

# 基于激光雷达的多视角点云配准方法

耿磊<sup>1</sup>, 曹春鹏<sup>2</sup>, 肖志涛<sup>1\*</sup>, 张芳<sup>1</sup>

<sup>1</sup>天津工业大学生命科学院天津市光电检测技术与系统重点实验室, 天津 300387;

<sup>2</sup>天津工业大学电气与电子工程学院天津市光电检测技术与系统重点实验室, 天津 300387

**摘要** 传统的货车点云配准算法通过寻找点云间的关键特征实现点云配准, 这种方法效率较低, 且点云之间存在重复的场景、噪声点, 配准算法寻找的关键特征往往是不准确的。对此, 提出了一种基于激光雷达的多视角点云配准方法。所提方法将惯性测量单元引入点云配准, 在不依赖点云数据的情况下完成对应点云位姿矫正, 然后采用随机采样一致性算法拟合局部平面搜索最近点, 融入最近点迭代算法, 快速寻找对应点集, 实现点云精确配准。在采集的卡车数据集上进行实验, 所提方法可在 4 s 内完成配准, 平移误差最大不超过 0.01 m, 旋转误差控制在 0.1° 以内。实验结果表明, 所提方法在货车点云配准中具有良好的配准效率及配准精度, 具有较高的适用性。

**关键词** 遥感; 测量; 激光雷达; 点云配准; 自动装货; 惯性测量单元; 最近点迭代算法

中图分类号 P237

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1228004

## Multiview Point Cloud Registration Method Based on Laser Radar

Geng Lei<sup>1</sup>, Cao Chunpeng<sup>2</sup>, Xiao Zhitao<sup>1\*</sup>, Zhang Fang<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Tianjin Key Laboratory of Optoelectronic Detection Technology and System, School of Life Sciences, TianGong University, Tianjin 300387, China;

<sup>2</sup>Tianjin Key Laboratory of Optoelectronic Detection Technology and System, School of Electrical and Electronic Engineering, TianGong University, Tianjin 300387, China

**Abstract** The conventional truck point cloud registration algorithm enables point cloud registration by determining the key features among point clouds. However, this method is inefficient because of the presence of repeated scenes and noise points among point clouds. Furthermore, the key features obtained using this algorithm are often inaccurate. Therefore, herein, a multiview point cloud registration method based on laser radar is proposed. In the proposed method, the inertial measurement unit is introduced into point cloud registration to complete the pose correction of the corresponding point cloud without relying on point cloud data. Then, the random sampling consensus algorithm is used to fit the local plane to determine the nearest point, which is integrated with the nearest point iterative algorithm to rapidly identify the corresponding point set and realize the accurate registration of the point cloud. The proposed method is verified via an experiment on a truck data set. The proposed method can complete the registration within 4 s, the maximum translation error is 0.01 m, and the rotation error is within 0.1°. Experimental results confirm that the proposed method exhibits good registration efficiency and accuracy in truck point cloud registration and shows high applicability.

**Key words** remote sensing; measurement; laser radar; registration; automatic loading; inertial measurement unit; nearest point iterative algorithm

收稿日期: 2021-04-25; 修回日期: 2021-05-18; 录用日期: 2021-06-21

基金项目: 天津市自然科学基金(18JCYBJC15300)、天津市高等学校创新团队培养计划(TD13-5034)

通信作者: \*xiaozhitao@tiangong.edu.cn

## 1 引言

在货车自动扫描装货方案中,准确计算货车位姿、车型、车厢、车厢内部障碍物参数的前提是精确构建货车的整体模型。点云数据能够以较小的存储成本获得物体准确的拓扑结构和几何结构,因而获得越来越广泛的关注。通过激光雷达获取货车点云模型是一种较为经济、有效的方法。在实际的采集过程中,由于被测物体尺寸过大、物体表面被遮挡及三维扫描设备的扫描角度等因素,激光雷达只能在有限的视野范围内扫描获取数据,需要从不同角度多次扫描以覆盖三维(3D)场景。因此,将包含部分环境信息的点云片段配准融合为覆盖全部环境的整体至关重要。

货车点云配准流程通常由粗配准阶段和精配准阶段组成。粗配准阶段主要提供相对变换参数的初始估计,用以点云位姿的矫正;精配准阶段,在刚性变换的假设下,通过最小化相对误差迭代优化参数。粗配准阶段,通常采用手动<sup>[1]</sup>或学习<sup>[2]</sup>的3D局部特征描述结合随机采样一致性(RANSAC)<sup>[3]</sup>等鲁棒估计方法,或者手动或自动提取在扫描采集期间放置在场景中的3D靶标,建立逐点对应关系。这些方法在一定程度上取得了良好的配准效果,但点云配准严重依赖局部的特征,如果3D场景缺失或者重复,可能导致匹配不准确甚至匹配错误,影响配准结果。精配准阶段,通常使用最近点迭代(ICP)算法<sup>[4]</sup>来微调粗配准阶段的变换参数来执行优化。刘玉珍等<sup>[5]</sup>提出了一种改进的基于快速点特征直方图的ICP配准算法,该算法将优化的欧氏距离作为快速点特征直方图(FPFH)算法的权重系数,用于特征点描述;彭真等<sup>[6]</sup>提出了一种通过计算关键点的快速点特征直方图以进行特征匹配的改进ICP算法;周文振等<sup>[7]</sup>提出了一种基于聚类的改进ICP算法;Ahmed等<sup>[8]</sup>提出了一种基于虚拟兴趣点的改进ICP算法,该算法使用隐式二次曲面表示法对点云线段进行建模,寻找二次曲面的交叉点作为兴趣点,进而

