

吴青贵, 杨盛毅, 朱力, 等. 基于 DDP 的激光回环检测算法[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(4): 102-107. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.240414

## 基于 DDP 的激光回环检测算法

吴青贵<sup>1,2</sup>, 杨盛毅<sup>2,3</sup>, 朱力<sup>1,2</sup>, 何小飞<sup>1,2</sup>

(1 贵州民族大学 数据科学与信息工程学院, 贵阳 550025; 2 贵州民族大学 贵州省模式识别与智能系统重点实验室, 贵阳 550025; 3 贵州民族大学 物理与机电工程学院, 贵阳 550025)

**摘要:** 回环检测作为 SLAM 技术重要组成部分, 能够提高轨迹估计的全局一致性。针对目前效果较好的扫描上下文算法 (SC), 本文提出一种基于 DDP 改进的回环检测算法。首先, 根据点云分布对齐点云坐标系; 其次, 利用方位角与尺度信息构建 DDP 点云描述符; 最后, 提出高度维度描述符余弦距离与离散度描述符相关距离加权方法, 计算候选帧 DDP 点云描述符相似度。实验结果表明, 本文所提出的基于 DDP 改进的回环检测算法在 KITTI 数据集大多数序列中, 精确率与召回率优于 IRIS、NDD、SC 和 ISC 算法, 且能够满足激光雷达实时性要求。

**关键词:** SLAM; 回环检测算法; 点云描述符; 激光雷达

中图分类号: TP242

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)04-0102-06

### Laser loop closure detection based on DDP descriptor

WU Qinggui<sup>1,2</sup>, YANG Shengyi<sup>2,3</sup>, ZHU Li<sup>1,2</sup>, HE Xiaofei<sup>1,2</sup>

(1 School of Data Science and Information Engineering, Guizhou Minzu University, Guiyang 550025, China; 2 Key Laboratory of Pattern Recognition and Intelligent Systems of Guizhou Province, Guizhou Minzu University, Guiyang 550025, China; 3 School of Physics and Mechatronics Engineering, Guizhou Minzu University, Guiyang 550025, China)

**Abstract:** Loop closure detection, as an important part of SLAM technology, can improve the global consistency of trajectory estimation. In response to the issues existing in the currently effective Scan Context algorithm (SC), this paper proposes a loop closure detection algorithm based on DDP improvement. Firstly, align the point clouds coordinate system based on the point cloud distribution; secondly, construct DDP point cloud descriptors using azimuth and scale information; finally, propose a weighted method for cosine distance of height-dimensional descriptors and related distance of discreteness descriptor to calculate the similarity of candidate frame DDP point cloud descriptors. Experimental results show that the loop closure detection algorithm based on DDP improvement performs better in most sequences of the KITTI dataset, with higher precision and recall rates than IRIS, NDD, SC, and ISC algorithms, and can meet the real-time requirements of LiDAR.

**Key words:** SLAM; loop closure detection algorithm; point cloud descriptor; LiDAR

## 0 引言

同步定位与地图构建 (Simultaneous Localization and Mapping, SLAM) 是实现移动机器人自主定位与导航的关键技术, 对推动无人自主移动机器人发展至关重要<sup>[1]</sup>。SLAM 技术通过传感器位姿递推实现地图构建, 位姿递推过程中产生累计误差导致地图发生漂移。回环检测算法通过建立当前帧与历史帧

之间的位姿关系, 为轨迹优化算法提供有效数据, 从而提高轨迹估计精度。

针对激光回环检测问题, Kim 等<sup>[2]</sup> 提出扫描上下文算法 (Scan Context, SC), 把点云高度信息编码为二维矩阵, 提取旋转不变描述子进行快速搜索; Wang 等<sup>[3]</sup> 提出雷达虹膜算法 (Lidar IRIS, IRIS), 将点云高度特征编码为八位二进制数, 通过傅里叶变换计算两个描述符旋转变化; Fan 等<sup>[4]</sup> 提出基于自

基金项目: 贵州省科学技术基金 (黔科合基础 [2017] 1088)。

作者简介: 吴青贵 (1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 移动机器人导航与控制; 朱力 (1996-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 移动机器人导航与控制; 何小飞 (1997-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 移动机器人导航与控制。

通讯作者: 杨盛毅 (1986-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 飞行器动力学与控制。Email: yangyshi@163.com

