· 176 ·

JOURNAL OF ELECTRONIC MEASUREMENT AND INSTRUMENTATION

DOI: 10. 13382/j. jemi. B2307013

基于点云特征全局搜索的回环检测算法*

张冰战^{1,2} 尹晨晨1 李志远1 邹明明^{3,4}

(1.合肥工业大学汽车与交通工程学院 合肥 230009;2.安徽省数字化设计与制造重点实验室 合肥 230009;3.合肥工业大学机械工程学院 合肥 230009;4.汽车技术与装备国家地方联合工程研究中心 合肥 230009)

摘 要:针对纯激光 SLAM 算法定位漂移问题,提出一种基于点云特征描述子全局搜索的粗匹配回环检测算法。该算法首先采 用基于图像距离的快速分割方法对激光点云进行地面点去除,基于点云曲率和关键点聚合算法实现了边缘特征提取和聚类,通 过特征描述子生成算法得到当前帧点云的特征描述符,其次经过计算当前帧和历史帧的相似度评分完成全局匹配搜索实现对 候选回环帧的选取,完成回环检测粗匹配过程;然后采用 NICP 算法进行当前帧与候选回环帧的精确匹配,从而完成回环检测 过程;最后搭建了移动机器人实车平台,完成对校园数据集的采集,验证了本文算法的定位效果,通过对实车实验结果的分析可 知,在实车采集的校园数据集上误差优化程度均值为 13.15%,为了进一步验证本文算法的整体性能,在 KITTI 数据集进行测试 对比,结果显示相比较 Lego_loam 和 Lio-sam 算法,本文所提算法在保证了运行效率的基础上,有效地改进了定位精度。 关键词:激光 SLAM;回环检测;定位;特征描述子;移动机器人

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

Loop closure detection algorithm based on global search of point cloud features

Zhang Bingzhan^{1,2} Yin Chenchen¹ Li Zhiyuan¹ Zou Mingming^{3,4}

(1. School of Automotive and Transportation Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

 Anhui Provincial Key Laboratory of Digital Design and Manufacturing, Hefei 230009, China;
 School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;
 National and Local Joint Engineering Research

Center for Automotive Technology and Equipment, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: Aiming at the localisation drift problem of pure laser SLAM algorithm, a coarse matching loopback detection algorithm based on the global search of point cloud feature descriptor is proposed. The algorithm firstly adopts the fast segmentation method based on image distance to remove ground points from the laser point cloud, implements edge feature extraction and clustering based on the point cloud curvature and key point aggregation algorithm, and obtains the feature descriptor of the point cloud in the current frame through the feature descriptor generation algorithm, then completes the global matching search by calculating the similarity scores of the current frame and the historical frames to achieve the selection of candidate looping frames, and completes the loopback detection. The coarse matching process is completed. Then the NICP algorithm is used to accurately match the current frame with the candidate loopback frame to complete the loopback detection process. Finally, the real vehicle platform of the mobile robot is built to complete the acquisition of the campus dataset to verify the positioning effect of this paper's algorithm, and through the analysis of the results of the experiments on the real vehicle is 13. 15%. In order to further validate the overall performance of this paper's algorithm, test comparisons are performed on the KITTI dataset, and the results show that compared with the Lego_loam and Lio-sam algorithms, the algorithm proposed in this paper effectively improves the localisation accuracy on the basis of guaranteeing the operational efficiency.

Keywords: laser SLAM; loop detection; positioning; feature descriptor; mobile robot

收稿日期: 2023-11-02 Received Date: 2023-11-02

^{*}基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金资助(PA2023GDSK0065)、2023 年芜湖市科技计划项目(科技局)(2223jc04)资助

0 引 言

同步定位和建图(SLAM)是近些年来发展迅速的机器人感知技术之一^[1],已经在自动导航等领域得到广泛应用^[24],SLAM 回环检测技术是 SLAM 系统的一个关键部分,是指在 SLAM 过程中识别出前面已经测到的环路。在 SLAM 系统中,回环检测是用于纠正 SLAM 系统计算的错误信息和确保 SLAM 图形正确的一种方法^[5],因此,对于回环检测的研究具有很高的实际价值。