确定帧间点云的对应点。这些方法并没完全解决ICP算法在初始位姿不理想的情况下容易陷入局部最优的问题,同时计算量增大导致配准效率降低。

针对以上问题,本文提出了一种基于激光雷达的多视角点云配准方法。所提方法将一组具有潜在重叠区域的点云作为输入,引入惯性测量单元(IMU)<sup>[9]</sup>,针对每一个输入点云生成全局变换矩阵,在不依赖点云数据的情况下完成点云位姿校正;然后使用改进的ICP算法,融入随机采样一致性算法拟合局部平面搜索最近点,完成点云的精确配准。实验结果表明,所提方法提高了配准效率及配准精度。

## 2 数据采集及预处理

### 2.1 数据采集

为保证扫描到全部的3D场景,并且相邻点云片段间有足够的重叠部分,将雷达、IMU及转台3者保持同一中轴线组装在一起,安置在车间一侧的中间位置,雷达反射面斜45°向下,转台转动角度间隔为15°。每次旋转完成后,采集点云和IMU数据用以后续的点云配准。

国内普通载货卡车最大尺寸为17.5 m×2.4 m×2.7 m,为保证扫描精度,采用览沃科技有限公司(Livox)研发的HORIZON型号的激光雷达,其最大探测距离可达260 m,有效视场角(FOV)为水平81.7°,竖直25.1°,测距随机误差小于2 cm;IMU的型号为LPMS-IG1,通过整合陀螺仪、加速度计和磁力计等传感器数据,可提供当前点云的高精度姿态角数据(四元数)。表1为采集到的四元数组,图1

表1 IMU四元数组

Table 1 IMU Quaternion

Collection time	$x$	$y$	$z$	$w$
1	0.706451	0.596095	0.152989	0.349563
2	0.677581	0.638681	0.244056	0.270937
3	0.637251	0.670253	0.330727	0.187861
4	0.586133	0.690527	0.411504	0.101411
5	0.525522	0.699104	0.484654	0.013803

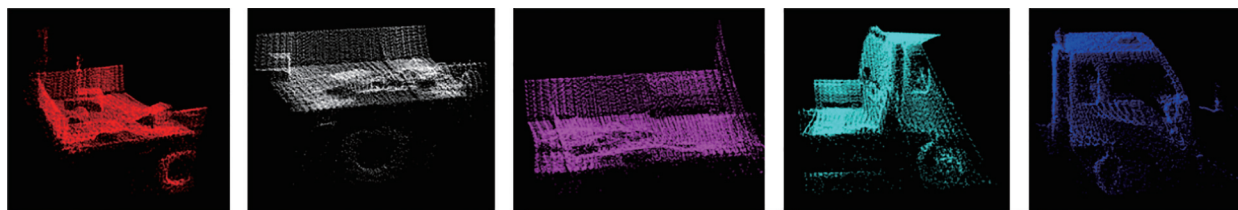


图1 采集的点云集

Fig. 1 Point cloud collection

为四元数组对应的点云数据。

### 2.2 数据清洗

激光雷达扫描货车模型时,点云来源除了货车模型外,车厢边缘存在的拖尾现象也会产生点云。从采集到的单帧点云片段(图2方框处)可以看到在接收点云中车厢边缘的拖尾现象产生的点云。对于配准算法而言,很难准确找到正确的帧间点云重叠部分,进而影响配准效果。所以在进行配准前需要进行数据清洗,为之后的配准工作提供高质量数据。

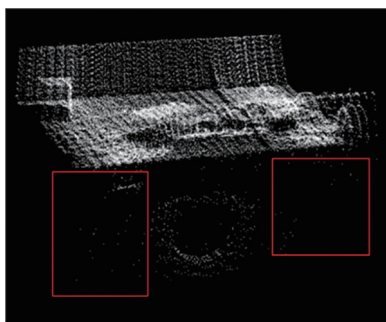


图2 单帧点云数据

Fig. 2 Single frame point cloud data

数据清洗过程如下:

1) 降采样:为了在不破坏点云本身几何结构的同时减少数据量,提高算法的计算效率,使用VoxelGrid体素滤波器<sup>[10]</sup>进行体素滤波。首先,在输入点云数据上利用八叉树将点云空间划分为若干个大小为 $N \times N \times N$ (取 $N = 0.05 \text{ cm}$ )的体素立体网格;其次,在每个体素网格中,计算每个体素的重心;最后,用重心点近似替代体素单元内的所有点云数据。