收稿日期: 2023-11-10

我中心分割的算法,将点云分为两层聚类,利用分割对象的拓扑信息构建全局描述符,当分割对象很少时效果不佳;Zhou等<sup>[5]</sup>提出基于正态分布描述符算法(Normal Distribution Descriptor, NDD),使用正态分布和熵值对点云描述,计算复杂度较高;欧芳等<sup>[6]</sup>提出基于密度二进制模式算法(Density Binary Pattern, DBP),使用八位二进制数编码点云高度,实现在果园环境下的回环检测;徐晓苏等<sup>[7]</sup>使用扫描上下文来搜索回环帧,激光雷达虹膜计算相似度得分;Wang等<sup>[8]</sup>提出强度扫描上下文算法(Intensity Scan Context, ISC),利用激光点云强度值信息进行位置识别;韩超等<sup>[9]</sup>利用曲率计算点云中特征点的特征向量,通过特征增点的角度分布与尺度关系构建全局描述符;Kim等<sup>[10]</sup>提出Scan Context++,增强了平移与旋转的鲁棒性,改进扫描上下文中暴力匹配问题;柴梦娜等<sup>[11]</sup>提出基于正态分布变换的两步回环检测算法,利用正态分布变换配准中点云均值与方差特征;刘强等<sup>[12]</sup>利用主成分分析法降维提取描述符进行回环检测;Li等<sup>[13]</sup>投影点云中特定语义信息,提高了位置识别精度;Cai等<sup>[14]</sup>通过加权系数改变点云最大高度的线性变化问题;Wang等<sup>[15]</sup>提出点云两次投影算法,利用点云语义信息进行位置识别;Wang等<sup>[16]</sup>对点云进行多通道投影为图像,然后利用图像提取特征进行识别;Jin等<sup>[17]</sup>将点云换分为多个扇,通过扇区编码值识别点云信息;刘焕钊等<sup>[18]</sup>将点云的强度数据转换为图像,利用快速特征提取算法(Oriented FAST and Rotated BRIEF, ORB)提取特征描述符,并将其编码为词袋向量,通过词袋模型查询回环帧;李寿涛等<sup>[19]</sup>提出基于点云直方图的回环检测算法;Yuan等<sup>[20]</sup>设计了一种三角描述符,利用三角形刚性变换不变性进行位置识别。

本文针对SC算法存在的问题,提出一种基于双重维度投影(Dual Dimensional Projection, DDP)改进的回环检测算法。

## 1 回环检测问题描述

SLAM技术中回环检测本质是当前与历史数据之间关联问题,因此可作如下描述:假设 $\{(P_1, P_2, P_3, \dots, P_q) \mid P \in \mathbb{R}^{N \times 3}\}$ 为传感器某时段获取的数据,其中 $P$ 为每一帧点云, $P_q$ 为当前帧,历史帧数据为 $Q = \{(P_1, P_2, P_3, \dots, P_{q-1}) \mid P \in \mathbb{R}^{N \times 3}\}$ ,回环检测任务为通过当前帧 $P_q$ ,在历史帧数据 $Q$ 中查找与 $P_q$ 最为相似的点云帧。

近年来,针对回环检测问题提出的方法中SC

算法效果较好,但存在容易受视角变化影响、利用的最大高度特征呈现近低远高线性变化导致描述能力降低、单一余弦距离度量对描述符的平移变化较为敏感等问题。因此本文在SC算法基础上做出以下改进:

- (1) 针对视角变化问题,对同一位置点云坐标系对齐,确保描述符的旋转不变性;
- (2) 提出利用点云最大高度与离散度相结合的方法构建描述符,增强描述符对环境的描述能力;
- (3) 提出最大高度的余弦距离与离散度相关加权距离方法,度量两个DDP描述符相似度。

## 2 改进的DDP描述符

### 2.1 坐标系对齐方法

本文使用奇异值分解对齐点云坐标系。由于奇异值分解对噪声敏感,所以本文将点云分割为两层(动态物体通常在下层),对上层点云进行奇异值分解。

首先,构建点云协方差矩阵 $A_{n \times 3}$ ,式(1):

$$A_{n \times 3} = \frac{1}{n} P_c^T P_c \quad (1)$$

其中, $P_c$ 为点云矩阵 $P$ 去中心化, $n$ 为激光点数量。

其次,对 $A_{n \times 3}$ 进行奇异值分解,式(2):

$$A_{n \times 3} = U_{n \times n} \Sigma_{n \times 3} V_{3 \times 3}^T \quad (2)$$