在激光 SLAM 回环检测的研究中,主要是利用提取 的点云特征进行特征描述来进行^[6]。最早是在 2011 年, Steder 等^[7] 首次对激光 SLAM 的回环检测展开研究,提 出一种基于三维数据欧式距离大小进行回环检测的方 法,这也是首次在激光 SLAM 领域提出回环的概念;为了 在数据中准确的寻找回环帧,国内外研究者进行了很多 研究, Muhammad 等^[8]提出了三维激光点云数据特征的 回环检测方法,从点云数据的局部表面中提取出法向量, 并利用这些法向量构建直方图作为点云的描述子并采用 基于直方图描述子的特征匹配方法来寻找回环帧: Himstedt 等^[9]提出了一种基于地标关系的方法,用于构 建二维激光点云描述子,这种方法利用位姿直方图,通过 对地标的关系进行建模,从而得到点云的描述子,采用近 似最近邻搜索(approximate nearest neighbour, ANN)搜索 方法完成回环帧的搜寻和配准,但随着搜索次数的增加 性能会下降;Li 等^[10] 通过将 3D 激光点云进行投影在 2D 面上,采用每个面的密度特征来构建描述子进行回环匹 配,提高了点云描述符的准确性;Kim 等^[11]将点云分区 并降维构建描述子,这种方法极大的保留点云的原始特 征,提高了识别精度。此外很多研究也着重去提高匹配 效率,Kallasi 等^[12]设计了一种点云关键点检测器,通过 提取点云中关键点并与地图进行匹配实现回环检测,降 低了匹配成本并验证了算法的效率;Dube 等^[13]设计一 种对点云进行分割匹配的检测方法,通过计算分割后点 云相似度进行回环检测。Wang 等^[14]为了提高回环检测 速度,对点云特征离散化为二进制特征进行匹配,这种方 法的匹配速度明显快于传统方法;柴梦娜等[15]提出一种 基于点云特征的粗精两步回环检测的方法,提出重叠网 格的概念对三维点云进行基于 NDT 算法的回环检测流 程,保证了匹配精度的同时提高了匹配效率。随着研究 的深入,很多人将语义信息融入激光点云进行匹配,Li 等^[16]首次提出使用点云语义信息进行回环检测的概念, 并融入 SA-LOAM 算法中,实验证明这种方法可很好提高 定位和建图精度: Cui 等^[17]提出了一种用于 3D 激光 SLAM 的词袋回环检测系统,能很好的校正完整的6自 由度回路位姿:武汉理工大学的黄永新等[18]采用视觉传

感器构建词袋信息辅助激光 SLAM 进行回环检测的多传 感器融合方法,实验表明能很好地提升回环检测精度。

针对纯激光 SLAM 算法定位漂移问题,本文提出一种融合框架的回环检测算法,首先进行基于特征描述子的全局搜索粗匹配,通过对激光点云进行地面点去除、边缘特征提取聚类以及特征描述子生成算法得到当前帧点云的特征描述符,然后经过全局匹配搜索得到最终回环帧的选取,完成回环检测粗匹配过程,通过 NICP 算法进行当前帧与回环帧的精确匹配,从而完成回环检测过程,最后搭建移动机器人实车平台采集校园数据集进行实车验证,实验结果显示很好地提高了 SLAM 过程中的定位精度和建图效果。

1 特征描述子全局粗匹配

1.1 总体框架

基于特征描述子全局搜索粗匹配算法主要包括两个 模块。如图1所示,一个为特征描述子提取模块,此模块 接受预处理之后的原始激光点云数据,首先进行 RANSAC算法进行地面点去除,然后根据点云曲率大小 将边缘特征点云进行提取^[19]。然而,在边缘点的收集过 程中,通常会有大量的点在阈值以上但不稳定,本文通过 对边缘特征点进行聚类来消除这些不稳定的点云,最后 通过特征描述子生成算法完成特征描述子的提取。另一 个为全局搜索回环粗匹配模块,此模块通过对当前帧特 征描述子与历史帧进行相似度对比,选择匹配相似度得 分最大的候选帧作为最终的候选回环帧,完成粗匹配的 回环检测过程。



图 1 基于特征描述子全局搜索粗匹配算法框架



1.2 特征描述子提取

特征描述子的提取流程及效果图如图 2 所示,首先 输入原始点云,在经过地面分割算法后,得到非地面点点 云,接着通过基于曲率的边缘特征提取算法^[20],得到边 缘特征点云,再对边缘特征点云进行聚类操作,进一步增 强点云的语义特征,最后通过特征描述子生成算法生成 180 维度的特征描述子向量,本小节接下来将详细介绍





图 2 特征描述子提取流程及效果图

Fig. 2 Feature descriptor extraction process and effect diagram

1) 地面点分割

在特征描述子的提取过程中,由于地面点云不具有 边缘特征,为了减少地面点云对后序聚类和特征描述子 提取的影响,此外为了减轻计算负荷,增强算法实时性, 故对地面点云进行分割去除。