2) 滤除离群点:点云中的噪声点大部分是悬空的孤立点,因此使用半径滤波对点云进行离群点滤除。图3为半径滤波示意图,分别以 $a$ 、 $b$ 、 $c$ 为圆心,

$R$ 为半径画圆,其中点 $a$ 的邻域内没有点,点 $b$ 的邻域内点个数为4,点 $c$ 的邻域点个数为1,若设定阈值为3,则 $a$ 、 $c$ 点均为离群点。首先,对于点云集内任一点 $s_i$ ,设定搜索半径 $R$ ,确定 $s_i$ 的邻域范围;然后,设定邻域点集阈值 $K$ ,确定搜索条件;最后,在邻域范围内查询点 $s_i$ 近邻的点数,记为 $k$ ,若统计得到的近邻点数 $k < K$ ,则判定点 $s_i$ 为噪声点并滤除,否则判定为有效点云并保存。依次处理点云中的所有点,即可完成点云去噪。

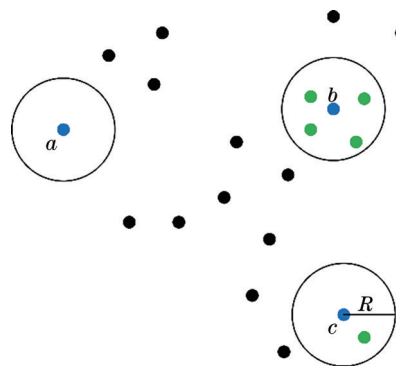


图3 半径滤波示意图

Fig. 3 Schematic diagram of radius filtering

点云经预处理后的结果如表2所示,平均点数由21394降至3571,点云数量减少了约83%。预处理后的点云效果图如图4所示。

表2 数据预处理结果

Table 2 Data preprocessing results

Frame	Points	Points after processing	Percentage reduction / %
1	22390	4473	80
2	23360	4067	83
3	23765	3468	86
4	24024	3469	86
5	13433	2378	83

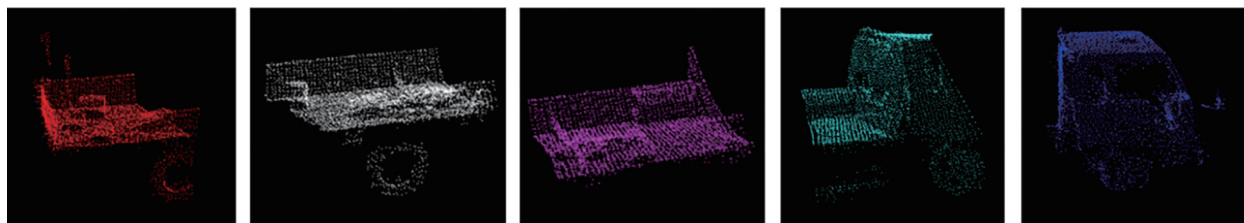


图4 预处理效果图

Fig. 4 Pre-processing effect diagram

## 3 多视角点云配准方法

扫描装置采集到的数据在部分场景上具有重

复性,图5展示了两帧相邻点云,其中实线框为两帧点云正确的重叠部分,但是虚线框部分的点云与实线框部分的点云较为相似,算法寻找正确的重叠部



分较为困难。所提基于激光雷达的多视角点云配准方法框图如图 6 所示,具体过程如下:1) 基于 IMU 的点云位姿矫正,根据 IMU 采集的四元数组计算对应点云数据的旋转矩阵,对点云姿态进行初步校准;2) 基于局部拟合平面的 ICP 算法配准,将第 1 帧点云视为基准点云,采用随机采样一致性算法拟合局部平面搜索最近点,融入 ICP 算法进行点云精确配准。对相邻帧间点云重复以上过程,即可将多次扫描到的点云配准到基准点云,得到完整的

