [10] 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.
- [11] Wang H, Wang C, Xie L H. Intensity scan context: coding intensity and geometry relations for loop closure detection[C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 31-August 31, 2020, Paris, France. New York: IEEE Press, 2020: 2095-2101.
- [12] Fan Y F, He Y C, Tan U X. Seed: a segmentation-based egocentric 3D point cloud descriptor for loop closure detection[C]//2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), October 24-January 24, 2021, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2021: 5158-5163.
- [13] Kim G, Choi S, Kim A. Scan context++: structural place recognition robust to rotation and lateral variations in urban environments[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2022, 38(3): 1856-1874.
- [14] 李帅鑫, 李广云, 王力, 等. LiDAR/IMU 紧耦合的实时定位方法[J]. 自动化学报, 2021, 47(6): 1377-1389.  
Li S X, Li G Y, Wang L, et al. LiDAR/IMU tightly coupled real-time localization method[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(6): 1377-1389.
- [15] Park S, Wang S Y, Lim H, et al. Curved-voxel clustering for accurate segmentation of 3D LiDAR point clouds with real-time performance[C]//2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), November 3-8, 2019, Macao, China. New York: IEEE Press, 2019: 6459-6464.
- [16] Zhou Z B, Yang M, Wang C X, et al. ROI-cloud: a key region extraction method for LiDAR odometry and localization[C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 31-August 31, 2020, Paris, France. New York: IEEE Press, 2020: 3312-3318.
- [17] 胡杰, 刘汉, 徐文才, 等. 基于三维激光雷达的道路障碍物目标位姿检测算法[J]. 中国激光, 2021, 48(24): 2410001.  
Hu J, Liu H, Xu W C, et al. Position detection algorithm of road obstacles based on 3D LiDAR[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(24): 2410001.
- [18] Ren T Y, Wu R C. An acceleration algorithm of 3D point cloud registration based on iterative closet point [C]//2020 Asia-Pacific Conference on Image Processing, Electronics and Computers (IPEC), April 14-16, 2020, Dalian, China. New York: IEEE Press, 2020: 271-276.
- [19] Geiger A, Lenz P, Stiller C, et al. Vision meets robotics: the KITTI dataset[J]. The International Journal

- of Robotics Research, 2013, 32(11): 1231-1237.
- [20] Rusu R B, Cousins S. 3D is here: Point Cloud Library (PCL) [C]//2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 9-13, 2011, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2011: 12315963.
- [21] Culjak I, Abram D, Pribanic T, et al. A brief introduction to OpenCV[C]//2012 Proceedings of the 35th International Convention MIPRO, May 21-25, 2012, Opatija, Croatia. New York: IEEE Press, 2012: 1725-1730.
- [22] 张翠军, 张玉河. 基于 HHO 算法的 SLAM 闭环检测方法研究 [J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(12): 1215006.
- Zhang C J, Zhang Y H. Research on SLAM loop closure detection method based on HHO algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(12): 1215006.