

DOI: 10.13382/j.jemi.B2307099

# 基于位姿参数估计的多视角点云配准方法

龚国强<sup>1,2</sup> 田 演<sup>1,2</sup> 夏鑫宇<sup>1,2</sup>

(1. 三峡大学计算机与信息学院 宜昌 443002; 2. 三峡大学水电工程智能视觉检测湖北省重点实验室 宜昌 443002)

**摘 要:**传统的点云配准算法通过两点云数据之间的特征实现对应点配对,这种方法要求点云具有明确的特征,且存在计算量大、匹配时间长、配准精度低等问题,而 ICP 算法虽然应用广泛,但对初始值敏感。对此,提出了一种基于位姿参数估计的多视角点云配准方法(PPE-ICP)。首先通过分析误差的分布特性可证明误差极小值存在,使用 A\* 搜索算法寻找误差极小值,降低误差传播的影响,为后续的参数估计提供较好的初值;其次将总体最小二乘估计引入点云配准,在不依赖点云数据的同时,使用少量参考点就能获得点云从目标坐标系到东北天坐标系的转换矩阵,完成点云位姿矫正,结合迭代最近点算法(ICP),实现点云精确配准。通过与 FGR-ICP、FPFH-ICP、NDT-ICP、RANSAC-TrICP 和 KSS-ICP 这 5 种方法在公开数据集和自制实验装置收集到的点云上进行对比实验,点云数据量为 20 000 点时实现配准只需 6.55 s,极大地降低了大数据量下点云配准的时间成本,在实地点云配准中平移误差最大不超过 0.03 m,旋转误差控制在 0.07°。实验结果表明,PPE-ICP 对相似变换、残缺点云和低重复率具有较强的鲁棒性,在多视角点云配准中具有较高的配准效率和配准精度。

**关键词:** 激光雷达;点云配准;总体最小二乘估计;迭代最近点算法;搜索算法

**中图分类号:** TN98      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 510.4020

## Multi-view point cloud registration method based on pose parameter estimation

Gong Guoqiang<sup>1,2</sup> Tian Yan<sup>1,2</sup> Xia Xinyu<sup>1,2</sup>

(1. College of Computer and Information Technology, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

2. Hubei Key Laboratory of Intelligent Vision Based Monitoring for Hydroelectric Engineering,  
China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

**Abstract:** The traditional point cloud registration algorithm achieves corresponding point pairing through features between two-point cloud datasets. This method requires point clouds to possess distinct features, yet it suffers from issues such as high computational complexity, long matching time, and low registration accuracy. Although the ICP algorithm is widely used, it is sensitive to initial values. To address these challenges, we propose a multi-view point cloud registration method based on pose parameter estimation (PPE-ICP). Firstly, by analyzing the distribution characteristics of errors, we demonstrate the existence of error minima. The A\* search algorithm is then employed to locate these minima, reducing the impact of error propagation and providing improved initial values for subsequent parameter estimation. Secondly, we introduce total least squares estimation into point cloud registration, which, without relying on point cloud data, utilizes a limited number of reference points to obtain the transformation matrix from the target coordinate system to the Northeast-Up (ENU) coordinate system. This accomplishes point cloud pose correction, and in combination with the Iterative Closest Point (ICP) algorithm, achieves precise point cloud registration. Comparative experiments were conducted with five methods: FGR-ICP, FPFH-ICP, NDT-ICP, RANSAC-TrICP, and KSS-ICP, using both publicly available datasets and point clouds collected from a self-made experimental setup. When dealing with a point cloud dataset of 20 000 points, our PPE-ICP achieves registration in just 6.55 seconds, significantly reducing the time cost for point cloud registration with large datasets. In field applications, the maximum translation error is less than 0.03 m, and the rotation error is controlled within 0.07°. The experimental results demonstrate that PPE-ICP exhibits strong robustness against similar transformations, incomplete point clouds, and low repetition rates, achieving high registration efficiency and

accuracy in multi-view point cloud registration.

**Keywords:** laser radar; registration; total least squares; iterative closest point; search algorithm

## 0 引言

三维激光雷达(3D LiDAR)使用激光光束来测量目标物体的距离、高度和方向,以创建三维空间中的点云图。与传统的测量方法相比,它测量速度快、准确度高且实时性好,在自动驾驶、机器人和无人系统以及城市规划和建模等方面得到应用<sup>[1]</sup>。激光雷达拍摄的点云图中各点的坐标是以激光雷达为原点的笛卡尔坐标系,也就是相对坐标系,需要先进行坐标转换将其映射到绝对坐标系中才能获得一致性点云,这就是点云配准的过程。点云配准最早应用于建筑行业中的建筑信息建模,现在应用在自动驾驶领域中的三维地图构建、高精地图定位和姿态估计中<sup>[2]</sup>。如何获得点云图中完整的定位信息并提高定位精度是近来研究的热点。

常用的点云配准方法有迭代最近点(iterative closest point, ICP)算法、特征点匹配方法。Zhang 等<sup>[3]</sup>为了改进传统 ICP 会陷入局部最优解的问题,提出了各向异性迭代最近点(A-ICP)方法使各向异性加权基准配准误差最小,比较 ICP 和 A-ICP 的各向异性不确定性估计,A-ICP 具有更高的配准精度和更平滑、精确的位移估计。Wang 等<sup>[4]</sup>提出一种同步定位和映射算法,使用 VoxelGrid 滤波器对点云数据进行下采样,结合 ICP 算法和高斯模型进行粒子更新,将局部地图与全局地图进行匹配,量化粒子的重要性权重。但是精度不高。He 等<sup>[5]</sup>提出了基于点云特征的 ICP 算法(GF-ICP),利用待配准点云的几何特征寻找两点云间的对应关系,将几何特征引入误差函数以提高配准精度,避免陷入局部最优解,比传统 ICP 及其变体具有更快的迭代速度和更大的收敛范围。王飞鹏等<sup>[6]</sup>提出一种基于高斯曲率的 ICP 改进方法,利用高斯曲率在刚体变换中保持不变的性质对点云中每个点进行高斯曲率估计以改善 ICP 的运行效率,有效提高其抗噪声和离群点的能力。但是算法在物体表面曲率特征过于复杂的情况下会退化为 ICP 算法。Lv 等<sup>[7]</sup>为解决具有 ICP 的 Kendall 形状空间(kendall shape space, KSS)中的刚性配准任务,利用 KSS 的不改变形状特性的相似性变换提出了一种新的配准方法 KSS-ICP 简化配准过程以达到更好的鲁棒性。Liu 等<sup>[8]</sup>提出了一种基于特征提取和配准的点云配准算法,提高匹配精度和速度。但是阈值的设置需要靠多次实验来人工确定。周勇等<sup>[9]</sup>提出一种基于总体最小二乘估计的坐标转换的多激光雷达配准算法,将空间直角坐标系的激光雷达数据转换到地心空间直角坐标系下,以实现多个激光雷达数据的配准融合,但

是没有给出同一待测物的多个视角下的点云配准实现。陈慧娟等<sup>[10]</sup>整理了基于深度学习的点云配准算法。

综上所述,为了避免 ICP 算法陷入局部最优解需要提供较好的初始值,初始值的精确程度会影响配准结果,在点云数据量非常大时实现点到点的配准所耗时间长、配准精度低。而基于特征点的匹配方法计算开销大,有重复场景的情况下配准精度低。针对此问题,本文提出了一种基于点云位姿参数估计(pose parameter estimate)的多视角配准方法,融合 ICP 实现点云精配准,记为 PPE-ICP,不需要进行点云间的特征比对和复杂的迭代计算,而是直接在测量场景中设置少量参考点获取其激光雷达数据与 GPS 数据,进行参数估计后可以求得目标坐标系和东北天坐标系之间的转换矩阵,实现点云位姿矫正。实验结果表明,所提方法在点云数据量大且具有重复性的情况下,提高了配准效率和配准精度。