3D 场景模型。

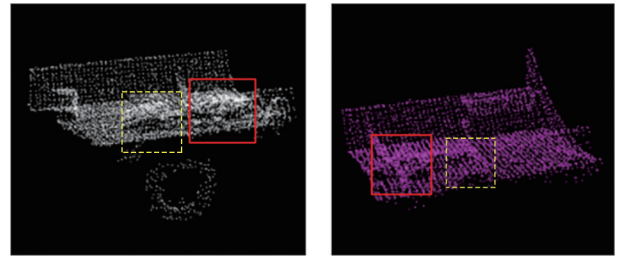


图 5 两帧相邻点云

Fig. 5 Two adjacent point clouds

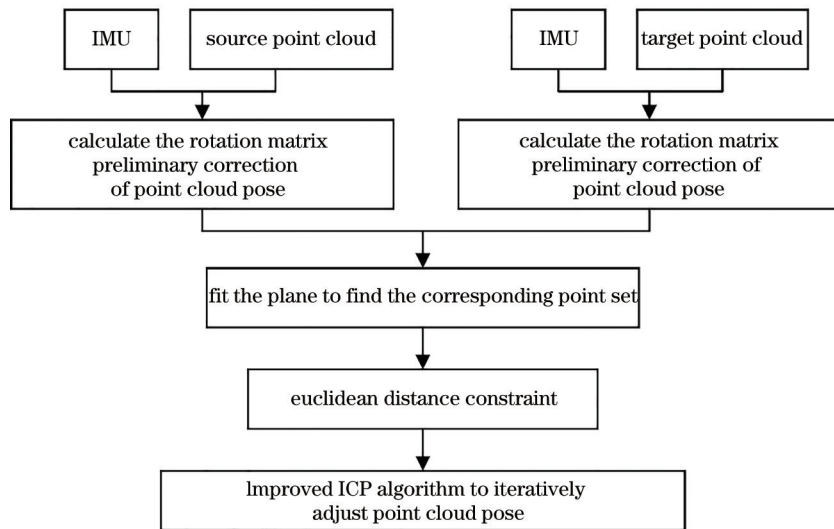


图 6 所提方法框图

Fig. 6 Block diagram of proposed method

### 3.1 基于 IMU 的点云位姿校正

IMU 和采集装置刚性连接,对 IMU 进行状态位姿估计,即是对采集装置进行状态估计。IMU 的姿态由旋转量和平移量组成,采集装置的旋转最多只有 3 个自由度,产生的平移变量可以忽略不计,所以选择四元数组计算其旋转矩阵。

设四元数  $q = q_0 + q_1i + q_2j + q_3k$ , 当  $q_0$  接近 0 时,其余 3 个分量会非常大,导致解不稳定。因此首先以欧拉角表示四元数组,然后计算点云的旋转矩阵。欧拉角存在万向节死锁问题,当俯仰角为  $\pm 90^\circ$  时,第 1 次旋转和第 3 次旋转将会使用同一个旋转轴,这就使得旋转体系缺失一个自由度,坐标系出现奇异姿态,这时无法恢复点云的正确姿态。所以在计算欧拉角之前,首先需要判断 IMU 是否处于奇异姿态,将计算得到的欧拉角转换为旋转矩阵,对每一帧点云应用对应四元数组计算得到旋转矩阵,完成点云位姿矫正。

记采集得到的一组具有潜在重叠区域的点云

集合  $S = \{S_i \in \mathbf{R}^{N \times 3}, 1 \leq i \leq N\}$ , 每一帧点云对应的四元数组  $Q = \{Q_i \in \mathbf{R}^{N \times 4}, 1 \leq i \leq N\}$ , 四元数包含四个矢量,其中  $Q_i = q_{wi} + q_{xi}i + q_{yi}j + q_{zi}k$ , 满足的约束条件为  $q_w^2 + q_x^2 + q_y^2 + q_z^2 = 1$ 。记位姿校正后的点云  $F = \{F_i \in \mathbf{R}^{N \times 3}, 1 \leq i \leq N\}$ 。以根据  $S_1$  和  $Q_1$  计算  $F_1$  为例,其计算过程如下:

1) 根据四元数可知俯仰角  $\theta = \arcsin[2(q_wq_y - q_zq_x)]$ 。当  $q_wq_y - q_zq_x = 0$  时,俯仰角  $\theta = \pm 90^\circ$ , 坐标系处于奇异姿态。由于传感器精度等因素,当坐标系处于奇异姿态时,  $q_wq_y - q_zq_x$  不会严格为 0, 所以需要设置一个阈值  $\delta$ , 当  $-\delta \leq q_wq_y - q_zq_x \leq \delta$  时,认为坐标系处于奇异姿态。令  $s = q_wq_y - q_zq_x$ , 将翻转角置为  $0^\circ$ , 俯仰角置为  $s \times \pi/2$ , 偏航角置为  $(-2 \times s \times \arctan q_x/q_w)$ , 则  $s_1$  及点云  $S_1$  姿态的欧拉角表示  $[\phi \ \theta \ \Psi]_1^T$  的表达式为

$$s_1 = \begin{cases} -1, & q_{w1}q_{y1} - q_{x1}q_{z1} < 0 \\ 0, & q_{w1}q_{y1} - q_{x1}q_{z1} = 0 \\ 1, & q_{w1}q_{y1} - q_{x1}q_{z1} > 0 \end{cases}, \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} \phi \\ \theta \\ \Psi \end{bmatrix}_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ s_1 \times \frac{\pi}{2} \\ -2 \times s_1 \times \arcsin \frac{q_{x1}}{q_{w1}} \end{bmatrix}. \quad (2)$$