其中, $U_{n \times n}$ 表示 $\mathbb{R}^n$ 空间中的正交坐标系的旋转; $\Sigma_{n \times 3}$ 表示 $\mathbb{R}^3$ 中的原始正交坐标系坐标轴缩放倍数; $V_{3 \times 3}$ 表示 $\mathbb{R}^3$ 空间中的正交坐标系的旋转。

用旋转变换矩阵 $V_{3 \times 3}$ 对齐点云坐标系,根据 $X$ 轴点云分布确定坐标轴方向,则有式(3):

$$\begin{cases} P_x^+ = \{i: (\vec{p}_i - \vec{p}_c) \cdot \vec{x}^+ \geq 0\} \\ P_x^- = \{i: (\vec{p}_i - \vec{p}_c) \cdot \vec{x}^- < 0\} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $\vec{x}^+$ 代表 $X$ 轴正方向; $\vec{x}^-$ 代表 $X$ 轴负方向; $\vec{p}_i$ 为随机点 $p_i$ ; $\vec{p}_c$ 为点云质心; $P_x^+, P_x^-$ 为 $X$ 轴正负方向的激光点的集合。

则 $X$ 轴方向,式(4):

$$\vec{x} = \begin{cases} \vec{x}^+, & |P_x^+| \geq |P_x^-| \\ \vec{x}^-, & |P_x^+| < |P_x^-| \end{cases} \quad (4)$$

其中, $|P_x^+|$ 与 $|P_x^-|$ 分别表示集合 $P_x^+$ 与 $P_x^-$ 中激光点数量。

$Y$ 轴方向计算公式(5):

$$\vec{Y} = \vec{Z} \times \vec{X} \quad (5)$$

## 2.2 DDP 描述符构建方法

首先,将点云  $p_i = (x_i, y_i, z_i)$  投影到极坐标系

下:  $p_i = (\rho_i, \theta_i)$ , 其中  $\rho_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2}$ ,  $\theta_i = \arctan \frac{y_i}{x_i}$ ;

其次,将一帧点云沿径向划分为  $N_r$  份,环向划分为  $N_s$  份,DDP 描述符矩阵提取示意图如图 1 所示。

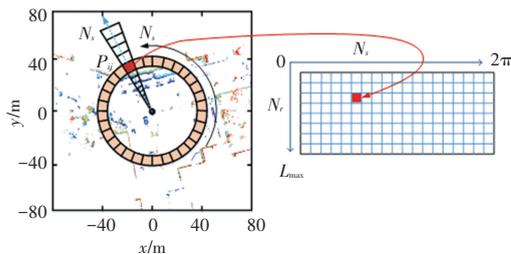


图 1 DDP 描述符矩阵提取示意图

Fig. 1 DDP descriptor matrix extraction illustration

DDP 描述符矩阵纵向与横向分别为尺度与方位角信息,则 DDP 描述符为  $N_r \times N_s$  的二维矩阵。矩阵行索引  $j$  和列索引  $k$  计算公式(6):

$$\begin{cases} j = \frac{\rho_i}{L_{\max}/N_r}, j \in [0, N_r] \\ k = \frac{\theta_i}{2\pi/N_s}, k \in [0, N_s] \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $L_{\max}$  为传感器有效探测距离。

提取点云的特征将其编码到描述符矩阵中。由于点云最大高度可消除因传感器分辨率、距离和不同尺度造成的稀疏性变化,所以提取点云最大高度作为 DDP 第一个维度特征。高度维度描述符矩阵元素  $H_{jk}$  计算公式(7):

$$H_{jk}(P_{jk}) = \max_{p \in P_{jk}} Z(p) \quad (7)$$

其中,  $P_{jk}$  为  $j$  行  $k$  列点云集,  $Z(p)$  为  $P_{jk}$  在  $Z$  轴上的数值函数。

因为点云离散度能有效区分点云中平面、边缘、植被等信息,所以提取划分区域内点云离散度作为 DDP 第二个维度特征,则描述符矩阵元素  $I_{jk} = \sigma_{jk}$ , 离散度  $\sigma_{jk}$  计算公式(8)和公式(9):

$$\sigma_{jk} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (P_{jk} - C_{P_{jk}})^2} \quad (8)$$

$$C_{P_{jk}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m P_{jk} \quad (9)$$