## 1 常用雷达坐标系以及坐标系间的变换

激光雷达获取的三维点云是以激光雷达中心为原点的空间直角坐标系,因此要转换到同一坐标系进行点云配准必然涉及多个参考坐标系及其转换关系<sup>[11-12]</sup>,图 1 给出了相关坐标系的示意。

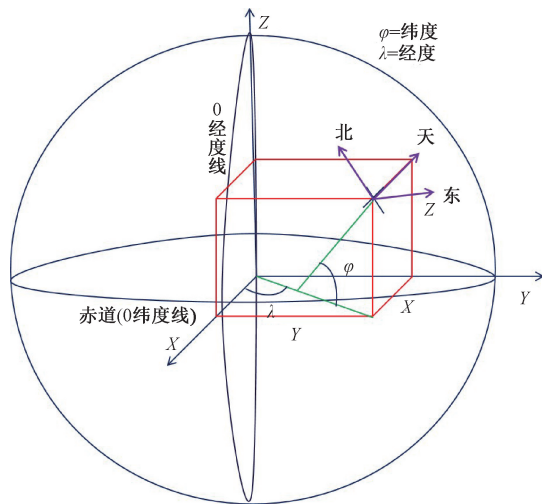


图 1 ENU,LLA 和 ECEF 坐标系

Fig. 1 ENU, LLA and ECEF coordinate system

### 1.1 常用坐标系定义

目标坐标系:原点位于待测目标的质心处,目标的 3 个姿态角横滚(Roll)、偏航(Yaw)和俯仰(Pitch)分别代表绕 Z、Y 和 X 轴的旋转角度,如图 2 所示给出了本文设定的目标坐标系。

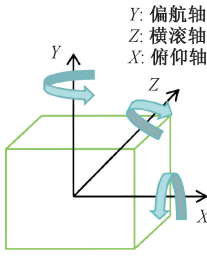


图2 目标坐标系

Fig. 2 Target coordinate system

地心地固坐标系 (earth-centered, earth-fixed coordinate system, ECEF 坐标系): 原点位于地球的中心,  $X$  轴延伸通过本初子午线和赤道线的交点,  $Z$  轴延伸通过北极, 与地球自转轴重合,  $Y$  轴完成右手坐标系, 穿过赤道和  $90^\circ$  经度。这个坐标系通常用于大地测量、GPS 系统, 用于描述地球上不同位置的点的精确三维位置。ECEF 坐标系提供了一种与地球旋转和自转无关的全局坐标系。

经纬高坐标系 (geodetic latitude, longitude, and altitude coordinate system, LLA 坐标系): 原点位于地球的中心, 经度和纬度坐标是球坐标系, 而高程坐标是相对于地球表面的高度, 正方向通常是向上。经度正方向是以经度  $0^\circ$  的位置为基准, 一般认为是格林威治子午线。纬度正方向是地球的赤道。LLA 坐标系有时也称为大地坐标系。用于全球定位、导航、地图制图和气象学等应用中。

东北天坐标系 (east-north-up coordinate system, ENU 坐标系): 一种局部坐标系, 用于描述某个参考点相对于该点的位置和朝向。  $X$  轴正方向为东,  $Y$  轴正方向为北,  $Z$  轴正方向为天, 通常用于机器人导航、无人机控制、地面车辆导航以及其他需要相对位置和姿态信息的应用。

## 1.2 坐标系之间的变换关系

在三维点云定位中, 激光雷达实时采集到的数据是以激光雷达中心为原点的目标坐标系为基准, 而使用 RTK 软件记录的参考点坐标则是以经纬高坐标系为基准。为了方便计算, 将雷达原点和参考点坐标转换成 ECEF 坐标系下的坐标。目标坐标系中的坐标需要借助 ENU 坐标系转换成 ECEF 坐标系。

LLA 坐标系下的坐标  $(lon, lat, alt)$  转换为 ECEF 坐标系下的点  $(x, y, z)$  的转换矩阵为:

$$\begin{cases} x = (N + alt) \cos(lat) \cos(lon) \\ y = (N + alt) \cos(lat) \sin(lon) \\ z = (N(1 - e^2) + alt) \sin(lat) \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $lon$  为经度,  $lat$  为纬度,  $alt$  为高程,  $e$  为椭球偏心率  $e^2 = \frac{a^2 - b^2}{a^2}$ ,  $N = \frac{a}{\sqrt{1 - e^2 \sin^2 lat}}$  为基准椭球体的曲率半

径,  $a = 6\,378\,137$  为地球长半,  $b = 6\,356\,752.314$  为地球短半径。

如图 3 所示, 可得从目标坐标系转换到 ENU 坐标系的转换矩阵为<sup>[13]</sup>:

$$\begin{aligned} P' &= R_{tg} \cdot P \\ R_{tg} &= R_x(\gamma) R_y(\vartheta) R_z(\varphi) = \\ &\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\gamma & -\sin\gamma \\ 0 & \sin\gamma & \cos\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\varphi & -\sin\varphi & 0 \\ \sin\varphi & \cos\varphi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\vartheta & 0 & \sin\vartheta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\vartheta & 0 & \cos\vartheta \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2)$$

其中,  $\gamma$ ,  $\vartheta$  和  $\varphi$  分别对应俯仰角, 偏航角和横滚角,  $P'$  为 ENU 坐标系的坐标,  $P$  为目标坐标系中的坐标。

从 ENU 坐标系到 ECEF 坐标系的转换矩阵为<sup>[14]</sup>:

$$\begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ z_0 \end{bmatrix} = S^T \begin{bmatrix} e \\ n \\ u \end{bmatrix} \quad (3)$$

$S =$

$$\begin{bmatrix} -\sin(lon_0) & \cos(lon_0) & 0 \\ -\sin(lat_0) \cos(lon_0) & -\sin(lat_0) \sin(lon_0) & \cos(lat_0) \\ \cos(lat_0) \cos(lon_0) & \cos(lat_0) \sin(lon_0) & \sin(lat_0) \end{bmatrix}$$

式中: 雷达中心点坐标为  $M_0 = (x_0, y_0, z_0)$ 、经纬高坐标为  $(lon_0, lat_0, alt_0)$ ,  $M = (x, y, z)$  是参考点在 ENU 坐标系中的坐标。

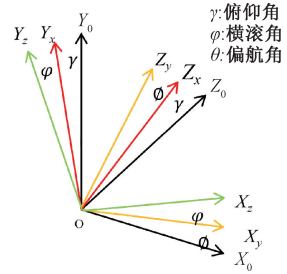


图3 目标坐标系到 ENU 坐标系的转换

Fig. 3 Conversion of target to ENU coordinate system

## 1.3 坐标转换方法

在 ENU 坐标系中  $Y$  轴正方向为北方向, 且是地理北方向。常用的方向测量仪器是指南针, 它的工作原理基于磁性物质受地球磁场影响的自由旋转, 使其一端指向地磁北, 这与坐标转换所需的地理北之间存在误差, 而且指南针会受到磁性物体、电子设备和电缆等干扰源的影响。

为了减小误差, 更准确的获得地理北方向, 在测量场景中设置一参考点, 令参考点和原点在同一条经度, 则两点连线方向为地理北方向, 根据式 (4) 计算此时的偏航角。

$$\vartheta = \arctan \frac{y}{x} \quad (4)$$

两坐标系之间的旋转变换可由欧拉角、四元数或方向余弦矩阵表示,而使用欧拉角存在奇异性,四元数表示方式不直观,在多次旋转时由于计算机浮点数精度的限制会导致误差积累<sup>[15]</sup>,因此选用方向余弦矩阵进行旋转变换。