当  $q_w q_y - q_z q_x \geq \delta$  或  $q_w q_y - q_z q_x \leq -\delta$  时, 坐标系处于正常状态, 点云  $S_1$  姿态的欧拉角表示  $[\phi \ \theta \ \Psi]_1^T$  为

$$\begin{bmatrix} \phi \\ \theta \\ \Psi \end{bmatrix}_1 = \begin{bmatrix} \arctan \frac{2(q_{w1}q_{x1} + q_{y1}q_{z1})}{1 - 2(q_{x1}^2 + q_{y1}^2)} \\ \arcsin [2(q_{w1}q_{y1} - q_{z1}q_{x1})] \\ \arctan \frac{2(q_{w1}q_{z1} + q_{x1}q_{y1})}{1 - 2(q_{y1}^2 + q_{z1}^2)} \end{bmatrix}. \quad (3)$$

2) 将欧拉角  $[\phi \ \theta \ \Psi]_1^T$  转换为旋转矩阵  $R_1 = [R_{x1}(\phi) \ R_{y1}(\theta) \ R_{z1}(\Psi)]^T$ , 按照先绕 X 轴旋转, 再绕 Y 轴旋转, 最后绕 Z 轴旋转的顺序, 有

$$\begin{cases} R_{x1}(\phi) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ 0 & \sin \phi & \cos \phi \end{bmatrix} \\ R_{y1}(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta \end{bmatrix} \\ R_{z1}(\Psi) = \begin{bmatrix} \cos \Psi & -\sin \Psi & 0 \\ \sin \Psi & \cos \Psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{cases}. \quad (4)$$

3) 对点云  $S_1$  应用旋转矩阵  $R_1$ , 得到位姿校正后的点云  $F_1$ 。重复以上过程, 可得到位姿校正后的点云集  $F = \{F_i \in \mathbf{R}^{N \times 3}, 1 \leq i \leq N\}$ 。

### 3.2 点云位姿微调

通过计算 IMU 的姿态数据可以得到每帧点云对应的旋转矩阵, 对每帧点云进行位姿校正, 相邻点云间的匹配度已经达到较高水平。ICP 算法在应对匹配度较高的点云时, 具有较高的精度, 可以用作点云的精配准。

#### 3.2.1 ICP 算法配准原理

对于具有重叠区域的目标点云  $P$  和源点云  $Q$ , 传统的 ICP 算法按照一定的约束规则寻找正确的对应重叠区域, 然后计算出最优匹配参数旋转矩阵  $R$

和平移矩阵  $t$ , 使得误差函数最小。

基于欧氏距离的 ICP 算法步骤如下:

1) 在目标点云  $P$  中取点集  $p \in P$ ;

2) 在源点云  $Q$  中, 取出对应点集  $q \in Q$ , 使得  $|q - p|$  的值最小;

3) 根据对应点集计算旋转矩阵  $R$  和平移矩阵  $t$ , 使得误差函数最小;

4) 使用旋转矩阵  $R$  和平移矩阵  $t$  对  $p$  进行旋转和平移变换, 得到新的对应点集  $p' = \{p'_i = Rp_i + t, p_i \in p\}$ ;

5) 计算  $p'$  与对应点集  $q$  的平均距离  $d$ ;

6) 如果  $d$  小于给定的阈值或者迭代次数达到最大值, 则停止迭代计算, 否则返回步骤 2), 直至满足停止条件。

#### 3.2.2 基于局部拟合平面的 ICP 算法配准

传统的 ICP 算法将欧氏距离最近点视为对应点, 这会产生一定数量的错误对应点, 进而影响配准效果。因此, 本实验组通过计算目标点集到参考点集中一点的局部拟合平面的距离, 取距离最小的点对作为对应点, 进而求解旋转矩阵和平移向量。

位姿校正后的点云为  $F = \{F_i \in \mathbf{R}^{N \times 3}, 1 \leq i \leq N\}$ , 以计算相邻点云  $F_1$  和  $F_2$  为例, 其计算过程如下:

1) 对于点云  $F_1$  中的任意一点, 统计与其距离小于  $d_1$  的邻域点集, 记为  $f_{1i}$ , 并对此邻域点集采用 RANSAC 算法拟合平面, 计算得到平面法线及平面方程, 有

$$Ax + By + Cz - d = 0 \quad (6)$$

式中:  $(A, B, C)$  为平面法向量;  $d$  为坐标系原点到平面的距离。

根据式 (6) 可得到待配准点云  $F_2$  内任意一点  $(x_{2i}, y_{2i}, z_{2i})$  到邻域平面的距离  $d_{2i}$ 。

$$d_{2i} = \frac{|Ax_{2i} + By_{2i} + Cz_{2i} + d|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}}. \quad (7)$$

2) 取距离邻域平面最近的点其距离小于  $d_1$  的邻域点集作为点  $f_{1i}$  的对应点集  $f_{2i}$ 。通过欧氏变换, 存在旋转矩阵  $R$  和平移向量  $t$ , 使得  $f_{2i} = Rf_{1i} + t$ , 对其构造最小二乘问题, 求得使误差平方和 [式 (7)] 最小时的  $R$  和  $t$ 。

$$\min_{R, t} J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \|f_{1i} - (Rf_{2i} + t)\|_2^2. \quad (8)$$