其中,  $P_{jk}$  为第  $j$  行  $k$  列扇区内点云集;  $\sigma_{jk}$  为扇区内点云离散度;  $C_{P_{jk}}$  为点云集质心;  $m$  为扇区内点云集数量。

## 2.3 DDP 描述符加权距离度量方法

对齐坐标系过程可能会受噪声影响,导致坐标轴相反。为了解决这个问题,将描述符循环移动  $180^\circ$ ,得到增强描述符,分别计算原始描述符与增强描述符距离,取最小值;然后提出最大高度的余弦距离与离散度相关距离加权方法,度量当前帧与候选帧描述符相似度。

高度维度描述符距离计算如式(10)所示:

$$d_{\cos}(H^q, H^c) = \frac{1}{N_s} \sum_{k=1}^{N_s} \left( 1 - \frac{\mathbf{c}_k^q \cdot \mathbf{c}_k^c}{\|\mathbf{c}_k^q\| \|\mathbf{c}_k^c\|} \right) \quad (10)$$

其中,  $H^q$  与  $H^c$  分别为查询帧与候选帧高度维度描述符,  $\mathbf{c}_k^q$  与  $\mathbf{c}_k^c$  分别为查询帧与候选帧列向量,  $k \in [0, N_s]$ ,  $d_{\cos} \in [0, 1]$ 。

离散度描述符距离计算如式(11)所示:

$$d_{\text{corr}}(I^q, I^c) = \frac{\sum_{ij} [(I^q)_{ij} - \bar{q}] [(I^c)_{ij} - \bar{c}]}{\sqrt{\left\{ \sum_{ij} [(I^q)_{ij} - \bar{q}]^2 \right\} \left\{ \sum_{ij} [(I^c)_{ij} - \bar{c}]^2 \right\}}} \quad (11)$$

其中,  $D_{\text{Des}}^q$  与  $D_{\text{Des}}^c$  分别为查询帧与候选帧离散度描述符,  $\bar{q}$  与  $\bar{c}$  分别为  $D_{\text{Des}}^q$  与  $D_{\text{Des}}^c$  的均值,  $i \in [1, N_r]$ ,  $j \in [1, N_s]$ ,  $d_{\text{corr}} \in [0, 1]$ 。

最终,DDP 描述符距离  $D$  计算如式(12)所示,式中  $D \in [0, 1]$ , 距离加权系数  $\alpha$  将通过实验获得。

$$D = \alpha \cdot d_{\cos}(H^q, H^c) + (1 - \alpha) \cdot d_{\text{corr}}(I^q, I^c) \quad (12)$$

## 3 回环候选帧获取方法

对 DDP 描述符降维提取搜索向量,实现快速回环候选帧获取,DDP 描述符降维提取搜索向量示意图见图 2。

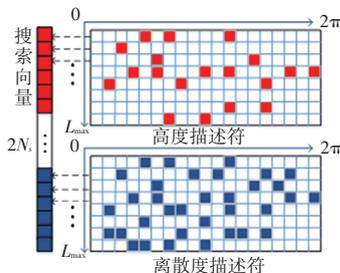


图 2 DDP 描述符降维提取搜索向量示意图

Fig. 2 Diagram illustrating dimensionality reduction and extraction of search vectors using DDP descriptors

DDP 描述符环向信息具有旋转不变性,提取环向向量信息特征占有率作为搜索向量。每个横向向量的信息特征占有率向量元素  $g_t$  计算如式(13)所示:

$$g_t = \frac{\|I_t\|_0}{N_s}, t \in [0, 2N_r] \quad (13)$$

其中,  $\|\cdot\|_0$  表示  $L_0$  范数,  $\|I_i\|_0$  为第  $I_i$  环非零值个数。

则搜索向量  $G$ , 式(14):

$$G = [g_1, g_1, g_1, \dots, g_i]^T \quad (14)$$

使用搜索向量  $G$  构建  $K$  维度树(K-Dimensional tree, KD-Tree)数据结构,然后获取与当前帧距离最近的  $\beta$  个候选帧。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 DDP 描述符构建及不变性实验

实验中点云径向划分  $N_r = 20$ , 环向划分  $N_s = 60$ , 雷达有效探测距离  $L_{max} = 80$  m, DDP 描述符实验结果如图3所示,从图3(a)可以看出最大高度随距离呈现近低远高的线性变化;图3(b)离散度未出现线性变化,弥补了高度维度的不足。