式(2)中的转换矩阵记为:

$$\mathbf{R}_{lg} = \mathbf{R}_x(\gamma) \mathbf{R}_y(\vartheta) \mathbf{R}_z(\varphi) = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ a_4 & a_5 & a_6 \\ a_7 & a_8 & a_9 \end{bmatrix} \quad (5)$$

LLA 坐标系和 ECEF 坐标系之间的转换误差主要受到不同高度系统、仪器误差和大地水准面形状的影响,这些因素在需要极高精度的应用中可能需要考虑。而在本文中,可以将 LLA 坐标转换得到的 ECEF 坐标作为真实值对式(5)计算出的 ECEF 坐标进行比较,计算出两点间的欧几里得距离,距离计算公式如下:

$$d = \sqrt{(x_0 - x_1)^2 + (y_0 - y_1)^2 + (z_0 - z_1)^2} \quad (6)$$

## 2 多视角点云配准方法

多视角点云配准是寻找一种空间变换关系使不同视角下的点云集能合并到一致坐标系下。点云配准最使用的方法是迭代最近点 (iterative closest point, ICP) 算法,按照一定的约束条件在源点云中找到与目标点云对应的最邻近点,根据最小二乘法得到空间变换矩阵,最后迭代至收敛得到最优解。ICP 算法简单易实现但需要在粗配准阶段提供较好的初值,否则会陷入局部最优解,同时计算量增大导致配准效率降低。针对此问题提出了一种位姿参数估计的多视角点云配准方法 (PPE-ICP),框图如图 4 所示,具体过程如下:1) 分析误差的极值特性,采用搜索算法寻找极值以减小测量误差的传播影响;2) 基于 TLS 的点云位姿矫正,根据搜索到的三姿态角对点云位姿进行初步校准,在测量场景中设置参考点,根据参考点的雷达坐标和 ECEF 坐标进行总体最小二乘估计,得出两坐标系间的转换矩阵,实现点云位姿校准;3) 校准后在点云中随机选取参考点对旋转矩阵进行迭代优化,进一步减小误差;4) 点云数据进行预处理以增强配准效果和减小计算量,将测量场景 1 的点云视为基准点云,融入 ICP 算法进行精配准。

### 2.1 搜索算法

电子仪器采集数据时存在测量误差,在计算数据时用有限数据代替无限数据则存在截断误差,这些误差参与的运算次数越多,被放大的可能性越大,为了降低误差传播的影响,在位姿矫正之前先用启发式搜索算法寻找误差极值。

数据采集过程中存在众多噪声源,且大多噪声源满

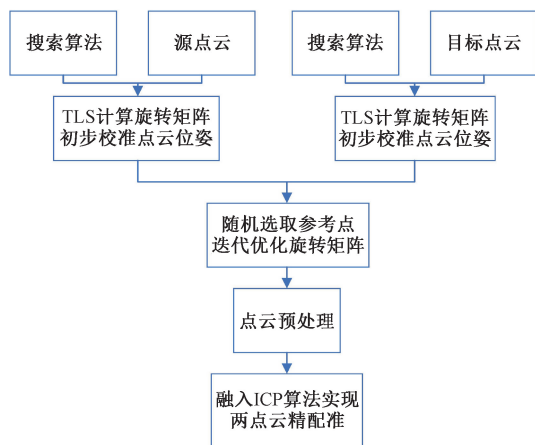


图 4 PPE-ICP 框图

Fig. 4 Block diagram of PPE-ICP

足相互独立假设,根据中心极限定理可知,噪声源的累加结果服从三维高斯分布,三维高斯概率密度表达式如下:

$$f(\mathbf{X}) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2} |\mathbf{\Sigma}|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu})^T \mathbf{\Sigma}^{-1}(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu})\right) \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{X}$  是三维空间的坐标向量,  $\boldsymbol{\mu}$  是均值向量,  $\mathbf{\Sigma}$  是协方差矩阵。误差分布图如图 5 所示,在谷底存在极小值,可以通过求导证明存在。

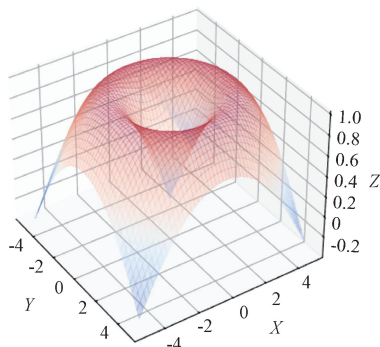


图 5 误差分布图

Fig. 5 Error distribution plot

取  $f(\mathbf{X})$  的负对数  $g(\mathbf{X}) = -\log(f(\mathbf{X}))$

$$g(\mathbf{X}) = -\frac{1}{2}(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu})^T \mathbf{\Sigma}^{-1}(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) + \frac{3}{2}\log(2\pi) + \frac{1}{2}\log|\mathbf{\Sigma}| \quad (8)$$

这个负对数在最小值处取得最大值,可以通过求二阶导数 (Hessian 矩阵) 的正定性来证明极小值存在:

$$\mathbf{H}(\mathbf{X}) = \nabla^2 g(\mathbf{X}) = \mathbf{\Sigma}^{-1} \quad (9)$$

如果协方差矩阵  $\mathbf{\Sigma}$  是正定的,那么在均值  $\boldsymbol{\mu}$  处存在极小值,而在实际情况中,协方差矩阵通常是正定的。

A\* (A-star) 算法是一种启发式搜索算法,用于在状



态空间中对每一条搜索分支进行评估,选择当前最优的分支,并从该分支出发继续搜索以达到目标,能够有效减少不必要的搜索步骤,提高效率。 $A^*$ 算法使用如下公式计算每个节点的优先级:

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (10)$$

式中: $f(n)$ 是节点 $n$ 的优先级, $g(n)$ 是从初始点到当前节点 $n$ 的距离, $h(n)$ 是从当前节点 $n$ 到目标的估计距离,距离用式(7)计算,循环计算直到 $f(n)$ 最小,此时误差达到极小值。

$A^*$ 算法的优点在于不仅考虑下一步最好的选项,还考虑了全局上的整体优势,在高斯分布存在不只一个峰值的情况下,能有效的跳出局部最优解达到全局最小值。

## 2.2 位姿参数估计

激光雷达位姿由旋转矩阵和平移矩阵组成,旋转量最多只有3个自由度,产生的平移变量可以忽略不计,所以选择姿态角计算其旋转矩阵。首先考虑最复杂的有3个自由度的情况,即任意姿态的点云位姿参数估计。

从激光雷达坐标系下的雷达坐标  $\text{radarxyz} = (x_1, y_1, z_1)$  到 ENU 坐标系下  $\text{enu} = (x_2, y_2, z_2)$  的坐标转换过程可以近似看作一个线性过程,提出数学模型<sup>[16]</sup>如下:

$$\begin{aligned} A\theta &= b \\ b &= [x_2, y_2, z_2]^T \\ \theta &= [a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8, a_9]^T \\ A &= \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_1 & y_1 & z_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & x_1 & y_1 & z_1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (11)$$

其中, $A$ 是已知 $m \times n$ 观测矩阵, $\theta$ 是 $n \times 1$ 的待估计参数矢量, $b$ 是 $m \times 1$ 的观测矢量, $n=1, 2, \dots, N$ 是选取的参考点的个数。