使用SVD奇异值分解法计算此时的旋转矩阵  $\mathbf{R}^*$  和平移向量  $\mathbf{t}^*$ , 有

$$\begin{cases} \mathbf{R}^* = \arg \min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \| \mathbf{f}_{1i} - \mathbf{R} \mathbf{f}_{2i} \|_2^2 \\ \mathbf{t}^* = \mathbf{f}_{1i} - \mathbf{R}^* \mathbf{f}_{2i} \end{cases} \quad (9)$$

3) 使用旋转矩阵  $\mathbf{R}$  和平移向量  $\mathbf{t}$  对点云  $\mathbf{f}_{2i}$  进行坐标系变换得到  $\mathbf{f}'_{2i}$ , 则其与  $\mathbf{f}_{1i}$  的平均距离为

$$\begin{cases} \mathbf{f}'_{2i} = \mathbf{R} \mathbf{f}_{2i} + \mathbf{t} \\ d_f = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \| \mathbf{f}'_{2i} - \mathbf{f}_{1i} \|_2^2 \end{cases} \quad (10)$$

若两点集的平均距离  $d_f$  小于给定的阈值或者大于最大的迭代次数, 则停止迭代; 否则返回步骤 1), 直至满足停止条件。

## 4 实验与分析

实验环境为 Inter(R)Core(TM)i7-8750H 处理器, 8 GB 内存。选取特征直方图 (Pfh)-ICP<sup>[11]</sup>、快速点特征直方图 (Fpfh)-ICP<sup>[12]</sup>、Super-4PCS<sup>[13]</sup>、正态分布变换 (NDT)-ICP<sup>[14]</sup> 4 种点云配准领域较为成熟、应用广泛的方法进行对比实验, 所提方法记为 IMU-ICP。在采集得到的货车数据集进行配准实验, 从旋转误差、平移误差、配准效果、配准效率 4 个方面进行评价。

### 4.1 误差分析

将对比方法与所提方法分别应用于货车点云配准。根据货车车厢平面的法向量计算各方法的平均旋转误差, 根据货车车轮中心点的距离计算平移误差。各方法配准的平均旋转误差、平移误差如表 3 和表 4 所示。

表 3 各方法的平均旋转误差

Table 3 Average rotation error of each method unit: (°)

Method	X	Y	Z
Pfh-ICP	24.471	49.192	5.861
Fpfh-ICP	2.589	28.874	9.349
Super-4PCS	2.654	25.584	8.561
NDT-ICP	2.234	48.912	0.057
IMU-ICP	0.092	0.075	0.006

从表 3 和表 4 可以看出, 所提方法的平均参数误差最小, Fpfh-ICP 方法的表现最差。这说明对于场景重复性较高的相邻帧间点云, Fpfh 等粗配准算法无法准确寻找点云间的重叠部分, 进而正确矫正点

表 4 各方法的平均平移误差

Table 4 Average translation error of each method unit: m

Method	X	Y	Z
Pfh-ICP	0.069	0.096	0.086
Fpfh-ICP	0.589	0.872	0.345
Super-4PCS	0.435	0.584	0.264
NDT-ICP	0.011	0.074	0.021
IMU-ICP	0.003	0.005	0.008

云位姿。所提方法在粗配准阶段通过引入 IMU 数据, 计算激光雷达的位置姿态, 不需要寻找点云间的重叠部分, 在不依赖点云数据的情况下即可完成点云位姿矫正, 矫正后的点云位姿接近货车模型形态。

### 4.2 配准效果分析

为了更加直观地呈现所提方法的有效性, Pfh-ICP 方法、Fpfh-ICP 方法、Super-4PCS 方法、NDT-ICP 方法与所提方法的配准效果如图 7 所示。

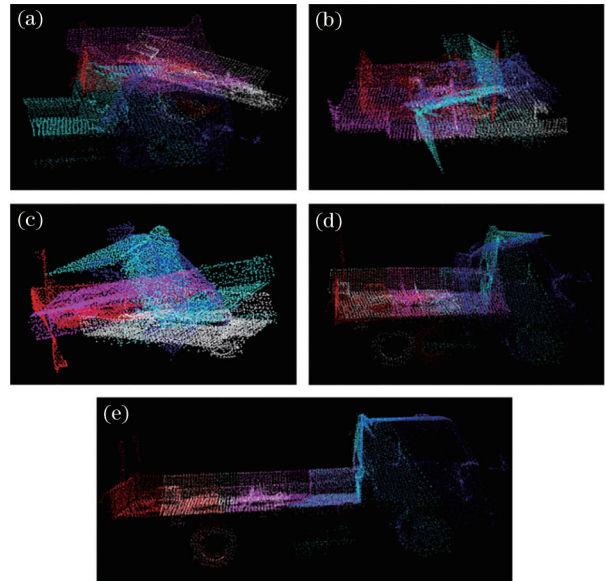


图 7 配准效果图。(a) Pfh-ICP; (b) Fpfh-ICP; (c) Super-4PCS; (d) NDT-ICP; (e) 所提方法

Fig. 7 Registration renderings. (a) Pfh-ICP; (b) Fpfh-ICP; (c) Super-4PCS; (d) NDT-ICP; (e) IMU-ICP