相较于基于 RANSAC 算法进行地面分割的传统方 法,本文采用一种基于距离图像的快速分割方法,距离图 像是一种将激光雷达扫描数据转换为图像形式的方法, 每个像素的值代表该点到激光雷达的距离值,由于地面 通常具有一定的平整性,因此地面点的相邻线束点云与 水平面夹角相对稳定,而非地面点的相邻线束点云与 水平面夹角则变化较大,因此,可以通过计算每个点与其周 围点的高度差异来分割地面和非地面点,该算法可以在 地面有一定坡度的情况下高效的去除地面点云,算法原 理如图 3 所示:





首先计算在同一角度相邻线束点云与水平面的夹角 β:

$$\beta = \arctan\left(\frac{z}{\sqrt{\chi^2 + y^2 + z^2}}\right) \tag{1}$$

设定角度阈值 θ,相邻线束点云与水平面夹角的差 值小于阈值时,则为地面点云,否则为非地面点:

$$|\beta_A - \beta_B| \leq \theta$$
 (2)
该算法与传统地面分割算法相比,精度更高,能够有

效地将地面和非地面点云分开;速度更快,适合用于实时 定位和建图的应用场景;鲁棒性更强,能够适应不同的地 形和环境。

2)边缘特征提取

边缘特征点云是一类具有代表性的特征点云,因为 这些特征点能够充分表达点云中的关键结构和形状信 息,并且边缘特征点云通常比原始点云更稳健,能够更好 地应对点云中的噪声和不完整数据。本算法采用一种基 于点云曲率的方法进行边缘特征点的提取,这是一种常 用的激光点云边缘特征提取方法,其基本思想是通过计 算每个点的法向量和曲率值,提取点云中的边缘特征, 图 4 介绍该方法的具体实现流程。



图 4 边缘特征提取算法流程图

Fig. 4 Flowchart of edge feature extraction algorithm

首先要计算每个点的法向量,法向量是描述点云几 何形状的重要参数,其大小和方向与点云表面的曲率相 关,本文采用基于最近邻法的法向量计算方法,其计算公 式如下:

$$n_{i} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^{k} x_{j} - x_{i}$$
(3)

其中, n_i 表示点 x_i 的法向量, k 表示最近邻点的数量, x_j 表示第 j 个最近邻点的位置坐标, 本文 k 取值为 10, 即取最近邻的 10 个点计算法向量。

接着计算每个点的曲率值,曲率值反映了点云表面 的弯曲程度,通常用来描述点云表面的粗糙程度和边缘 特征,本文采用基于法向量的曲率计算方法,其计算公式 如下: 其中, λ_1 和 λ_2 分别表示点 x_i 的主曲率值,可通过求 解点 x_i 处的法向量矩阵的特征值得到。

通常情况下,边缘点的曲率值较大,因此可以通过设定一个阈值,将曲率值大于该阈值的点判断为边缘点,设定阈值*k*,后,可以通过以下公式判断点*x*,是否为边缘点:

$$\begin{cases} 1, k_i > k_i \end{cases}$$
(5)

 $(0,k_i \leq k_i)$

本文设置曲率阈值 k_i为0.1, 若阈值大于0.1则标记 为边缘点, 小于阈值则不进行标记, 遍历完所有点云后, 输出边缘特征标记点云, 完成边缘特征点的提取。

3)边缘特征聚类

当仅通过曲率大小计算来提取边缘点时,会发现会 有部分点云满足曲率阈值要求,但这些点云分布比较分 散且不稳定,无法表达点云的语义特征,如果用这些点进 行匹配大概率会导致匹配失败,所以本算法采用聚类的 方式对边缘特征点云进行聚类操作,去除这些不稳定分 散的边缘特征点云。

传统的欧氏聚类算法是一种基于欧几里得距离度量 的聚类算法,其基本思想是将点云中距离较近的点分为 一类,并将其视为同一对象,具体流程如图 5 所示,对于 在一帧点云 P 中的任意点云 P_i,即 P_i ∈ P,首先通过 K-D 树查找离当前点云最近的 K 个点,这些点中距离小于 设定阈值的便聚类到集合 Q 中。如果 Q 中元素的数目 不再增加,整个聚类过程便结束;否则须在集合 Q 中选取 点 P_i 以外的点,重复上述过程,直到 Q 中元素的数目不 再增加为止。