最小二乘估计方法用于估计一个或多个参数,使误差的平方和最小:

$$\theta = \|\Delta B\|^2 = (b - A\theta)^T(b - A\theta) \quad (12)$$

这种方法只适用于向量 $b$ 的误差是0均值的高斯白噪声的少量情况下,才能保证误差的平方和最小。而实际中向量 $b$ 存在误差的同时矩阵 $A$ 也存在误差,此时最小二乘得出的结果并不是最优的,因此将式(11)中的数学模型修改为<sup>[17]</sup>:

$$(A + E)\theta = (b + e) \quad (13)$$

这时使用总体最小二乘来校正 $A$ 和 $b$ 二者内存在的扰动,式中 $e$ 是扰动向量, $E$ 是扰动矩阵。

数学模型也可以改写作:

$$([-b, A] + [-e, E]) \begin{bmatrix} 1 \\ A \end{bmatrix} = 0 \quad (14)$$

等价于:

$$(B + D)z = 0 \quad (15)$$

式中:增广矩阵 $B$ 和扰动矩阵 $D$ 均为 $m \times n+1$ 维矩阵, $z$ 为 $n+1 \times 1$ 向量。

当 $m=n$ 时,未知参数个数与方程个数相等,且矩阵 $A$ 非奇异,可直接代入求解。

当 $m < n+1$ 时,方程是欠定的,存在无穷多个解,总体最小二乘方法可以给出最小范数解。

当 $m > n+1$ 时,方程是超定的,此时可以求出最优最小二乘近似解。

本文主要研究超定情况,首先计算增广矩阵 $B$ 的SVD,并存储右奇异值 $V$ :

$$\hat{B} = U \sum_p V^H \quad (16)$$

式中: $\sum_p = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_p, 0, \dots, 0)$ 是对角矩阵。

确定增广矩阵 $B$ 的有效秩 $p$ ,即参数向量中只有 $p$ 个是线性独立的。

根据最小二乘原理,求最小二乘解等价于使代价函数极小化,代价函数 $f(\alpha)$ 定义如下:

$$f(\alpha) = \alpha^H \left[ \sum_{i=1}^{10-p} [\hat{B}(i:p+i)]^H \hat{B}(i:p+i) \right] \alpha \quad (17)$$

定义 $(P+1) \cdot (P+1)$ 矩阵 $S^{(p)}$ :

$$S^{(p)} = \sum_{i=1}^{10-p} [\hat{B}(i:p+i)]^H \hat{B}(i:p+i) \quad (18)$$

如果令 $S^{-1(p)}$ 为矩阵 $S^{(p)}$ 的逆矩阵,则解向量 $\alpha$ 仅取决于逆矩阵 $S^{-1(p)}$ 的第1列。易知,欲求的TLS解 $\theta^p = [\theta_{\text{tls}}(1), \theta_{\text{tls}}(2), \dots, \theta_{\text{tls}}(p)]^T$ 由式(19)给出。

$$\theta_{\text{tls}}(i) = S^{-1(p)}(i+1, 1) / S^{-1(p)}(1, 1) \quad (19)$$

其中, $i=1, 2, \dots, p$ 。这个解为最优最小二乘近似解。

如果在测量时将激光雷达水平放置,这时俯仰角和横滚角为0,只需要估计偏航角这一个自由度完成点云位姿校准。式(11)中矩阵 $A, \theta$ 修改为:

$$\begin{aligned} A &= \begin{bmatrix} x_1 & z_1 & 0 \\ 0 & 0 & y_1 \\ z_1 & -x_1 & 0 \end{bmatrix} \\ \theta &= [\cos\vartheta \quad \sin\vartheta \quad 1]^T \end{aligned} \quad (20)$$

这时位姿矫正的复杂度大幅降低,只需要两个参考点就能完成参数估计,但由于地面不是绝对水平且,简单的定义 $y_2 = y_1$ 会产生额外的误差。

在激光雷达放置水平后,将其上抬一定的角度,使待测物体位于测量场景中,此时只有横滚角为0,需要估计偏航角和俯仰角两个自由度,式(11)中矩阵 $A$ 不变,旋转矩阵 $R$ 和参数矢量 $\theta$ 修改为:

$$\begin{aligned} R^* &= R_x(\gamma)R_y(\vartheta) = \\ \begin{bmatrix} \cos\vartheta & 0 & \sin\vartheta \\ \sin\gamma\sin\vartheta & \cos\gamma & -\sin\gamma\cos\vartheta \\ -\cos\gamma\sin\vartheta & \sin\gamma & \cos\gamma\cos\vartheta \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} a_1' & a_2' & a_3' \\ a_4' & a_5' & a_6' \\ a_7' & a_8' & a_9' \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$\theta = [a_1', a_2', a_3', a_4', a_5', a_6', a_7', a_8', a_9']^T \quad (21)$$

这种情况下的估计精度会高于 1 个自由度时的估计精度,但会小于 3 个自由度的估计精度。

2.3 点云配准

在点云配准过程中,点云数据密度越大所需要的坐标转换时间越长,计算内存越大,所以在进行配准前需要进行滤波和体素下采样来减少数据量,提高算法的计算效率,还能保存所扫描物体的关键轮廓<sup>[18]</sup>。激光雷达扫描物体时,除了主体部分还有大量的地面信息和远处的离群点,这些无关信息点与主体部分有明确的分界,彼此之间不重叠,因此可以使用直通滤波器对点云滤波,只保留特定区域的点。首先,从点云图确定 3 个维度上的过滤范围,并将其设置在滤波器中;其次,滤波器遍历输入点云中的每个点,检查其 3 个维度的坐标是否在指定的过滤范围中,如果在范围内则去除点,不在则保留;最后输出滤波后的点云。

体素下采样示意图如图 6 所示,图中实心的点为采样后的点。利用八叉树将点云空间划分为若干个体素网格,各体素是一个  $N \times N \times N$  立方体,覆盖了点云的每个区域,对于有  $m$  个点的体素,计算其质心  $P_c = (x_c \ y_c \ z_c)$  :

$$\left\{ \begin{aligned} x_c &= \frac{\sum_{i=1}^m x_i}{m} \\ y_c &= \frac{\sum_{i=1}^m y_i}{m} \\ z_c &= \frac{\sum_{i=1}^m z_i}{m} \end{aligned} \right. \quad (22)$$

选取其质心作为代表,用所有体素质心点组成的集合形成下采样后的点云。

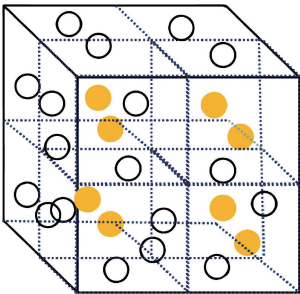


图 6 体素下采样示意图

Fig. 6 Schematic diagram of voxel downsampling

预处理完成后使用 ICP 算法进行精配准。基于欧氏距离的 ICP 算法先在目标点云  $P$  中取点集  $p$ ,在源点云  $Q$  中取出对应点集  $q$ ,通过式(6)计算两点之间的欧式距

离,使其最小;通过粗配准得到的转换矩阵对目标点云的点集  $p$  进行旋转和平移变换得到新的点集  $p'$ ;再次计算点集  $q$  与点集  $p'$  之间的欧式距离  $d$ ;如果距离  $d$  小于设置好的阈值或者达到设定好的迭代次数,则停止迭代计算,否则在源点云中重复取出点集,直至满足停止条件。

