

## 结合地面点和杆状物的车载激光点云自动配准方法

许梦兵<sup>1,2\*</sup>, 刘先林<sup>3</sup>, 仲雪婷<sup>1</sup>, 张攀科<sup>1,2</sup>, 陈思耘<sup>1,2</sup><sup>1</sup>首都师范大学资源环境与旅游学院, 北京 100048;<sup>2</sup>北京四维远见信息技术有限公司, 北京 100070;<sup>3</sup>中国测绘科学研究院, 北京 100830

**摘要** 针对车载激光扫描在重访道路时多趟点云的配准问题,提出一种地面点和杆状物结合的点云配准方法。配准前通过梯度算法提取地面点,依据空间相对分布关系对目标点集与待配准点集进行自动配对。考虑到传统迭代最近点(ICP)算法对初始位置要求高等局限性,采取先高程后平面的配准步骤:首先高程配准,基于地面点使用体素滤波器强化地形特征,通过利用距离约束条件来获取准确匹配点序列并计算初始配准参数,为精确配准提供良好的位姿信息;其次平面配准,以杆状物为配准基元,在利用直通滤波限定杆柱状剖面的基础上添加表面曲率特征,并设定阈值剔除错误邻近点对,从而提高配准精度和速度;最后根据线性内插实现长路线点云平滑。实测数据验证了该方法的有效性,三轴配准参数残差低于 4 cm,均方根误差在 3 cm 左右,配准效率较高,可为大场景车载激光点云的配准提供技术参考。

**关键词** 图像处理; 车载激光扫描; 点云配准; 地面滤波; 杆状特征; 表面曲率阈值; 迭代最近点算法

**中图分类号** P237 **文献标志码** A

**DOI:** 10.3788/CJL220689

## 1 引言

点云是实景三维(3D)重建任务中极为关键的数据源,目前智慧化城市的迅猛发展对点云数据的采集精度和效率提出了更高的要求。车载移动测量系统<sup>[1]</sup>因其测量精度高、速度快和信息丰富等优势,在众多行业部门得到广泛的应用。然而,该设备在城市区域作业时,受传感器测量角度和车辆、行人等移动物遮挡的限制<sup>[2]</sup>,单次扫描所获取的地物点云容易产生缺失的问题。为了获取地物更为详细的空间信息,车载系统在同一路线会通过往返两次或者多次扫描的方式来采集数据。当全球导航卫星系统(GNSS)卫星信号良好时,车载组合导航的实时定位定姿精度较高,点云的定位精度可达厘米级。但是受城区高架桥和高层建筑的遮挡,GNSS信号时常受到干扰,系统所依赖的定位精度逐渐降低<sup>[3-4]</sup>,所解算出的重访道路点云出现分层和偏移问题。为了改善车载点云数据质量,还原场景地物完整的外表面信息,需要通过点云配准技术修正点云的位置偏差。

在车载激光点云数据处理中,点云配准是重要的前提工作。快速有效地实现多源点云融合,是克服单次扫描数据缺失的重要方法之一。目前,众多学者对点云配准算法<sup>[5]</sup>进行了探究,并且针对不同数据源衍生出了相关的优化方法。赵文更等<sup>[6]</sup>提出了一种融合反

射强度图像的地铁隧道点云自动配准算法,该方法首先将激光点云投影生成反射强度图像,随后采用规则网格分割提取匹配,生成均匀分布的同名点对应关系,完成了点云数据的自动配准,但是配准精度依赖于强度图像同名点的对应关系。Fu等<sup>[7]</sup>将点云转化为图形并提取点的深层特征,以基于深度图匹配的思想获取拓扑结构,从而生成更稳定的对应关系来实现高精度配准。李鹏等<sup>[8]</sup>提出了一种基于端点拟合、直线拟合虚拟特征点的拟合算法,在虚拟特征点提取过程中考虑了原始特征点误差和权重的影响,实现了高效率的三维点云粗配准。Lu等<sup>[9]</sup>利用HRegNet高效分层网络构建关键点对应关系,并为关键点匹配引入了双边共识和邻域共识,在大型户外点云数据集上配准效果较好。孙培芪等<sup>[10]</sup>提出了一种基于特征点提取与配对的配准算法,首先利用尺度不变特征转换(SIFT)算法提取公共特征点,根据特征点法向量的欧氏距离构建对应点对,并依据法向量夹角进行提纯,提高了特征点对的匹配准确度,但算法配准精度对特征点对要求较高。综上,基于点云配准算法的应用研究主要集中在地面固定站、室内和地下空间等领域<sup>[11-13]</sup>,针对车载点云配准的研究相对较少。车载移动测量系统因测区环境和作业方式的特殊性,点云数据具有地物类型复杂、离散噪点多和场景规模大等特点,直接利用算法进行配准精

收稿日期: 2022-03-21; 修回日期: 2022-04-27; 录用日期: 2022-05-07; 网络首发日期: 2022-05-17

基金项目: 国家自然科学基金(42071444)