Fig. 5 Euclidean clustering flowchart

然而,在处理激光点云数据时,仅仅使用距离信息可 能会导致聚类结果不够准确,因此本文采用了新的关键 点聚合算法用于寻找有效的边缘关键点。因为具有近似 相同水平角度的点更有可能位于同一簇上,采用角度信 息引导,基于点云水平角度分区的欧式聚类,将潜在点聚 集在小群中,而不是像传统欧氏聚类算法所示的那样聚 集在整个区域,基于水平角度分区的点云欧式聚类方法 的详细流程图如图 6 所示。



图 6 基于水平角度分区的欧式聚类算法流程图

Fig. 6 Flowchart of Euclidean clustering algorithm based on horizontal angle partitioning

将点云沿着竖直方向投影到一个平面上,得到二维 点云,本文采用令 Z 轴的数值为0 的方法,将三维点(x, y,z) 投影到二维平面上,将二维点云根据点的极角(即 点与水平面的夹角)进行分组,将点按照极角大小分成 18 组,每组对应一个水平角度区间,可以使用以下公式 计算点的极角:

$$\theta = \arctan\left(\frac{y}{x}\right) \tag{6}$$

其中, θ 是点的极角, x 和 y 分别是点在二维平面上 的坐标,将点按照极角大小进行分组,可以使用以下公式 将点分组:

$$k = \frac{\theta}{\Delta \theta} \tag{7}$$

其中,k是点所属的组别, $\Delta \theta$ 是每组的角度大小;

对所有边缘特征点云分组后,按照上述的传统的欧 式聚类方法对同组别的边缘特征点云进行欧式聚类,初 始化聚类中心,并计算每个点到所有聚类中心的欧氏距离,将每个点分配到距离最近的聚类中心所在的类别,并 更新每个类别的聚类中。重复执行该步骤直到聚类中心 收敛,将各个区间内的聚类后的点云簇进行合并,得到最 终需要的聚类后的点云。

上述聚类算法获得点云簇后,计算每个点云簇的质 心坐标,并将其命名为聚集关键点,它可以表示其聚类, 并用于后续特征描述子的生成,假设一簇点云中有 *n* 个 点(*x*₁,*y*₁,*z*₁),(*x*₂,*y*₂,*z*₂),…,(*x*_n,*y*_n,*z*_n),则聚集关键 点*C*可以通过以下公式计算:

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (x_i, y_i, z_i)$$
(8)

4)特征描述子生成算法

在边缘特征聚类后,得到了每个区域内的聚集关键 点,本文设计了新的特征描述子生成算法,利用聚集关键 点生成特征描述子,流程如图7所示。



图 7 特征描述子生成算法流程图



如图 7 所示,首先将所有聚集关键点投影到水平面上,这样可以消除聚集边缘关键点在垂直方向上分布不均匀所造成的影响。为了快速匹配,本文算法的全局特征描述子被表示为一个 1×180 维度的向量,将水平面以雷达位置为中心,以最远的聚集关键点的距离作为半径画圆,并将圆等分 180 个扇区,本文所设计的特征描述子的每个维度对应一个扇区,在每个角度扇区内计算所有聚集关键点的距离均值作为当前扇区的特征描述,如果当前角度扇区内无聚集关键点,则取值为 0,最后生成的

特征描述子为1×180 维度的向量。

图 8 展示了特征描述子的生成示意图,在每一个扇 区中的 D 字母代表着聚集关键点的距离值,下标代表着 处于扇区的位置,上标表示按照距离排序的顺序值,例如 $D_1^1 表示第一个扇区的距离最近的聚集关键点。由图 8 中$ $第一个扇区的局部放大图可知,扇区的特征描述 <math>D_1$ 代表 $[D_1^1, D_1^2, D_1^3]$ 的均值大小,最终累计 180 个扇区的特征描述 述生成 1×180 维度的特征描述子,至此,完成了特征描述 子提取的全部流程。



1.3 全局搜索粗匹配过程

为了快速计算当前帧与历史帧特征描述子的相似 度,将采用类似于汉明距离的计算方法来定义两个特征 描述子的相似度得分。但是,与汉明算法不同的是,本算 法只计算两个描述子的非零同维数,具体流程如图 9 所示。



Fig. 9 Flowchart of global search coarse matching algorithm 在这两个特征描述子中计算相应的非零维差值的绝

对值,如果该值低于 0.2,则相似性分数增加 1。如果匹 配的总相似度得分高于阈值,则认为该匹配有效,选择匹 配相似度得分最大的历史帧作为最终的候选回环帧,至 此粗匹配完成回环帧的提取,具体步骤和公式如下:

假设有两个特征描述符 $FD_1 = [D_1, D_2, D_3, D_4, D_5, \dots, D_{180}]$ 和 $FD_2 = [D'_1, D'_2, D'_3, D'_4, D'_5, \dots, D'_{180}]$, 计 算对应非零维度差值的绝对值, 计算相似度得分, 公式 如下:

$$score = \begin{cases} score + 1 & if \mid D_i - D'_i \mid \le 0.2\\ score & if \mid D_i - D'_i \mid > 0.2 \end{cases}$$
(9)

如果匹配的相似度得分高于阈值 *Th*_{score},则认为该匹配有效,加入候选回环帧,本文算法的相似度得分阈值 *Th*_{score} 设置为 150,即满足:

$$score \ge Th_{score}$$
 (10)

选择匹配相似度得分最大的历史帧作为最终的候选 回环帧,完成全局搜索粗匹配算法流程。

2 NICP 算法精确匹配

基于点云特征全局搜索的粗匹配获得的候选回环帧 并不能保证回环检测的正确性,为进一步增加回环检测 的准确性,将采用基于 NICP 算法的精确匹配方法对粗 匹配得到的回环帧与当前帧进行匹配。

点云 ICP 匹配是一种常用的点云配准方法,用于将 两个或多个点云数据集对齐。它的基本思想是不断迭代 优化两个点云之间的最小二乘误差,直到误差最小化。 假设在当前帧下的点云集记为 Q,回环帧下的点云集记 为 P,n 表示点云集的点云数量,两个点云集精确配准的 前提则是尽量完全重合,从回环帧点云集到当前时刻点 云集的旋转矩阵为 R,平移矩阵为 t,则要使两个点云集 尽量重合,只需要回环帧点云集在经过变换矩阵后与当 前帧点云集的误差最小,此时便可以建立最小化目标 函数:

$$f(\mathbf{R}, t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \| (\mathbf{R}P_i + t) - Q_i \|^2$$
(11)

将该问题转化为最小二乘问题是 ICP 算法最常见的 实现方式,但是传统的 ICP 算法存在很大的弊端,传统算 法只以两帧点云之间对应点的欧式距离作为最小二乘的 优化目标,这样会出现不同位置或不同物体的点进行错 误匹配的情况,从而陷入局部最优。为解决这一问题,本 文采用正规迭代最接近点(normal iterative closest point, NICP)方法,在这种方法中,其在匹配两组点云时并非只 考虑匹配点云之间的欧氏距离,而是充分利用实际曲面 的特征来对错误的点匹配进行滤除,主要的特征为法向 量和曲率,具体算法流程如图 10 所示。

首先计算点云中每个点的特征,即其领域的法向量



图 10 NICP 算法精确匹配流程图

Fig. 10 Flowchart of NICP algorithm for exact matching

和曲面曲率,以标记每个点,找到当前帧任意一点 *p_i*周围 半径 *R* 球形空间内的所有点 *V_i*,通过下式计算周围点云 的协方差矩阵:

$$\boldsymbol{\mu}_{i}^{s} = \frac{1}{|\boldsymbol{v}_{i}|} \sum_{\boldsymbol{p}_{j} \in \boldsymbol{v}_{i}} \boldsymbol{p}_{i}$$
(12)

$$\boldsymbol{\Sigma}_{i}^{s} = \frac{1}{|\boldsymbol{v}_{i}|} \sum_{\boldsymbol{p}_{j} \in \boldsymbol{v}_{i}} (\boldsymbol{p}_{i} - \boldsymbol{\mu}_{i})^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{p}_{i} - \boldsymbol{\mu}_{i})$$
(13)

式中: Σ_i^* 即为周围点云的协方差矩阵,通过 SVD 分解, 得到特征值和特征向量:

Σ

$$_{i}^{s} = U \begin{bmatrix} \lambda_{1} & 0 \\ 0 & \lambda_{2} \end{bmatrix} U^{\mathrm{T}}$$
(14)

其中, λ_1 和 λ_2 为对应的特征值大小, U的列向量为 对应的特征向量,且满足 $\lambda_1 < \lambda_2$,法向量 n_i 即为最小特 征值对应的特征向量,曲率 σ_i 通过下式计算:

$$\sigma_i = \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2} \tag{15}$$

接着根据点的距离和特征找两组点云中的匹配点 对,需要同时满足以下点匹配规则:

1) 若两点间的距离大于阈值,则拒绝匹配;

2) 若两点的曲率之差大于阈值,则拒绝匹配;

3)两点的法向量角度之差大于阈值,则拒绝匹配;