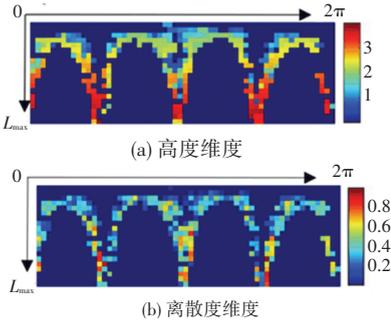


图3 DDP 描述符示意图

Fig. 3 Diagram of DDP descriptor

为了验证 DDP 描述符的旋转不变性,对旋转变前后两帧点云分别构建 DDP 描述符与 SC 算法的描述符,如图4所示。图4(a)中同一位置1和2受视角影响发生错位;图4(b)同一位置3和4并未受视角影响,说明 DDP 描述符具有旋转不变性。

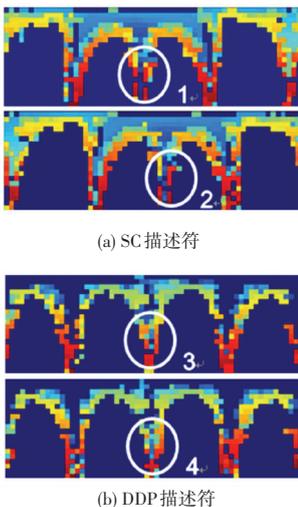


图4 SC 与 DDP 描述符对比

Fig. 4 Comparison of SC and DDP descriptors

为了获得合适的距离加权系数  $\alpha$ , 设置不同  $\alpha$  值计算两帧真假回环的 DDP 描述符距离,实验结果如图5所示,区分度距离为真回环与假回环差值,可见当  $\alpha = 0.2$  时,真假回环之间区分度较高。

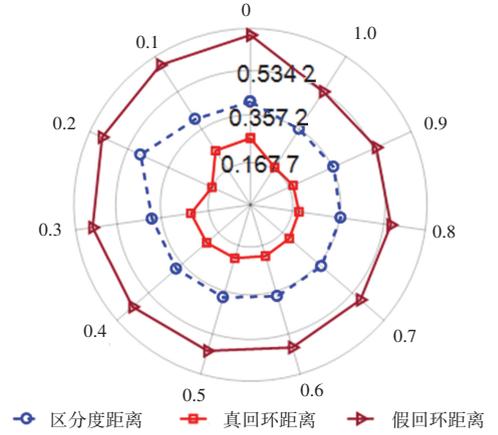


图5 不同距离加权系数对距离的影响

Fig. 5 The impact of distance on different distance weighting coefficients

### 4.2 精确率与召回率分析

精确率与召回率曲线、最大  $F_1$  和扩展精度 ( $EP$ ) 是评估回环检测算法的重要指标,精确率  $Precision$  与召回率  $Recall$  计算见式(15)和式(16):

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (15)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (16)$$

其中,  $TP$  为真阳性;  $FP$  为假阳性;  $FN$  为假阴性。

$F_1$  为精确度与召回率调和均值,  $EP$  是扩展精度,通常用于评估地点识别算法性能,  $F_1$  和  $EP$  计算见式(17)和式(18):

$$F_1 = \frac{2 \times (P \times R)}{P + R} \quad (17)$$

$$EP = \frac{R_{P100} + P_{R0}}{2} \quad (18)$$

其中,  $R_{P100}$  为 100%精确率下的召回率,  $P_{R0}$  为最小召回率下的精确率。

KITTI 数据集提供了 00 至 10 等序列真实位姿,实验中根据环境及回环帧类型,选取具有代表性的 00、02、05 和 08 序列来验证本文算法,各序列详细数据信息见表 1。

表1 KITTI数据集00、02、05和08序列详细信息

Table 1 Detailed information for KITTI dataset sequences 00, 02, 05, and 08

序列	00	02	05	08
环境类型	城市	城市	城市	城市+乡村
距离/km	3.71	4.26	2.23	3.21
总帧数	4 541	4 661	2 761	4 072
回环帧数	852	309	493	332
回环帧类型	同向	同向+反向	同向	反向

各算法在以上序列中的精确率与召回率曲线如图6所示。实验结果表明,本文所提算法在00、02与05序列中相较于其他主流算法有较好表现,表明DDP描述符能够有效区分城市环境中的回环信息;在08序列中表现仅次于NDD算法,在乡村环境中当道路两旁被大量植被覆盖,点云中的平面与边缘信息较少。