3 实验结果

实验平台的硬件环境和软件环境如表 1 所示。选取快速全局配准 (FGR)-ICP<sup>[19]</sup>、快速点特征直方图 (FPFH)-ICP<sup>[20]</sup>、正态分布变换 (NDT)-ICP<sup>[21]</sup>、RANSAC-TrICP<sup>[22]</sup>、KSS-ICP<sup>[23]</sup> 这 5 种点云配准领域应用较为广泛的方法进行对比试验,所提方法为 PPE-ICP。分别在点云数据集和采集到的多视角点云上进行配准实验,从误差分析、配准效果、配准效率 3 个方面进行评价。

表 1 实验条件

Table 1 Experimental conditions

名称	版本/配置
三维激光雷达	Titan M1
RTK 定位模块	WTRTK-4GR
上位机 CPU	i5-7500
操作系统	Windows 10
编程语言	MATLAB
点云数据库	斯坦福公开数据库 ModelNet40

3.1 配准算法对比

选取斯坦福和 ModelNet40 中的点云作为源点云,对源点云作相似变换,旋转角  $>30^\circ$ ,位移量随机。斯坦福模型中不同配准结果如图 7 所示,点云数在几十万左右。ModelNet40 模型中不同配准结果如图 8 所示,来自 ModelNet40 的测试数据集包含 1 235 个模型(由于有许多相似的模型,选择抽样率为 15% 的模型),点云数是 10 000。图中正对着的是源点云,经过随机角度旋转后生成目标点云。

在表 2 和 3 中,比较了不同方法的配准度评价结果,MSE 是误差均方的平均值,RMSE 是均方根误差的平均值,MAE 是平均绝对误差的平均值。计算对应点的欧几里得距离,生成 MSE、RMSE 和 MAE 的值。

表 2 斯坦福模型中不同配准方法的评价

Table 2 Evaluations for different registration methods in Stanford models

方法	RMSE	MSE	MAE
FPFH-ICP	$6.24 \times 10^{-4}$	$3.29 \times 10^{-6}$	$5.73 \times 10^{-4}$
FGR-ICP	$8.46 \times 10^{-5}$	$4.46 \times 10^{-7}$	$7.96 \times 10^{-5}$
NDT-ICP	$2.56 \times 10^{-3}$	$1.32 \times 10^{-5}$	$2.23 \times 10^{-3}$
RANSAC-TrICP	$6.72 \times 10^{-4}$	$3.54 \times 10^{-6}$	$3.97 \times 10^{-4}$
KSS-ICP	$6.32 \times 10^{-4}$	$3.97 \times 10^{-7}$	$5.95 \times 10^{-4}$
PPE-ICP (Our)	$6.28 \times 10^{-5}$	$3.31 \times 10^{-7}$	$5.71 \times 10^{-5}$

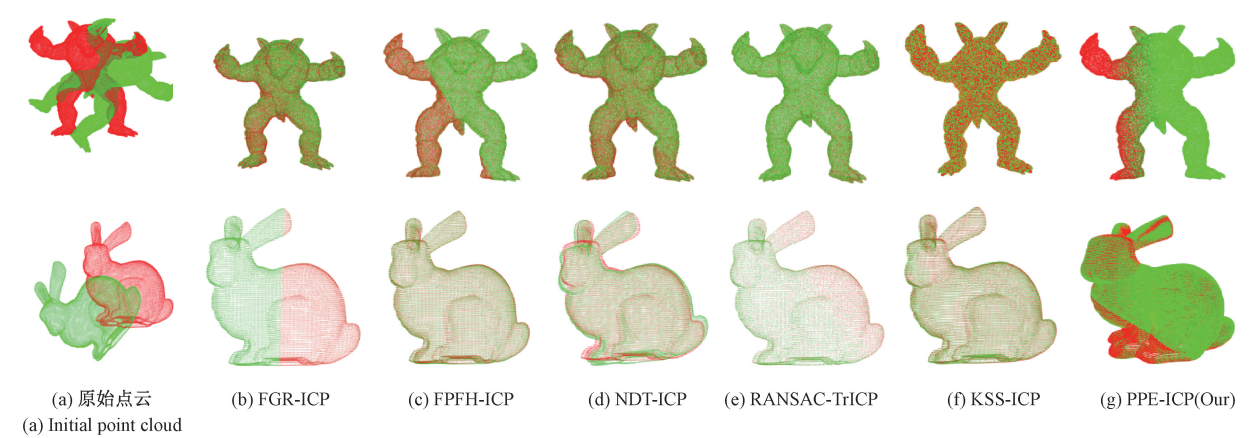


图 7 斯坦福模型中不同配准结果的比较

Fig. 7 Comparisons of different registration results in Stanford models

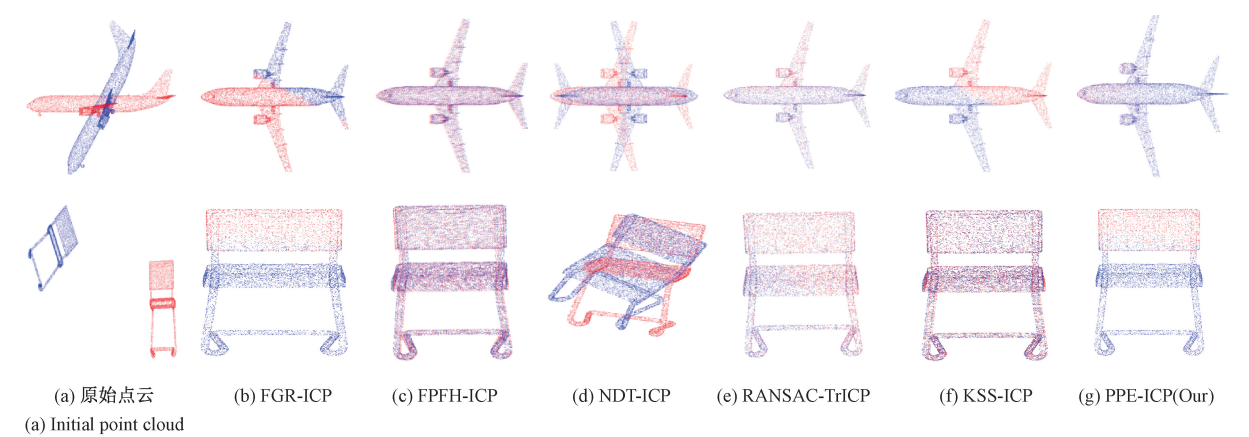


图 8 ModelNet40 模型中不同配准结果的比较

Fig. 8 Comparisons of different registration results in ModelNet40 models

表 3 ModelNet40 模型中不同配准方法的评价

Table 3 Evaluations for different registration methods in ModelNet40 models

方法	RMSE	MSE	MAE
FPFH-ICP	$1.16 \times 10^{-4}$	$1.16 \times 10^{-6}$	$1.03 \times 10^{-4}$
FGR-ICP	$1.01 \times 10^{-4}$	$1.01 \times 10^{-6}$	$8.48 \times 10^{-5}$
NDT-ICP	$1.13 \times 10^{-2}$	$1.09 \times 10^{-4}$	$9.51 \times 10^{-3}$
RANSAC-TrICP	$5.77 \times 10^{-3}$	$5.75 \times 10^{-5}$	$3.28 \times 10^{-3}$
KSS-ICP	$1.35 \times 10^{-2}$	$1.82 \times 10^{-4}$	$1.34 \times 10^{-2}$
PPE-ICP( Our )	$6.14 \times 10^{-6}$	$6.14 \times 10^{-8}$	$5.09 \times 10^{-6}$