通信作者: \*2210901009@cnu.edu.cn

度不高且效率较低,难以满足实际工程项目的需求。

针对车载系统在重访道路时多次扫描点云位置不一致的问题,上述方法在点云配准方面还存在一定的局限性。本文通过分析城市道路场景的点云特征,提出了一种结合地面点和杆状物的点云配准技术方案。该方法从地面点提取、点集自动配对和点云精配准等方面入手,选取了测区中典型的地面点和杆状地物作为配准基元,结合体素滤波、空间距离约束和限定曲率阈值等条件改进的迭代最近点(ICP)算法求解旋转矩阵和平移向量,实现了不同位置重访点云的精确配准。

## 2 车载激光点云自动配准方法

如图 1 所示,对基于地面点和杆状物的改进 ICP

配准方法的研究主要分为以下三个部分。(1)数据预处理阶段,在地面滤波的基础上,利用里程分割划分小范围点云,通过地面点极值范围计算两片点云重叠面积并限制高程差,用以自动生成稳定的目标点集和待配准点集配对关系。(2)在点云精配准阶段,将配准过程划分为基于地面点的高程配准和基于杆状物的平面配准两个步骤,各自提出相应的 ICP 算法改进措施,优化邻近点对并求解变换矩阵;考虑到分段后点云在同一连续长路段偏移程度不一致的问题,基于线性内插对点云数据进行平滑,生成统一坐标系下的点云配准成果。(3)与当前一些主流算法进行对比实验,评估和验证所提方法对车载激光点云数据的配准效果。

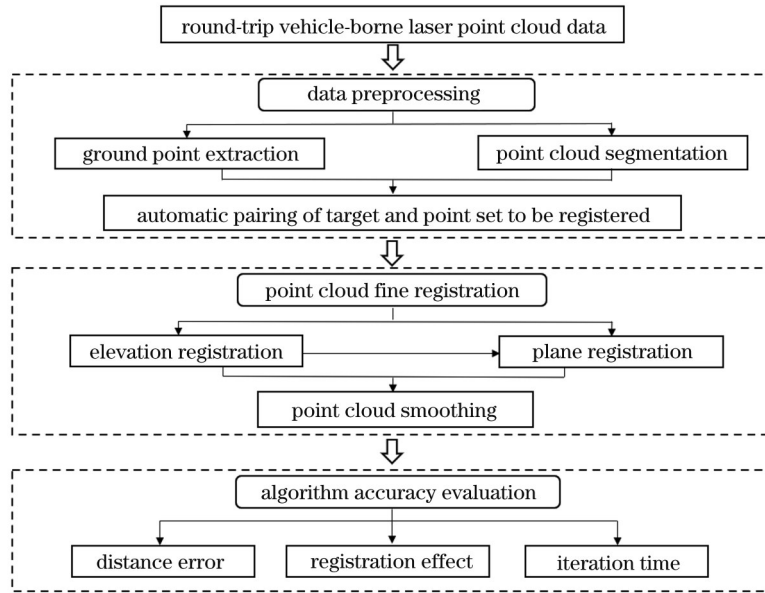


图 1 总体技术流程图

Fig. 1 Overall technical flowchart

### 2.1 点云数据滤波与地面点提取

一般说来,城市道路地面点云连续平滑,地形坡度起伏较小,能够客观地反映同一区域重访点云之间的高程偏差,适合作为高程配准的源数据。本文使用梯度算法<sup>[14]</sup>进行地面点提取,该方法仅利用基准点与周围点的位置关系即可完成滤波,速度快且鲁棒性强。然而,车载系统一般所处外业测量环境复杂,仅使用单一的梯度算法还存在空中悬浮噪点的问题。针对上述情况,本文将梯度算法与高程密度分布滤波方法相结合,用以高效精准地提取地面点数据。步骤如下。

(1) 获取源点云在  $X, Y$  方向的坐标极值  $(X_{\min}, X_{\max})$  和  $(Y_{\min}, Y_{\max})$ , 并以此为基准建立空间格网。格网行列数计算公式如下:

$$N_w = \frac{X_{\max} - X_{\min}}{L_{\text{unit}}}, \quad N_l = \frac{Y_{\max} - Y_{\min}}{L_{\text{unit}}}, \quad (1)$$

式中:  $N_w$  和  $N_l$  分别为格网行列数;  $L_{\text{unit}}$  为格网边长。

(2) 计算点云中任意一点  $J_i(X_i, Y_i, Z_i)$  的格网位

置和格网编号:

$$J_{w,\text{id}} = \frac{X_i - X_{\min}}{L_{\text{unit}}}, \quad J_{l,\text{id}} = \frac{Y_i - Y_{\min}}{L_{\text{unit}}}, \quad (2)$$

$$J_{\text{ser\_num}} = (J_{l,\text{id}} - 1) \times N_w + J_{w,\text{id}} \quad (3)$$