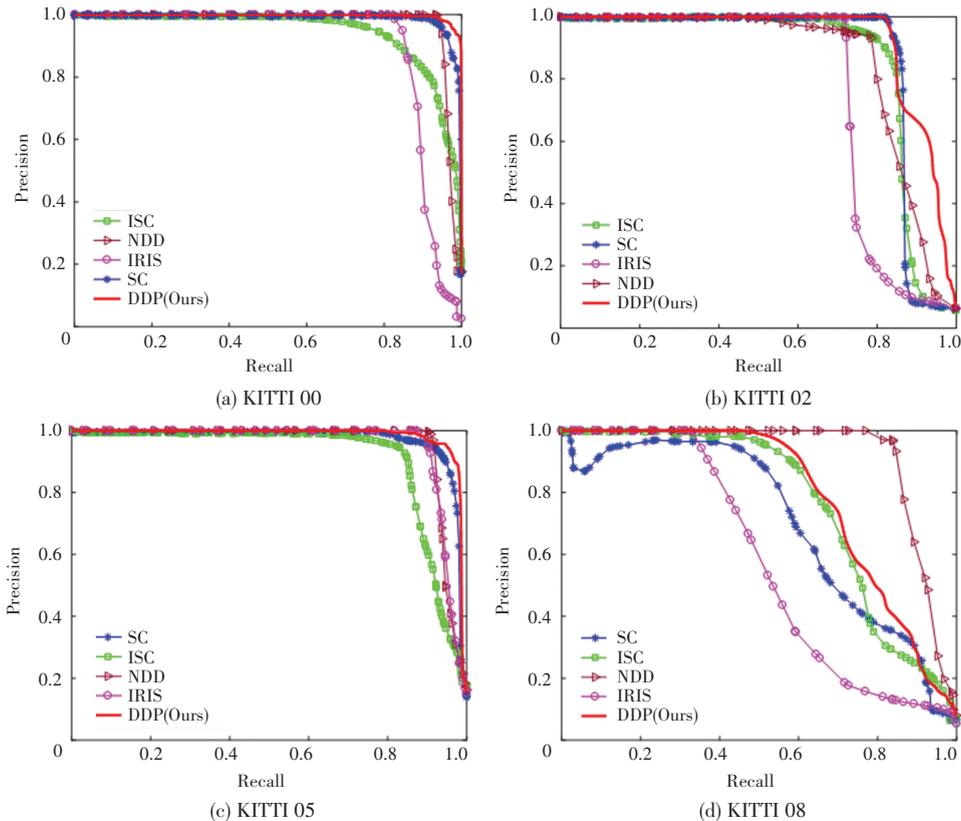


图6 KITTI数据集不同序列精确率与召回率曲线

Fig. 6 KITTI dataset Precision-Recall curves for different sequences

各算法KITTI数据集最大 $F_1/EP$ 得分见表2。由表2可知,本文所提算法在00、02和05序列中均有较好表现,在02序列中,最大 $F_1$ 比最高SC低

0.001,高于均值4.4%, $EP$ 高于均值8.5%;08序列中最大 $F_1$ 与 $EP$ 仅次于NDD,最大 $F_1$ 高于均值37.8%, $EP$ 高于均值78.6%。

表2 KITTI数据集最大 $F_1/EP$ 得分Table 2  $F_1$  max scores and Extended Precision on KITTI dataset

回环检测算法	KITTI 00	KITTI 02	KITTI 05	KITTI 08
IRIS <sup>[3]</sup>	0.853/0.909	0.803/0.860	0.922/0.925	0.534 0/0.655 0
NDD <sup>[5]</sup>	0.941/0.963	0.846/0.710	0.945/0.924	<b>0.896 0/0.904 0</b>
SC <sup>[2]</sup>	0.955/0.887	<b>0.901/0.909</b>	0.931/0.892	0.657 2/0.501 0
ISC <sup>[8]</sup>	0.869/0.770	0.860/0.809	0.884/0.797	0.713 0/0.639 0
DDP(Ours)	<b>0.971/0.964</b>	0.900/ <b>0.910</b>	<b>0.951/0.927</b>	0.725 0/0.734 0
平均值	0.918/0.898	0.862/0.839	0.926/0.893	0.705 0/0.686 0