观察表 2、3 和图 7、8 中的配准结果和评价指标,对于 FGR-ICP,结合了快速全局配准和 ICP 算法,配准效果好,这种方法对于斯坦福模型中大规模点云数据具有更高的准确性;对于 FPFH-ICP,在几组点云中都存在明显的错位,由于特征直方图的提取存在随机性,需要多次配准取平均值;对于 NDT-ICP,在几组点云配准中效果最差,NDT 算法在构建正态分布模型时会受到栅格大小选

择的影响,如果栅格选择不当,可能会影响配准效果,需要通过实验调整以获得最佳参数,相对来说使用不便;对于 RANSAC-TrICP,存在没有完全重合的点,且和 NDT-ICP 一样对参数敏感,需要通过实验确定区分阈值和迭代次数;对于 KSS-ICP,引入核稀疏采样策略,在处理大规模点云时尤其有效。在处理 ModelNet40 模型中的小点云时配准效果较差;对于 PPE-ICP,在不同点云数和不同结构的点云中均取得较好的配准结果。

3.2 配准时间对比

点云密度的不同会影响配准过程中基于距离的度量。因此,不同密度的配准效率对配准方法至关重要。本文使用点云下采样方法改变斯坦福数据集中 Lucy 点云的点密度,构建源点云数据集。在源点云数据集中加入随机相似变换,参数与对比配准效果中设置的一样。使用原始数据集作为目标点云数据集。表 4 是基于这两个数据集收集到的点云配准时间。



表 4 不同方法下不同尺度点云的时间成本  
Table 4 Time cost of point clouds with different scales for different methods

方法	5 000	10 000	50 000	100 000	200 000
FPFH-ICP	6. 93	8. 92	37. 04	70. 29	107. 2
FGR-ICP	4. 19	5. 34	35. 11	84. 28	252. 54
NDT-ICP	4. 75	5. 02	7. 29	12. 351	24. 79
RANSAC-TrICP	5. 39	6. 34	13. 83	22. 76	34. 74
KSS-ICP	5. 81	36. 54	40. 13	43. 72	57. 98
PPE-ICP( Our )	4. 41	4. 55	4. 95	5. 57	6. 55

对比表 4 中记录的结果,FGR-ICP 在进行全局配准时能得到更好的配准效果,但是时间成本随着点云数据量的增加而增大;FPFH-ICP 在特征提取过程中消耗更多的计算资源;而本文提出的 PPE-ICP 方法在粗配准中加入总体最小二乘估计,不需要进行大量的特征对比来寻找点之间的对应关系即可完成点云位姿矫正,通过 4 个对应参考点计算出两点云之间的转换矩阵后,无论点云数据量多少都只需要最简单的乘法就能完成点云配准,极大地减低了大规模点云配准的时间成本。

3. 3 残缺点云配准

点云重复度是影响点云配准方法的重要因素,当点

云重复度低时,意味着点云数据集中相似的点较少。这可能导致在特征提取和匹配阶段难以找到足够的对应点。特征匹配是点云配准中的关键步骤,它直接影响配准的精度和稳定性。当对应点数量不足或分布不均匀时,配准算法可能难以准确地计算出两个点云之间的变换关系,从而导致配准失败或结果不准确。图 9 是残缺点云的配准结果,表 5 是残缺点云 6 种不同配准方法的评价。

在第 1 组点云中,将完整点云 Armadillo 通过直通滤波的方式去除部分点云,生成两个残缺部分不同的点云,在其中一个点云中加入随机变换作为目标点云,图中左边的点云是源点云,右边的点云是目标点云。第 2 组选择重复度高的 TetahedronMultiple 点云,截取源点云左上角的半圆柱作为目标点云。观察图 9 结果可得,FPFH-ICP、NDT-ICP 和 RANSAC-TrICP 在两组残缺点云配准中,都存在错位;FGR-ICP 和 KSS-ICP 都存在大量未完全重合的点;PPE-ICP 在两组点云中,都存在少量未重合的点。对比表 5 中数据,FGR-ICP 比 KSS-ICP 配准效果更好,但是所需时间更长,PPE-ICP 无论是配准效果还是配准效率都要高于其他算法。

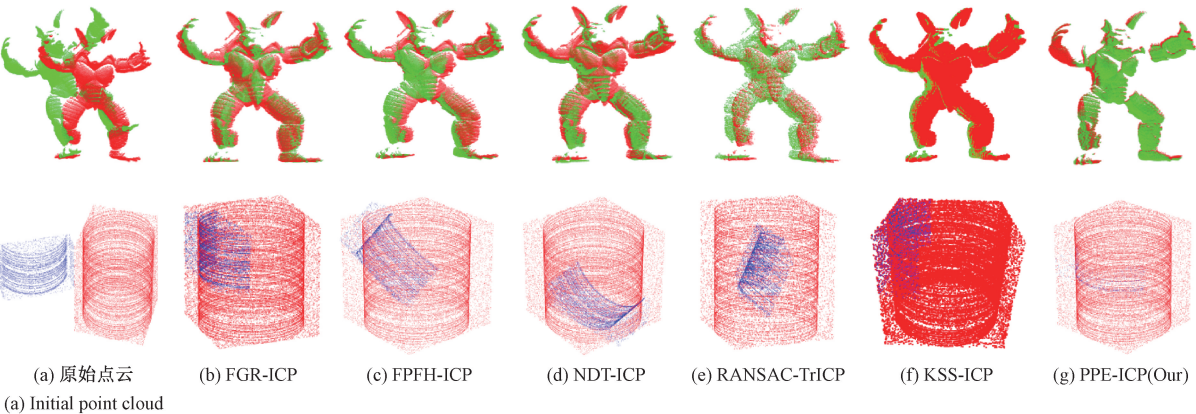


图 9 残缺点云不同配准结果的比较  
Fig. 9 Comparison of different registration results of incomplete point clouds

表 5 残缺点云中不同配准方法的评价  
Table 5 Evaluation of different registration methods for incomplete point clouds

方法	RMSE	MSE	MAE	TIME
FPFH-ICP	0. 009 1	$5. 25\times10^{-5}$	0. 006 9	11. 41
FGR-ICP	0. 004 8	$2. 77\times10^{-5}$	0. 003 4	11. 27
NDT-ICP	0. 006 1	$3. 51\times10^{-5}$	0. 004 6	9. 89
RANSAC-TrICP	0. 007 8	$3. 75\times10^{-5}$	0. 004 4	9. 67
KSS-ICP	0. 005 4	$2. 97\times10^{-5}$	0. 004 5	9. 07
PPE-ICP( Our )	0. 001 3	$7. 48\times10^{-6}$	0. 001 1	8. 91

3. 4 实地点云数据配准

实验所用系统如图 10 所示,图 10(a) 中上位机系统<sup>[16]</sup>承担数据接收、数据存储、数据处理等功能<sup>[4]</sup>。其中激光雷达驱动模块负责控制激光发射、接收反射信号、数据处理、时序同步和系统控制,而 LORA 无线接收器用于接收和解码 LoRa 无线信号。图 10(b) 中为实验所用的参考物体,十字架的中心为参考点。在测量场景中移动十字架能获取任一点的 LLA 坐标和 ECEF 坐标。