(3) 如图 2 所示,  $S(X_{S,\min}, Y_{S,\min}, Z_{S,\min})$  点为格网内的最低点, 点云梯度  $G_{J,S}$  由  $J$  点和  $S$  点的高程差值与平面距离计算得出:

$$G_{J,S} = \tan \theta_{J,S} = \frac{Z_i - Z_{S,\min}}{\sqrt{(X_i - X_{S,\min})^2 + (Y_i - Y_{S,\min})^2}} \quad (4)$$

依据此原理进行迭代运算, 检索所建立的每一个空间格网, 计算其中任意一点与该格网内最低点的梯度数值, 直至遍历所有点。

(4) 由式(4)可知, 点云梯度与格网最低点的平面距离和高程值密切相关, 而地物点一般位于地面点云的高处, 与地面点梯度差异较为明显, 将步骤(3)所得

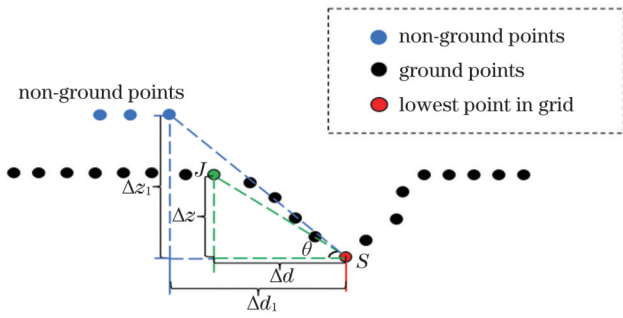


图 2 梯度计算示意图

Fig. 2 Schematic diagram of gradient calculation

结果与预设的梯度阈值进行比较,可以快速滤除大部分非目标点云。然而,由于城市区域的行道树、建筑等高层地物点云密集,高程变化小且距离较近,算法容易出现误识别,造成部分残余点云悬浮于地面之上。

(5) 经过梯度滤波后的点云数据,在高程方向呈现出“高疏低密”的特点,总体表现为近地面点云密集,而空中点云相对稀疏。基于此,本文在梯度算法的基础上,利用基于高程的密度分布函数对剩余点云进行二次处理,可以快速得出地面点高程在全部点云中所占的分布比例,以此为分类依据剔除无效噪点,实现地面点云的精准提取。

### 2.2 目标点集与待配准点集的自动配对

点云配准的前提是构建目标点云与待配准点云的对对应关系。车载激光点云具有场景大、路线长等特点,尤其是定位定向系统(POS)位姿误差随时间累积,导致重访点云出现分米甚至米级的位置偏差。为了修正同一长路段多趟点云间的非刚性形变,首先需要对点云进行小单位分段,并假设单位内点云具有一致性偏差,间隔单位外点云根据内插进行改正。考虑到车载

系统外业测量时因交通路况限制速度不稳定的问题,本文采用基于里程分割的方式进行分段,以多段点云作为配准的基本处理单元。分段后待配准点云与目标点云需合理分配对应,里程分割过长则形变过大,单位内点云一致性偏差假设不成立,计算效率低;里程分割过短则缺少同名特征,算法难以寻找配准关系,鲁棒性差。

如图 3 所示,以两段同一路线往返点云数据为例,本文依据两者在二维(2D)平面的空间位置来构建对应关系。首先获取分段后两个地面点集在 X 和 Y 方向的坐标极值,图中黑色和蓝色矩形框分别表示各自建立的虚拟空间范围,然后利用下式计算两片点云之间的二维重叠面积:

$$\begin{cases} W = \min(X_{d\_max}, X_{m\_max}) - \max(X_{d\_min}, X_{m\_min}) \\ L = \min(Y_{d\_max}, Y_{n\_min}) - \max(Y_{d\_min}, Y_{m\_max}) \\ S = L \times W \end{cases} \quad (5)$$

式中: S 为两片地面点集二维重叠面积;  $(X_{d\_min}, X_{d\_max}, Y_{d\_min}, Y_{d\_max})$  为待配准点集极值坐标;  $(X_{m\_min}, X_{m\_max}, Y_{n\_min}, Y_{m\_max})$  为目标点集极值坐标。

计算结果如图 3 中蓝色阴影区域所示。仅依靠平面交叉面积的配对方式准确度不够高,同一区域重访点云容易产生误配对,主要是与地面存在上下分层的桥梁(如立交桥)。鉴于此,计算两片地面点集的高程均值并赋值给中心点:

$$|Z_{d\_mean} - Z_{mn\_mean}| = \left| \frac{1}{d_{num}} \sum_{i=1}^{d_{num}} D_{zi} - \frac{1}{mn_{num}} \sum_{i=1}^{mn_{num}} MN_{zi} \right| < 5, \quad (6)$$