最后利用非线性最小二乘法最小化目标函数,以求 解点云变换矩阵,此处目标函数包括点面投影和法向量 旋转误差,如下式:

$$\widetilde{p}_i = \begin{pmatrix} p_i \\ n_i \end{pmatrix} \tag{16}$$

$$T \oplus \tilde{p}_i = \begin{pmatrix} Rp_i + t \\ Rn_i \end{pmatrix}$$
(17)

误差定义为:

$$\mathbf{e}_{ij}(T) = \left(\tilde{\mathbf{p}}_{i}^{\circ} - T \oplus \tilde{\mathbf{p}}_{j}^{\circ} \right)$$

$$= I \qquad (18)$$

$$= I \qquad \text{for a star in the star in$$

$$\sum_{\mathscr{C}} \mathbf{e}_{ij}(T)^{\mathsf{T}} \widetilde{\boldsymbol{\Omega}}_{ij} \mathbf{e}_{ij}(T)$$
(19)

其中, $\hat{\Omega}_{ij}$ 为信息矩阵,其值大小为协方差的逆,最后 采用 LM 优化算法对目标函数进行迭代求解,若迭代收 敛即可得到两帧激光点云之间的相对位姿,说明精确匹 配成功。

3 实验与分析

3.1 实车数据集实验

为了更好的验证本文改进算法的可行性,本文将通 过搭建实车移动机器人平台采集校园数据集进行验证, 本文实车实验平台选用众仙智灵产品的智能移动机器人 实践平台。在如图 11 所示。该移动机器人搭载了镭神 智能 C16 系列小型机械式 16 线激光雷达、单目摄像机以 及 RTK/IMU 组合导航系统等多个传感器,同时配有高性 能工控机进行数据处理,提供了充足的算力基础,小车底 盘选用阿克曼转向结构,运动更加灵活,为本文算法的验 证实验提供了完备的硬件基础。



图 11 移动机器人实验平台 Fig. 11 Mobile Robot Experiment Platform

图 12 为所采集的数据集卫星地图,红色线条为数据 集实车路径,数据集总长度大约为 263 m。该实验车从 图中起点位置出发,绕门口的停车场环行一周,形成一个 矩形闭环,可以很好验证本文的回环检测算法的可行性。





图 13 为数据集的定位轨迹路径对比图,从图 13 右 侧的局部放大图可以看出本文改进算法轨迹与真值轨迹 重合程度明显大于 Lego_Loam 算法,说明 Lego_loam 算法 的定位漂移误差大于本文算法,本文的回环检测改进对 定位效果有明显的优化。



Fig. 13 Comparison of trajectories in the real vehicle campus dataset

图 14 和 15 分别展示了实车校园数据本文算法和传统 Lego_Loam 算法的 RPE 指标随时间变化的轨迹图,考虑到姿态估计的误差随着时间的推移会逐渐累积,因此选择每 100 帧进行一次 RPE 计算可以有效地平衡计算效率和系统性能的评估。

根据两种算法的相对误差 RPE 值对比图可知, Lego_loam 算法的 RPE 区间在 0~0.12 m内,而本文算法 的 RPE 区间在 0~0.09 m内,由此说明本文算法 RPE 的 波动幅度和离散程度得到了有效的优化。

图 16 和 17 分别展示了实 车校园数据测试的本文算 法和传统 Lego_Loam 算法的绝对误差 APE 指标随时间 变化的轨迹图。

根据两种算法的 APE 指标对比图可知, Lego_Loam 算法的绝对误差 APE 指标维持在 0.1 m 左右, 波动幅度 区间在 0~0.3 m 区间范围内, 而本文算法的绝对误差





Fig. 14 Lego_Loam relative error indicator chart





APE 指标维持在 0.09 m 左右, 波动幅度区间在 0~0.2 m 范围内, 由此可知本文算法可有效降低定位建图的绝对 位姿误差, 定位精度的准确性优于传统算法。

表1展示了本文算法和传统 Lego_loam 算法平移误 差和旋转误差的具体均值大小以及本文算法的优化比例 数值。

表1 平移旋转误差数值表

Table 1 A numerical table of translational rotation errors

参数	Lego_Loam 算法	本文算法	优化比例
相对平移误差	0.063 m	0.051 m	+19.04%
相对旋转误差	0. 25°	0. 22°	+12%
绝对平移误差	0.103 m	0.094 m	+8.73%
绝对旋转误差	0. 31°	0. 27°	+12.9%