1) 点云预处理

在点云配准之前需要进行预处理,体素下采样指定



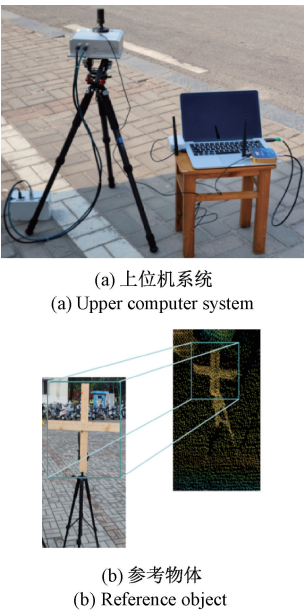


图 10 实验系统  
Fig. 10 Experimental system

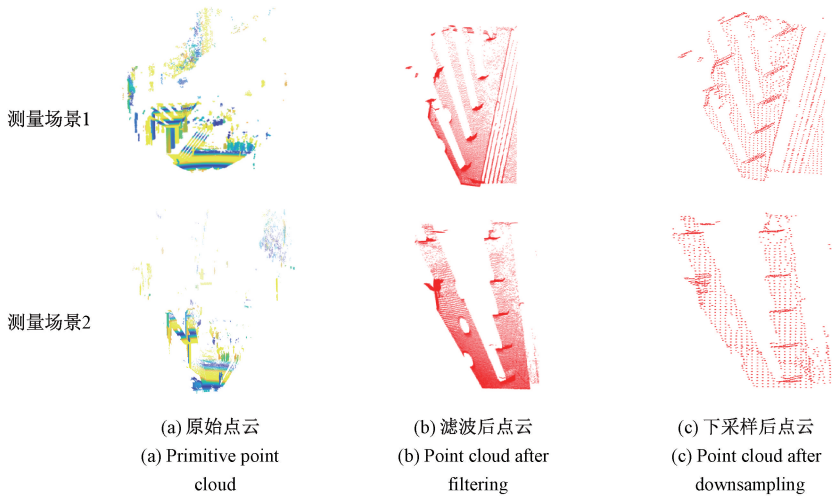


图 11 点云预处理  
Fig. 11 Point cloud preprocessing

表 7 各方法的平均旋转误差

Table 7 Average rotation error of each method			
方法	$X/(^{\circ})$	$Y/(^{\circ})$	$Z/(^{\circ})$
FPFH-ICP	0.553	0.979	0.272
FGR-ICP	0.519	0.335	0.253
NDT-ICP	0.467	0.913	0.222
RANSAC-TrICP	0.522	0.354	0.246
KSS-ICP	0.331	0.242	0.197
<b>PPE-ICP (Our)</b>	<b>0.069</b>	<b>0.050</b>	<b>0.095</b>

这种重复性较低的点云,FPFH 等粗配准方法在点云带有重复区域的情况下寻找匹配点对的能力差。而所提方法在粗配准阶段使用总体最小二乘估计,依靠少数已知

网格大小为 0.3。降采样前后的数据规模对比如表 6 所示。相比于直通滤波后的点云数,体素下采样后测量场景 1 中的点云数降低了 95%,测量场景 2 中的点云数降低了 97%。图 11 给出了原始点云、滤波后点云和体素下采样后的点云对比,在直通滤波后只留下建筑物主体,而体素下采样后点云点数明显减少,但是基本轮廓不变。

表 6 点云降采样前后对比

Table 6 Point cloud downsampling comparison			
	原始点云数	直通滤波后	体素下采样后
场景 1	87 120	41 055	1 969
场景 2	173 342	61 970	1 305

2) 误差分析

将对比方法与 PPE-ICP 分别应用于多视角点云配准,根据建筑物天花板的法向量计算各方法平均旋转误差,根据天花板棱角处顶点的距离计算平移误差。各配准方法的平均旋转误差、平均平移误差如表 7 和 8 所示。从表 7 和 8 可以看出,所提方法的平均参数误差最小,FPFH-ICP 方法的平均参数误差最大。对于所配准区域

点估计所有点的坐标转换矩阵,不需要提取两点云之间的特征进行配准,在不依赖于点云数据的情况下即可完成点云位姿矫正。

表 8 各方法的平均平移误差

Table 8 Average translation error of each method			
方法	$X/m$	$Y/m$	$Z/m$
FPFH-ICP	0.572	0.184	0.789
FGR-ICP	0.058	0.062	0.209
NDT-ICP	0.556	0.054	0.413
RANSAC-TrICP	0.888	0.264	2.093
KSS-ICP	0.139	0.103	0.253
<b>PPE-ICP (Our)</b>	<b>0.037</b>	<b>0.040</b>	<b>0.022</b>

为了验证参数估计的效果,分别选取自由度为 1、2 和 3 进行参数估计,根据此时估计出的结果对几个已知点进行位姿矫正,计算此时测量值和真实值之间的平均平移误差,结果记录如表 9 所示。自由度为 1 时,考虑的情况最少,精确度最差。自由度为 2 时,使用陀螺仪测量角度时存在误差。自由度为 3 时考虑了 3 个姿态角的测量误差,精度最高。

表 9 不同自由度时的平均平移误差  
Table 9 Average translation error of each method under different degrees of freedom

自由度	X/m	Y/m	Z/m
1	13.459	5.906	3.602
2	1.343	1.441	1.701
3	0.021	0.032	0.031

3) 配准效果分析

为了更直观的验证所提算法的有效性,FPFH-ICP 方法、FGR-ICP 方法、NDT-ICP 方法、RANSAC-TrICP 方法、KSS-ICP 方法与所提方法在实地点云数据中的配准效果如图 12 所示。从图 12(a)~(c) 可以看到,对于具有重复性但重叠程度较小的点云,5 种方法都无法完全还原出建筑物原型,在整个区域存在着不同程度上的错位。从图 12(d) 可以看到,PPE-ICP 方法配准后得到的建筑物模型较为完整,重叠部分能够很好的配准,非重叠部分也能补充完整,没有出现大面积的错位。

4 结 论

本文提出一种结合位姿参数估计和 ICP 算法的点云配准方法(PPE-ICP),有效提高了点云具有重复性且重叠程度低时的点云配准效果。使用位姿参数估计能在不依赖两点云数据的情况下,依靠提前设置的少量参考点估计整个点云的转换矩阵,不需要复杂的迭代运算,提高了配准效率;同时考虑到误差的影响,在参数估计之前,提出使用搜索算法寻找误差极小值,降低噪声的传播影响,在参数估计时使用总体最小二乘估计考虑到激光雷达的测量误差和定位软件的测量误差,增强了配准效果。但是,所提方法在精配准环节仍有未匹配成功的对应点对且需人工确定参考点,后续可以对精配准方法和参考点定位做进一步优化,提高配准精度和效率。

参考文献

[ 1 ] 彭维吉,李孝雁,黄飒. 基于地面三维激光扫描技术的快速地形图测绘[J]. 测绘通报,2013(3): 70-72.  
PENG W J, LI X Y, HUANG S. Rapid topographic mapping using terrain 3D laser scanning technique[J].