式中:  $Z_{d\_mean}, Z_{mn\_mean}$  分别为待配准点集和目标点集所有高程点均值。

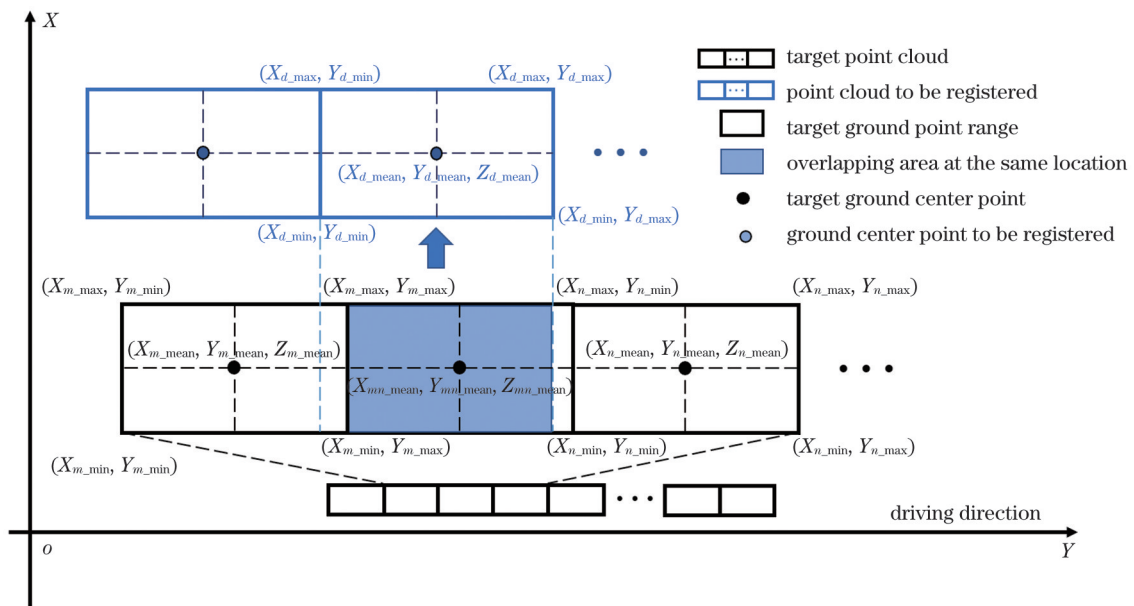


图 3 同一路往返地面点云重叠区域

Fig. 3 Overlapping area of round-trip ground point clouds of the same road

利用这种方法,将重访点云之间的高度差限制在 5 m 范围之内,能有效避免点集间的错误匹配。基于上述方案,结合二维重叠面积和上下高程差等条件进行联合约束,当两片点集满足预先设定的阈值时,所配对的目标点云和待配准点云之间具有稳健的刚性对应关系。

### 2.3 高程配准

通常,点云配准可以划分为两个步骤:对两片点云进行粗配准,使点集之间彼此靠近,为精配准提供一个良好的初始状态;在粗配准的基础上,选用合适的算法,实现点集之间的高精度配准。基于最小二乘法的 ICP 算法<sup>[15-16]</sup>是经典的点云精配准方法,该算法通过寻找待配准点集中每个点在目标点集中的最邻近点,构成对应点对关系并求解出旋转和平移矩阵,在迭代计算的前提下,使待配准点集逐渐靠近目标点集,直至在满足一定的距离误差函数条件下完成配准。

车载系统的点云精度受多方面因素影响,其中系统本身的 POS 定位定姿误差<sup>[17]</sup>是导致重访点云位置

偏移的主要误差来源。通常,POS 系统由 GNSS、惯性测量单元(IMU)和里程计(DMI)三个核心传感器组成。当系统 GNSS 定位信号受到遮挡间断失锁时,在一定时间内,高精度的 IMU 能够独立且精准地获取整个载体的姿态变化,借助组合导航解算方法有效抑制姿态误差对系统位置的影响;里程计辅助对 GNSS 中断时车载导航精度也有很大的提高。在各种因素共同影响下,最终重访点云出现的误差主要是高程和平面偏移误差。当车载系统长时间处于林地或胡同等 GNSS 信号长距离失锁作业环境时,受 POS 系统硬件性能的限制,除了三轴平移偏差之外,点云还将出现显著的空间旋转问题,给点云精确配准造成了很大的挑战。针对直接利用 ICP 算法配准车载点云存在的局限性,本文将配准过程划分为两个步骤,即基于地面点的高程配准和基于杆状物的平面配准,各自设计不同的技术方案。相比于高程配准,平面配准难度较大,因此先进行以地面点为配准基元的高程方向配准,可为平面配准提供稳健的初始位姿。核心方法流程如图 4 所示。