### 4.3 算法实时性分析

本文所提算法实时性分析如图7所示,算法处理一帧点云总的平均用时为48 ms,小于传感器扫描周期100 ms。DDP描述符构建平均用时为29 ms,回环帧查找获取平均用时为18 ms。因此,说明本文所提算法能够满足激光雷达实时性要求。

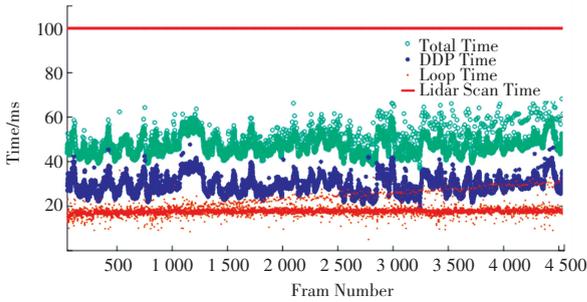


图7 算法实时性分析

Fig. 7 Real-time analysis of algorithms

## 5 结束语

本文所提算法能够解决SC算法描述符中最大高度近低远高线性变化导致描述能力降低、视角变化和单一距离度量误判等问题。实验结果表明DDP描述符对环境具有较强描述能力,精确率与召回率在数据集大多数序列中有较好表现,能满足激光雷达扫描的实时性要求。

## 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] KIM G, KIM A. Scan context: Egocentric spatial descriptor for place recognition within 3D point cloud map[C]//*Proceedings of 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2018: 4802-4809.

[3] WANG Y, SUN Z, XU C Z, et al. Lidar iris for loop-closure detection [C]//*Proceedings of 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2020: 5769-5775.

[4] FAN Y, HE Y, TAN U X. Seed: A segmentation-based egocentric 3D point cloud descriptor for loop closure detection [C]//*Proceedings of 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2020: 5158-5163.

[5] ZHOU R, HE L, ZHANG H, et al. NDD: A 3D point cloud descriptor based on normal distribution for loop closure detection [C]//*Proceedings of 2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2022: 1328-1335.

[6] 欧芳,苗中华,李楠,等. 复杂果园场景中基于DBP的激光回环检测算法[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(5): 29-35.

[7] 徐晓苏,李诺,姚逸卿. 基于快速回环检测的室外环境下激光雷达SLAM算法[J]. *中国惯性技术学报*, 2022, 30(6): 716-722.

[8] WANG H, WANG C, XIE L. Intensity scan context: Coding intensity and geometry relations for loop closure detection [C]//*Proceedings of 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2020: 2095-2101.

[9] 韩超,陈敏,黄宇昊,等. 基于全局特征描述子的激光SLAM回环检测方法[J]. *上海交通大学学报*, 2022, 56(10): 1379-1387.

[10] 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.

[11] 柴梦娜,刘元盛,任丽军. 基于激光点云NDT特征的两步回环检测[J]. *激光与红外*, 2020, 50(1): 17-24.

[12] LIU Q, DUAN F. Robust loop closure detection using bayes filters and CNN features [J]. *International Journal of Humanoid Robotics*, 2021, 18(5): 1950011.

[13] LI L, KONG X, ZHAO X, et al. SSC: Semantic scan context for large-scale place recognition [C]//*Proceedings of 2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2021: 2092-2099.

[14] CAI X, YIN W. Weighted scan context: Global descriptor with sparse height feature for loop closure detection [C]//*Proceedings of 2021 International Conference on Computer, Control and Robotics (ICCCR)*. IEEE, 2021: 214-219.

[15] WANG G, JIANG X, ZHOU W, et al. 3PCD-TP: A 3D point cloud descriptor for loop closure detection with twice projection [J]. *Remote Sensing*, 2022, 15(1): 82.

[16] WANG G, WEI X, CHEN Y, et al. A multi-channel descriptor for lidar-based loop closure detection and its application [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(22): 5877.

[17] JIN S, WU Z, ZHAO C, et al. SectionKey: 3D semantic point cloud descriptor for place recognition [C]//*Proceedings of 2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2022: 9905-9910.

[18] 刘焕钊,蒋林,郭宇飞,等. 基于三维点云转换视觉图像的回环检测算法[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2023(4): 91-95, 99.

[19] 李寿涛,李嘉霖,孟庆瑜,等. 基于点云直方图的回环检测算法和车辆定位方法[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2023, 53(8): 2395-2403.

[20] YUAN C, LIN J, ZOU Z, et al. Std: Stable triangle descriptor for 3D place recognition [C]//*Proceedings of 2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2023: 1897-1903.