从上表1平移旋转误差数值表可以清晰的看出,本 文算法相较于传统 Lego_loam 算法来说,平移和旋转误 差值不论从绝对误差还是相对误差方面均得到了明显的 优化,其中相对平移误差数值的优化比例最高,达到了 19.04%,其次是绝对旋转误差,达到了 12.9%,相对旋转 误差优化比例为 12%,绝对平移误差优化比例为 8.73%, 平均优化比例为 13.15%,由此可得出结论,在实车校园 数据集上本文算法相较于传统 Lego_Loam 算法具有更加 优良的定位精度和建图效果。

3.2 KITTI 数据集实验

为了进一步验证本文算法的整体性能,使用 Lego_ loam 和 Lio-sam 算法和本文算法在 KITTI 数据集进行测 试,其中选用的 KITTI 数据集编号为 2011_09_30_drive_ 0027。图 18 为数据集轨迹对比图,从下图 13 右侧的局 部放大图可以看出本文改进算法轨迹与真值轨迹重合程 度明显大于比较算法,说明 Lego_loam 和 Lio-sam 算法的 定位漂移误差大于本文算法,本文的回环检测改进对定 位效果有明显的优化。

图 19~21 是 Lego_Loam、LIO-SAM 算法与本文算法 生成轨迹的绝对位姿误差图,表 2 是 3 种算法的绝对误

图 18 KITTI 数据集轨迹对比图

Fig. 18 Comparison of trajectories in the KITTI dataset

差 APE 数据。根据 3 种算法的 APE 指标对比图中和 表 3 中具体数值可以得知 Lego_Loam 算法的绝对误差 APE 指标维持在 0.86 m 左右,波动范围维持在 0~2.1 m 左右,Lio-sam 算法的绝对误差 APE 指标维持在 0.53 m 左右,波动范围在 0~1.0 m 左右,而本文算法的绝对误 差值 APE 指标维持在 0.47 m 左右,波动范围在 0~0.8 m 左右,由此可见本文算法可以有效地降低定位建图的 误差以及提高定位精度。

表 2 KITTI 数据集误差数值表

 Table 2
 Kitti data set error table

算法	Max	Mean	mediun	min	rmse	std
Lego_Loam	2.06	0.86	0.73	0.16	1.00	0.51
Lio-sam	0.96	0.53	0.51	0.11	0.56	0.19
本文算法	0.77	0.47	0.47	0.16	0.50	0.15

图 22 为本文算法全局相对误差分布图,从图中可以 看出当行至路口拐弯处,此时车辆的运动状态变化较大 以及点云数据较复杂,本文算法的误差较大。当车辆沿 直线匀速运动时,图中显示误差较小。所以,可以得知车 辆位姿变化速度以及点云数据复杂程度会直接影响本文 算法的准确性。在运行效率方面,对 3 种算法运行时的 CPU使用率进行了统计,通过数据分析,3 种算法的运行 时间均在 115 s 左右,Lio-sam 算法的平均 CPU 占有率为 10.78%,Lego_loam 算法的平均 CPU 占有率为 10.4%, 本文算法的 CPU 平均占有率为 10.3%。因此可知,本文 算法在保证了效率的基础上,在定位精度上有所提升。

4 结 论

本文提出一种基于特征描述子全局搜索和 NICP 算 法的融合框架的回环检测算法,通过对激光点云进行地 面点去除、边缘特征提取聚类以及特征描述子生成算法 得到当前帧点云的特征描述符,经过全局匹配搜索得到 候选回环帧的选取,完成回环检测粗匹配过程,最终采用 NICP 算法进行当前帧与候选回环帧的精确匹配,完成回 环检测过程。

实验从实车校园数据集平台进行验证分析,主要内 容对定位精度指标的实验验证分析,通过实验验证分析 可知,本文改进算法的总体性能优于传统算法,在实车采

集的校园数据集上整体优化程度均值为 13.15%,并在 KITTI 数据集上增加了 Lio-sam 算法进行对比测试。综 上对比,本文算法具有更加优良的定位精度和建图效果。

参考文献

 [1] 余联想,郑明魁,欧文君,等.多传感器融合的移动 机器人室外激光 SLAM 算法优化与系统实现[J].电 子测量与仪器学报,2023,37(2):48-55.

> YU L X, ZHENG M K, OU W J, et al. Optimisation and system implementation of outdoor laser SLAM algorithm for mobile robots with multi-sensor fusion [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(2): 48-55.

- [2] 赵鑫. 未知环境下无人驾驶汽车同时定位与地图创 建研究[D]. 成都:西南交通大学, 2017.
 ZHAO X. Research on simultaneous localisation and map creation of unmanned vehicles in unknown environments [D].
 Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2017.
- [3] 张冰战,朱昊,康谷峰,等.基于实时交通信息的 PHEV 模型预测控制策略研究.汽车技术,2023(9): 1-8.