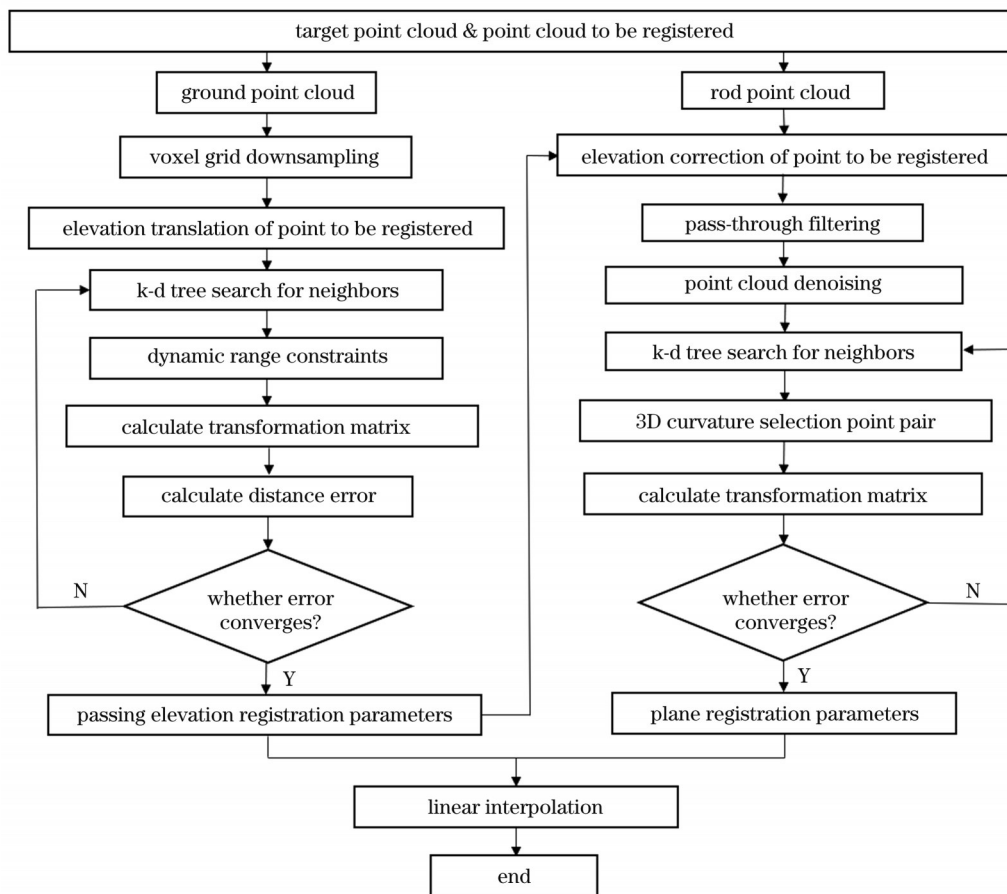


图 4 算法流程图

Fig. 4 Flowchart of proposed algorithm

车载系统在测区同一路段往返点云所处空间位置不同,其中最为明显的特点就是存在上下高度的偏差。高程配准的目的是以重访道路的地面点为配准基元,通过改进后的 ICP 算法消除多趟点云之间的高程差,

实现高程数值统一。算法的具体实现步骤如下。

(1) 首先依据 2.1 节的地面滤波方法提取地面点,得到目标地面点集  $M$  和待配准地面点集  $N$ ,利用体素网格下采样算法精简点云数量,在保留主要地形特征

的前提下加速配准过程,计算公式如下:

$$(M_j, N_d) = F_{\text{voxel\_grid}}(M, N), \quad (7)$$

式中: $M_j$ 和 $N_d$ 分别为下采样后的目标地面点集和待配准地面点集; $F_{\text{voxel\_grid}}$ 为体素滤波方法。

(2) 基于两片地面点云的空间分布关系,利用两个点集之间的Z轴方向差值对待配准地面点集做初始高程平移,使其快速靠近目标地面点集,减少无效计算:

$$N'_d = N_{d,z} + (M_{jz,\text{mean}} - N_{dz,\text{mean}}), \quad (8)$$

式中: $N'_d$ 为高程平移后的待配准点集; $M_{jz,\text{mean}}$ 和 $N_{dz,\text{mean}}$ 分别为对应地面点集的高程均值。

(3) 传统 ICP 算法一般基于欧式距离最近的准则<sup>[18]</sup>来寻找邻近点对,这种方式在点云数据量较大时计算速度十分缓慢。为此,本文引入了 k-d tree 算法来加速搜索最邻近点,k-d tree 计算结果会得出对应点对之间的索引位置 $K_{\text{index}}$ 和空间距离 $K_{\text{distance}}$ ,其中索引位置用于获取对应的目标地面点三维坐标,空间距离表示邻近点的位置关系,可以描述为

$$K_{\text{index}}, K_{\text{distance}} = F_{\text{kd\_tree}}(M_j, N'_d, d_{\text{lim}}), \quad (9)$$