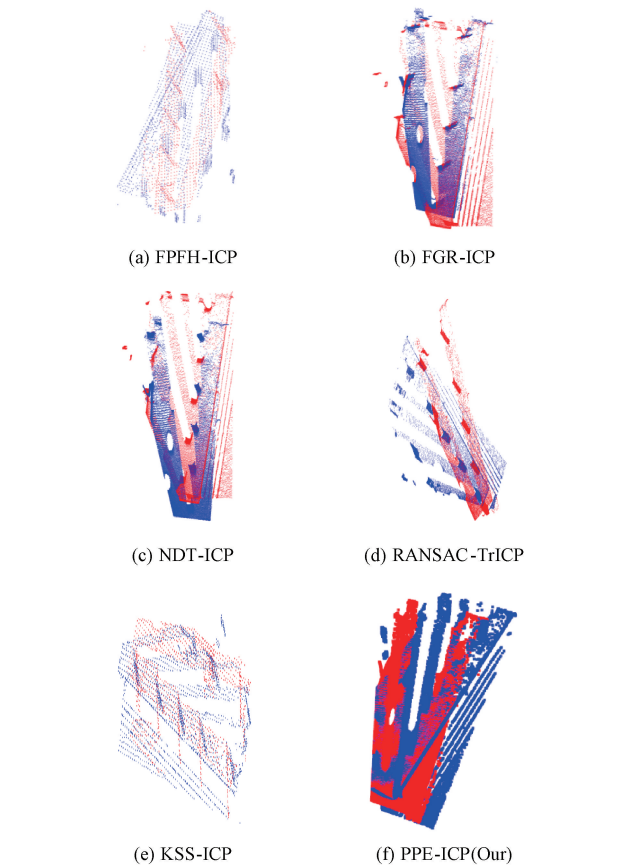


图 12 配准效果图  
Fig. 12 Registration renderings

Bulletin of Surveying and Mapping, 2013(3): 70-72.  
[ 2 ] 周治国,曹江微,邸顺帆. 3D 激光雷达 SLAM 算法综述[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(9): 13-27.  
ZHOU ZH G, CAO J W, DI SH F. Overview of 3D Lidar SLAM algorithms [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(9): 13-27.  
[ 3 ] ZHANG X, GLENNIE C, KUSARI A. Change detection from differential airborne LiDAR using a weighted anisotropic iterative closest point algorithm [ J ]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015, 8(7): 3338-3346.  
[ 4 ] WANG M L, LI Y, YANG Y, et al. Localization and mapping in urban area based on 3D point cloud of autonomous vehicles [ J ]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2016, 25(4): 473-482.  
[ 5 ] HE Y, LIANG B, YANG J, et al. An iterative closest points algorithm for registration of 3D laser scanner point clouds with geometric features [ J ]. Sensors, 2017, 17(8): 1862-1862.  
[ 6 ] 王飞鹏,肖俊,王颖,等. 一种基于高斯曲率的 ICP 改进算法 [ J ]. 中国科学院大学学报, 2019, 36(5):

- 702-708.
- WANG F P, XIAO J, WANG Y, et al. A point cloud registration algorithm based on improved particle swarm optimization[J]. *Geomatics Science and Technology*, 2019, 36(5):702-708.
- [7] LV C, LIN W, ZHAO B. KSS-ICP: Point cloud registration based on Kendall shape space[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2023, 32: 1681-1693.
- [8] LIU Y, KONG D, ZHAO D, et al. A point cloud registration algorithm based on feature extraction and matching[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2018, 2018:1-9.
- [9] 周勇,吕琛,侯福金,等. 基于坐标转换的多路侧激光雷达数据配准方法[J]. *山东大学学报(工学版)*, 2022, 52(6):41-49.
- ZHOU Y, LYU CH, HOU F J, et al. Data fusion method of multi roadside LiDAR based on coordinate transformation[J]. *Journal of Shandong University (Engineering Science)*, 2022, 52(6): 41-49.
- [10] 陈慧娴,吴一全,张耀. 基于深度学习的三维点云分析方法研究进展[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(11): 130-158.
- CHEN H X, WU Y Q, ZHANG Y. Research progress of 3D point cloud analysis methods based on deep learning[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(11): 130-158.
- [11] SUZUKI S, NAKAZAWA D, NONAMI K, et al. Attitude control of small electric helicopter by using quaternion feedback[J]. *Journal of System Design and Dynamics*, 2011, 5(2): 231-247.
- [12] 陈映秋,旷俭,牛小骥,等. 基于车轮安装惯性测量单元的车载组合导航[J]. *中国惯性技术学报*, 2018, 26(6):799-804.
- CHEN Y Q, KUANG J, NIU X J, et al. Vehicle integrated navigation based on wheel-mounted inertial measurement unit[J]. *Journal of Inertial Technology of China*, 2018, 26(6):799-804.
- [13] 虎勇,吕辉岩,李绍荣,等. MEMS 姿态传感器在边坡表面位移监测的应用研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(7): 53-61.
- HU Y, LYU H Y, LI SH R, et al. Study on application of MEMS attitude sensor in slope surface displacement monitoring[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(7):53-61.
- [14] 黄立人,高砚龙,任立生. 关于 NEU(ENU) 坐标系[J]. *大地测量与地球动力学*, 2006(1): 97-99.
- HUANG L R, GAO Y L, REN L SH. On NEU(ENU) coordinate system[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2006(1): 97-99.
- [15] 李翔,张鹏,唐妍梅. 用于三维姿态估计的双矢量并行卡尔曼滤波[J]. *国外电子测量技术*, 2022, 41(6): 60-64.
- LI X, ZHANG P, TANG Y M. Dual-vector parallel Kalman filter for three-dimensional attitude estimation[J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2022, 41(6): 60-64.
- [16] 杨仕平,范东明,龙玉春. 基于整体最小二乘法的任意旋转角度三维坐标转换[J]. *大地测量与地球动力学*, 2013, 33(2): 114-119.
- YANG SH P, FAN D M, LONG Y CH. Three dimensional coordination transformation adapted to arbitrary rotation angle based on total least squares method[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2013, 33(2): 114-119.
- [17] 华枝发,张兰,岳显昌,等. 高频地波雷达无线数据传输系统设计[J]. *电子测量技术*, 2021, 44(1): 151-158.
- HUA ZH F, ZHANG L, YUE X CH, et al. Wireless data transmitting system design of high frequency surface wave radar[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2021, 44(1): 151-158.
- [18] 耿磊,曹春鹏,肖志涛,等. 基于激光雷达的多视角点云配准方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(12): 476-483.
- GENG L, CAO CH P, XIAO ZH T, et al. Multiview point cloud registration method based on laser radar[J]. *Laser and Optoelectronics Progress*, 2022, 59(12): 476-483.
- [19] ZHA Y J, CHEN M, LU SH L. Research on point cloud registration of industrial parts based on FGR-ICP algorithm[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 1941(1):012014.
- [20] 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 ZH 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.
- [21] SHI X Y, PRNG 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.
- [22] WEN C W, HUANG S C. A LiDAR point cloud registration method combining linear feature extraction and TrICP algorithm[J]. *Multimedia Systems*, 2023,

29(6):3209-3221.

[23] LV C, LIN W, ZHAO B. KSS-ICP: Point cloud registration based on Kendall shape space [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2023, 32: 1681-1693.

作者简介



**龚国强**,1998 年于兰州大学获得学士学位,2005 年于三峡大学获得硕士学位,2010 年于同济大学获得博士学位,现为三峡大学计算机与信息学院教授,主要研究方向为检测技术与自动化装置、无线通信技术等。  
E-mail: guoqiang\_gong@ 163. com

**Gong Guoqiang** received his B. Sc. degree from Lanzhou University in 1998, M. Sc. degree from Three Gorges University in 2005 and Ph. D. degree from Tongji University in 2010, respectively. Now he is a professor at the School of Computer and Information Studies, Three Gorges University. His main research interests include detection technology and automation devices, wireless communication technology, et al.



**田演**(通信作者),2023 年于三峡大学获得学士学位,现为三峡大学计算机与信息学院研究生,主要研究方向为点云配准。  
E-mail: tian\_yan2023@ 163. com

**Tian Yan** ( Corresponding author ) received her B. Sc. degree from Three Gorges University in 2023. Now she is a M. Sc. candidate at the School of Computer Science and Information Science, Three Gorges University. Her main research interest includes point cloud alignment.



**夏鑫宇**,2023 年于三峡大学获得学士学位,现为三峡大学计算机与信息学院研究生,主要研究方向为地图重建。  
E-mail: sunville789@ 163. com

**Xia Xinyu** received his B. Sc. degree from Three Gorges University in 2023. Now he is a M. Sc. candidate at the School of Computer Science and Information Science, Three Gorges University. His main research interest includes map reconstruction.