ZHANG B ZH, ZHU H, KANG G F, et al. Research on PHEV model predictive control strategy based on realtime traffic information [J]. Automotive Technology, 2023(9): 1-8.

 [4] 贾浩. 基于 Cartographer 算法的 SLAM 与导航机器人 设计[D]. 济南:山东大学, 2019.

> JIA H. Design of SLAM and navigation robot based on Cartographer algorithm [D]. Jinan: Shandong University, 2019.

 [5] 杨雪梅,李帅永.移动机器人视觉 SLAM 回环检测原理、现状及趋势[J].电子测量与仪器学报,2022, 36(8):1-12. YANG X M, LI SH Y. Principles, status and trends of visual SLAM loopback detection for mobile robots [J].
Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8): 1-12.

- [6] 项皓东.基于室内三维激光点云的闭环检测方法研究[D].武汉:武汉大学,2017.
 XIANG H D. Research on closed-loop detection method based on indoor 3D laser point cloud [D]. Wuhan: Wuhan University, 2017.
- [7] 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]. IEEE/ RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2011, 1249-1255.
- [8] MUHAMMAD N, LACROIX S. Loop closure detection using small-sized signatures from 3D LIDAR data [C].
 IEEE International Symposium on Safety Security and Rescue Robotics, 2011: 333-338.
- [9] HIMSTEDT M, FROST J, HELLBACH S, et al. Large scale place recognition in 2D LIDAR scans using Geometrical Landmark Relations [C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2014: 5030-5035.
- [10] LI H, WANG X, HONG Z. M2DP: A novel 3D point cloud descriptor and its application in loop closure detection [C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2016: 231-237.
- KIM G, KIM A. Scan context: Egocentric spatial descriptor for place recognition within 3d point cloud map[C]. IEEE/ RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2018: 4802-4809.
- [12] KALLASI F, RIZZINI D L. Efficient loop closure based on FALKO lidar features for online robot localization and mapping [C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2016: 1206-1213.
- [13] DUBE R, DUGAS D, STUMM E, et al. SegMatch: Segment based place recognition in 3D point clouds [C].
 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2017: 5266-5272.
- [14] WANG Y, SUN Z, YANG J, et al. LiDAR iris for loopclosure detection [J]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2019: 5769-5775.
- [15] 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.
 CHAI M N, LIU Y S, REN L J. Two-step loopback detection based on laser point cloud NDT features [J]. Laser and Infrared, 2020, 50(1):17-24.

- [16] LI L, KONG X, ZHAO X, et al. SA-LOAM: Semanticaided LiDAR SLAM with loop closure [J]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2021: 7627-7634.
- [17] CUI Y, CHENG X, ZHANG Y, et al. Bow3d: Bag of words for real-time loop closing in 3d lidar slam [J].
 IEEE Robotics and Automation Letters, 2022: 2828-2835.
- [18] 黄永新.融合视觉信息的二维激光 SLAM 闭环检测方法研究[D].武汉:武汉理工大学,2020.
 HUANG Y X. Research on 2D laser SLAM closed-loop detection method by fusing visual information [D].
 Wuhan: Wuhan University of Technology, 2020.
- [19] 韩超, 陈敏, 黄字昊, 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.

HAN CH, CHEN M, HUANG Y H, et al. A global feature descriptor-based loopback detection method for laser SLAM [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2022, 56(10): 1379-1387.

[20] 聂晓玲. 基于激光雷达和 IMU 的三维高精度地图生 成算法研究[D]. 吉林: 吉林大学, 2023.

NIE X L. Research on three-dimensional high-precision

map generation algorithm based on LiDAR and IMU [D]. Jilin: Jilin University, 2023.

作者简介

张冰战(通信作者),2011年于合肥工 业大学获得博士学位,现为合肥工业大学副 教授、硕士生导师,主要研究方向为新能源 车辆能量管理和动力传动技术与控制。 E-mail: zhangbingzhan@hfut.edu.cn

Zhang Bingzhan (corresponding author)

received his Ph. D. degree from Hefei University of Technology of in 2011. Now he is an associate professor in Hefei University of Technology. His main research interests include new energy vehicle energy management, vehicle powertrain dynamics and control.

尹晨晨,2021年于合肥工业大学获得 学士学位,现为合肥工业大学硕士研究生, 主要研究方向为智能汽车。

E-mail: yinchenc2022@163.com

Yin Chenchen received his B. Sc. degree

from Hefei University of Technology of in 2021. Now he is a M. Sc. candidate in Hefei University of Technology. His main research interest includes automatic driving.