式中: $M_j$ 和 $N'_d$ 分别为目标地面点集和待配准地面点集三维坐标; $d_{\text{lim}}$ 表示仅返回该距离内的邻近点。

(4) 针对 ICP 算法易陷入局部最优解的问题,本文在高程配准阶段设计了一种动态范围因子。在算法迭代计算时,该范围因子随着迭代次数的增加而逐渐缩减,利用愈发精准的距离约束来遴选更有效的邻近点对序列,使算法的最小二乘函数始终沿着最优的趋势收敛,加速迭代过程并提高配准精度。动态范围因子设计如下:

$$L_{\text{dist\_para}} = L_{\text{upper\_limit}} - N_{\text{iter}} \times L_{\text{iter\_unit}} (L_{\text{dist\_para}} \geq L_{\text{lower\_limit}}), \quad (10)$$

式中: $L_{\text{dist\_para}}$ 为迭代次数对应的动态范围阈值; $L_{\text{upper\_limit}}$ 为邻近点对最大限制距离; $N_{\text{iter}}$ 为算法迭代次数; $L_{\text{iter\_unit}}$ 为每一次迭代递减单位; $L_{\text{lower\_limit}}$ 为邻近点对最小限制距离。

(5) 考虑到车载设备和复杂测区环境对同一路段重访点云精度的影响,为了快速获取 $M_j$ 和 $N'_d$ 之间精准的位置关系,本文根据 GNSS 信号失锁时间和三轴旋转偏移度划分矩阵计算方式,具体描述如下。

首先,针对 GNSS 信号在较短时间内间断性失锁,重访道路点云主要出现高程和平面误差的情况,以单位矩阵替代原始旋转矩阵 $R_{mn}$ ,利用邻近点对的质心方程计算三轴平移矩阵 $T_{mn}$ :

$$\begin{cases} R_{mn} = E_3 (T_{\text{limit}} \leq T_{\text{loss\_max}} \wedge e_{\text{tpy}} < T_{\text{axis\_max}}) \\ [c_{mX}, c_{mY}, c_{mZ}] = \frac{1}{P_{\text{dist\_para}}} \sum_{i=1}^{P_{\text{dist\_para}}} M_{ji} \\ [c_{nX}, c_{nY}, c_{nZ}] = \frac{1}{P_{\text{dist\_para}}} \sum_{i=1}^{P_{\text{dist\_para}}} N'_{di} \\ T_{mn} = [c_{mX}, c_{mY}, c_{mZ}] - [c_{nX}, c_{nY}, c_{nZ}] \end{cases}, \quad (11)$$

式中: $E_3$ 为3阶单位矩阵; $T_{\text{limit}}$ 表示两片点云数据的采集时间间隔; $T_{\text{loss\_max}}$ 为GNSS持续失锁时间阈值; $\wedge$ 表示“且”; $e_{\text{tpy}}$ 表示 $M_j$ 和 $N'_d$ 之间的旋转姿态误差; $T_{\text{axis\_max}}$ 为三轴旋转偏移度阈值; $[c_{mX}, c_{mY}, c_{mZ}]$ 和 $[c_{nX}, c_{nY}, c_{nZ}]$ 分别为两片地面点集对应点对的质心坐标; $P_{\text{dist\_para}}$ 为 $L_{\text{dist\_para}}$ 范围内的对应点对数目。

然后,当GNSS长时间和长距离处于失锁状态,并且载体所累积的姿态旋转误差大于预设阈值时,利用奇异值分解法(SVD)<sup>[19]</sup>计算旋转和平移矩阵:

$$(R_{mn}, T_{mn}) = \arg \min_{RT} \sum_{i=1}^{P_{\text{dist\_para}}} \|M_j - (R_{mn} N'_d + T_{mn})\|^2. \quad (12)$$

(6) 在动态约束邻近点对范围的情况下获取索引位置和索引对应的有效点对的空间距离 $K_{\text{dist\_para}}$ ,并以距离平方和的均值表示每一次迭代误差 $E_{\text{iter}}$ :

$$E_{\text{iter}} = \frac{1}{P_{\text{dist\_para}}} \left( \sum_{i=1}^{P_{\text{dist\_para}}} K_{\text{dist\_para}} \right)^2. \quad (13)$$

(7) 利用矩阵 $(R_{mn}, T_{mn})$ 对待配准点集 $N'_d$ 的每个点进行变换,变换后的点集用 $N''_d$ 表示:

$$N''_d = N'_d \cdot R_{mn} + T_{mn}. \quad (14)$$

(8) 针对往返车载激光地面点云配准的特点,在高程配准阶段设置以下两个迭代结束条件:

①  $E_{\text{iter}}$ 小于预先给定的误差阈值且连续两次距离平方和均值之差的绝对值小于等于前后差阈值,即

$$E_{\text{iter}} < \sigma \wedge |E_{\text{pre\_iter}} - E_{\text{iter}}| \leq \sigma_{\text{dif}}, \quad (15)$$

式中: $\sigma$ 表示预设的误差阈值; $E_{\text{pre\_iter}}$ 表示前一次迭代误差; $\sigma_{\text{dif}}$ 表示前后差阈值。