从[图 7(a)~(d)]可以看到, 对于具有重复性、且扫描重叠部分较少的场景点云, 4 种对比方法都无法完整地配准出货车模型, 在整个区域内仍存在明显的位置姿态偏差。从[图 7(e)]可以看到, 所提方法配准的货车点云模型较为完整, 车厢平面也处于同一平面中, 没有出现断层移位现象。

图 8 为放置在车厢中标志物的配准效果, 其中 [图 8(a)、(b)] 是不同角度扫描的具有重叠部分的相邻车厢点云, 实线框部分是放置在车厢中的球形



标志物, [图 8(c)] 是所提方法配准两帧点云的效果, 虚线框部分为球形标志物的配准效果。

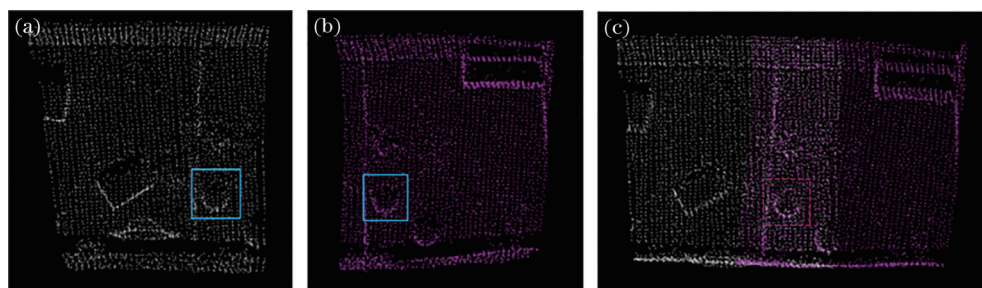


图 8 车厢中标志物配准效果

Fig. 8 Registration effect of markers in truck

从图 8 可以看到, 两帧点云的球形标志物基本重合。两帧点云配准后球形标志物的质心坐标分别为  $(0.88261, 1.89809, -3.51851)$ 、 $(0.88352, 1.89569, -3.51425)$ , 与之前各方法在平均参数误差上表现一致。这是由于所提方法引入了 IMU 数据, 从而在粗配准阶段将点云位姿矫正到接近货车模型的形态, 为后续精确配准提供了理想的初始姿态, 精配准阶段通过在 ICP 算法中融入随机采样一致性算法拟合局部平面搜索最近点, 可以更准确地寻找到相邻点云的重叠部分。

### 4.3 配准效率

为验证所提方法的高效性, 对比了精配准阶段改进后的 ICP 算法与原始 ICP 算法的配准效率及完全配准所需时间。原始 ICP 算法与改进后的 ICP 算法应用在经过粗配准算法后的货车点云集上, 计算得到的迭代次数与距离平方和如表 5 所示。所提方法与 4 种对比方法完成货车点云配准所需的时间如表 6 所示。

表 5 原始 ICP 算法与改进 ICP 算法的距离平方和  
Table 5 Sum of squared distances between original ICP algorithm and improved ICP algorithm unit: m

Times	Original ICP	Improved ICP
1	0.7025643	0.7015648
2	0.3125624	0.2314568
3	0.0165345	0.0134564
4	0.0075612	0.0026429
5	0.0026564	0.0023536
6	0.0025644	0.0022203
7	0.0024652	0.0021132
8	0.0022356	
9	0.0022334	
10	0.0022267	
11	0.0021469	

表 6 帧间点云连续配准完成时间

Table 6 Point cloud continuous registration completion time

Method	1/s	2/s	3/s	4/s	5/s	Time consuming /s
Pfh-ICP		10.56	8.46	8.46	8.07	35.55
Fpfh-ICP		9.61	7.72	7.27	7.95	32.55
Super-4PCS		1.54	1.74	1.19	1.11	5.58
NDT-ICP		1.12	1.03	1.02	1.01	4.18
IMU-ICP	0.41	1.27	0.99	0.63	0.41	3.71

由表 5 可以看到, 改进后的 ICP 算法仅需迭代 7 次即可达到阈值, 原始 ICP 算法则需要迭代 11 次, 表明了改进后的 ICP 算法更加高效。这是由于 ICP 算法中融入了随机采样一致性算法拟合局部平面搜索最近点, 较原始算法可以更快搜索到对应点, 提高了计算效率。

4 种对比算法需要进行 4 次配准, 以将点云集配准到第 1 次扫描的点云。而所提方法需要进行 5 次粗配准, 每一次扫描后的点云都需要计算 IMU 的旋转矩阵, 矫正点云的初始位姿。由表 6 可知, 4 种对比方法中, NDT-ICP 方法完成点云配准过程耗时最少, 需要 4 s, Pfh-ICP 方法耗时最多, 需要 35 s, 而所提方法可在 4 s 内完成点云配准。所提方法在粗配准阶段引入了 IMU, 不需要进行大量的重复迭代计算寻找帧间点云的重叠部分即可完成点云位姿矫正, 在精配准阶段, 使用融入随机采样一致性的改进 ICP 算法, 有效提高了点云配准效率。

## 5 结 论

点云配准是货车自动装货问题中的关键, 本实验组将 IMU 与改进的 ICP 算法相结合实现点云配准。首先通过计算机接收激光雷达与 IMU 返回的点云数据及四元数组, 对点云进行体素滤波、半径滤波等预处理, 根据四元数组计算旋转矩阵, 对点

云进行位姿校正,为ICP算法提供良好的初始姿态;然后使用改进的ICP算法将基于最近点搜索对应点的方式改为基于局部拟合平面搜索对应点,对点云数据进行精配准,提高配准效率,避免ICP算法陷入局部最优化,完成了点云配准过程。所提方法解决了相邻点云由于场景重复以及噪声点所带来的配准模糊甚至错误等问题,提高了计算效率。但是,所提方法在精配准环节仍不可避免地出现对应点集中的错误点对的问题,后续工作需要精配准环节进行优化,以此进一步提高配准精度。

### 参 考 文 献

- [1] 杨海舰, 徐二帅, 陈文佳, 等. 四元组标靶辅助下的 RGB-D 室内点云配准[J]. 测绘通报, 2020(12): 32-36. Yang H J, Xu E S, Chen W J, et al. Registration for indoor RGB-D point clouds assisted by a quad configuration target[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020(12): 32-36.
- [2] 张元, 李晓燕, 韩燮. 一种低重叠率的三维点云配准方法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(8): 0810014. Zhang Y, Li X Y, Han X. Three-dimensional point cloud registration method with low overlap rate[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(8): 0810014.
- [3] 吕颖, 陈志明, 杨天天, 等. 基于改进特征匹配的点云数据无缝拼接研究[J]. 计算机仿真, 2020, 37(10): 200-205. Lü Y, Chen Z M, Yang T T, et al. Research on seamless mosaic of point cloud data with improved feature matching[J]. Computer Simulation, 2020, 37(10): 200-205.
- [4] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [5] 刘玉珍, 张强, 林森. 一种改进的基于快速点特征直方图的ICP点云配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(6): 0611003. Liu Y Z, Zhang Q, Lin S. Improved ICP point cloud registration algorithm based on fast point feature histogram[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(6): 0611003.
- [6] 彭真, 吕远健, 渠超, 等. 基于关键点提取与优化迭代最近点的点云配准[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(6): 061002. Peng Z, Lü Y J, Qu C, et al. Accurate registration of 3D point clouds based on keypoint extraction and improved iterative closest point algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(6): 061002.
- [7] 周文振, 陈国良, 杜珊珊, 等. 一种聚类改进的迭代最近点配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(5): 051202. Zhou W Z, Chen G L, Du S S, et al. An improved iterative closest point algorithm using clustering[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(5): 051202.
- [8] Ahmed M T, Ziauddin S, Marshall J A, et al. Point cloud registration using virtual interest points from Macaulay's resultant of quadric surfaces[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2021, 63(4): 457-471.
- [9] 吕攀, 辛越, 张恒, 等. 基于MSCKF的IMU与激光雷达紧耦合定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(8): 13-20. Lü P, Xin Y, Zhang H, et al. Tightly coupled localization of IMU and lidar based on MSCKF[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(8): 13-20.
- [10] Wang L Y, Xu Y, Li Y. Aerial lidar point cloud voxelization with its 3D ground filtering application [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2017, 83(2): 95-107.
- [11] 张晓娟, 李忠科, 王先泽, 等. 基于特征点和改进ICP的三维点云数据配准算法[J]. 传感器与微系统, 2012, 31(9): 116-118, 122. Zhang X J, Li Z K, Wang X Z, et al. Research of 3D point cloud data registration algorithms based on feature points and improved ICP[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2012, 31(9): 116-118, 122.
- [12] 陆军, 彭仲涛, 董东来, 等. 点云FPFH特征提取优化配准算法[J]. 新型工业化, 2014, 4(7): 75-81. Lu J, Peng Z T, Dong D L, et al. The registration algorithm of point cloud based on optimal extraction of FPFH feature[J]. The Journal of New Industrialization, 2014, 4(7): 75-81.
- [13] Mellado N, Aiger D, Mitra N J. Super 4PCS fast global pointcloud registration via smart indexing[J]. Computer Graphics Forum, 2014, 33(5): 205-215.
- [14] Shi X Y, Peng J J, Li J P, et al. The iterative closest point registration algorithm based on the normal distribution transformation[J]. Procedia Computer Science, 2019, 147: 181-190.