② 大于预设的最大迭代次数。

满足以上任一条件,停止迭代计算;否则,重新执行步骤(3)~(8),直至满足误差函数要求。

(9) 获取满足最终收敛条件的变换矩阵 $(R_{mn}, T_{mn})$ ,并将该矩阵作为一个初始变量加入到点云的平面配准过程中。

## 2.4 平面配准

经过高程配准的点云数据已经具有了较好的初始位姿,但是为了还原重访点云中同一地物更为完整的三维信息,还需进行平面方向的精确配准。传统 ICP 算法仅利用点与点之间的位置关系即可实现目标,计算过程简单直接,但应用于场景庞大的车载点云时存在效率低和精度不佳的问题。为此本文以杆状物为平面配准基元,利用基于对象的改进 ICP 算法实现点云精配准。

### 2.4.1 配准基元获取

通常,车载系统以城市和高速公路为主要作业区域,杆状物作为上述区域中含量丰富且相对稳定和规整的地物类型,具有较为显著的对象特征,比较适合作为平面方向配准的源数据。本文主要以行道树的树干和路灯为杆状目标,其中城市区域的行道树大多较为规则,一般属于上层树冠下层树干的普通乔木。为确

保杆状物提取效果,选用了目前主流的基于高度分层投影思想<sup>[20-21]</sup>的提取方法。如图 5 所示,首先对点云区域建立空间格网,利用扫描线空间聚类别除离散点集,对格网中点云以高度为单位进行分层,记录密度阈值较大的点的邻域半径;其次,依据从高到低的检索策略,基于树干与树冠在接缝处的突变特征,结合随机抽样一致性算法<sup>[22]</sup>搜索圆弧状点集,对树干所在位置的格网

行列号进行粗略定位;最后通过判别格网密度和高程阈值,对潜在树干的格网对象进行验证识别,符合条件的视为行道树杆状点云。路灯杆的提取原理与树干相类似,城市路灯一般自底层垂直向上,平滑且规则,在路灯头部会有水平延伸区域,根据这些特点,在点云高度分层后通过检索灯头位置的邻接格网区域,并设置不同的密度和高度阈值,即可实现路灯的精确提取。

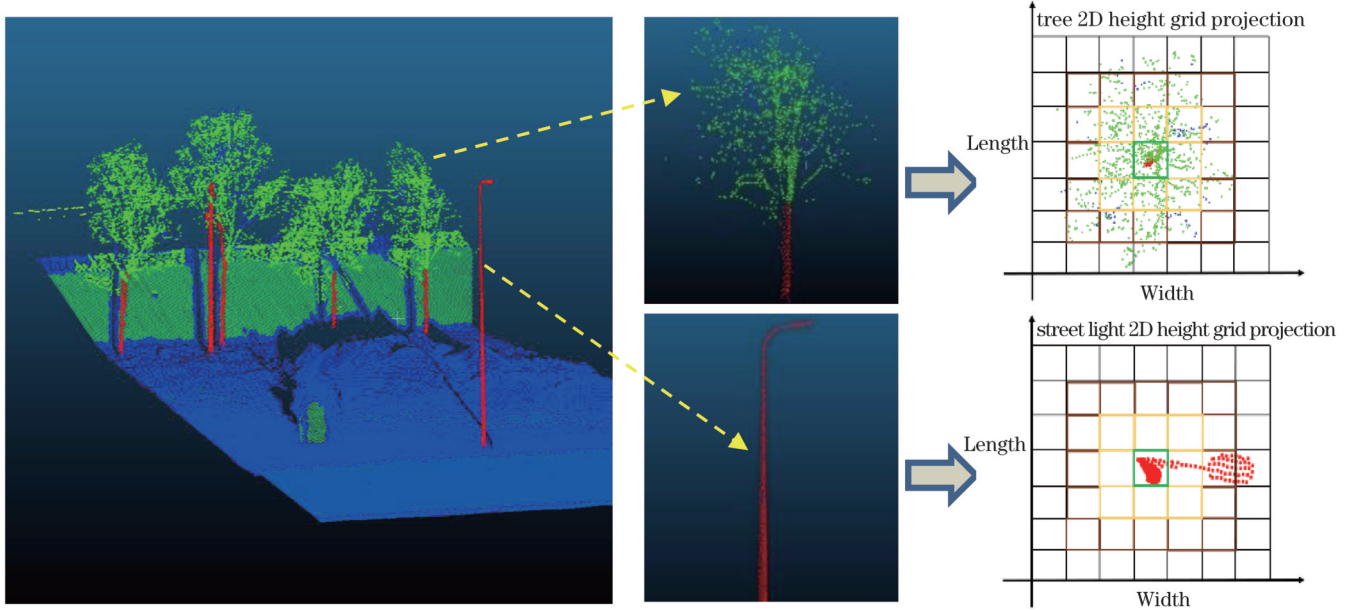


图 5 树木及路灯高度二维格网投影示意图

Fig. 5 Schematic diagram of 2D grid projection of tree and street light

#### 2.4.2 平面配准

平面方向配准以杆状点云为配准基元,首先继承高程配准参数,对待配准杆状地物点集进行初始位姿修正;随后通过限定上下高程数值进行直通滤波,以强化对应区域的杆柱状剖面特征;最后,在设定法向量曲率阈值的基础上,通过 ICP 算法得到平面配准参数,实现高精度配准。算法的具体实现步骤如下。

(1) 现有目标杆状物点集  $U$  和待配准杆状物点集  $V$ , 首先利用高程配准参数  $(R_m, T_m)$  对待配准点集位置进行修正, 为平面配准提供良好的初始位置:

$$V_d = V_i \cdot R_m + T_m, \quad (16)$$

式中:  $V_d$  表示粗配准后的待配准杆状物点集;  $V_i$  表示原待配准点集中每个点的三维坐标。

(2) 树状地物存在构造复杂和噪点多等特点。为了凸显杆状地物的特征信息,以排除树冠、树枝等无效点集对配准过程的干扰,依据点云高程信息使用直通滤波进行空间分割,获取一定范围内的点云进行配准。依据实际作业环境中常规车辆的高度,为避免遮挡导致杆状点云缺失,基于地面点将直通滤波阈值设置为距地面 1.5~2.7 m 范围内,滤波效果较好。直通滤波表示为

$$(U_j, V'_d) = F_{\text{pass\_thr}}(U, V_d), \quad (17)$$

式中:  $U_j$  和  $V'_d$  分别为直通滤波后提取的点云数据;  $F_{\text{pass\_thr}}$  表示直通滤波函数。

(3) 车载系统外业测量环境复杂,所获取的杆状地物包含众多离散点,直接利用 ICP 算法难以快速准确地实现精配准。本文通过分析三维杆柱状点云的剖面特性,基于点云边缘曲率特征,在剔除无效噪点的基础上对邻近点对进行二次筛选,用以提高邻近点对的判别精度。点云的表面曲率计算方法如下。

① 在杆状物点云中选取一点  $P_i$ , 以  $P_i$  点为中心在点云中均匀选取  $w$  个点, 基于最小二乘原则拟合二次曲面  $r(u, v) = au^2 + buv + cv^2$ , 若曲面上存在一条曲线  $C = r[u(t), v(t)]$ , 以  $s$  表示曲面上曲线的弧长, 则由复合函数求导公式可得弧长微分方程为

$$ds^2 = dr^2 = (r_u du + r_v dv)^2 = r_u^2 du^2 + 2r_u r_v dudv + r_v^2 dv^2. \quad (18)$$

基于曲面的第一基本形式,使用下列系数替代并以  $I$  进行表示,可以得到:

$$E = r_u \cdot r_u, F = r_u \cdot r_v, G = r_v \cdot r_v, \quad (19)$$

$$I = Edu^2 + 2Fdudv + Gdv^2, \quad (20)$$

式中:  $r_u, r_v$  为曲面的偏微分。

② 若  $P$  点为曲线上一点,使用  $n$  表示  $P$  点的单位法向量,

$$n = \frac{r_u \cdot r_v}{|r_u \cdot r_v|} \quad (21)$$

曲面的外部不变量包含第一和第二基本形式,结合单位法向量场定义,以  $J$  表示曲面的第二基本形式:

$$L = r_{uu} \cdot n, M = r_{uv} \cdot n, N = r_{vv} \cdot n, \quad (22)$$

$$J = L(du)^2 + 2Mdudv + N(dv)^2, \quad (23)$$

式中:  $r_{uu}$ 、 $r_{uv}$ 、 $r_{vv}$  为曲面的偏微分。

③ 依据曲率特性,三维点云的表面曲率可以表示为

$$H = \frac{EN - 2FM + GL}{2(EG - F^2)} \quad (24)$$

(4) 在直通滤波的基础上,利用 k-d tree 算法得出对应点对之间的索引位置  $R_{index}$  和空间距离  $R_{distance}$ 。依据经验阈值,对邻近点进行遴选,大于预设曲率阈值的予以剔除,小于阈值的则保留,迭代判断:

$$(U'_j, V''_d) = F_{kd\_tree}(U_j, V''_d, L_{dist\_para}^g, H), \quad (25)$$

式中:  $U'_j$  和  $V''_d$  分别为经曲率遴选后的目标点集和待配准点集坐标;  $L_{dist\_para}^g$  为预先设置的距离阈值;  $H$  表示仅返回曲率阈值内的邻近点对。

(5) 根据高程配准阶段步骤(5)中判别依据,针对不同情况分别选用质心法或奇异值分解法求解两片点集之间的空间旋转矩阵  $R_{uv}$  和平移矩阵  $T_{uv}$ :

$$\begin{cases} R_{uv} = I_3 \\ T_{uv} = \frac{1}{P_{dist\_para}^g} \left( \sum_{i=1}^{P_{dist\_para}^g} U'_{ji} - \sum_{i=1}^{P_{dist\_para}^g} V''_{di} \right) \end{cases}, \quad (26)$$

$$(R_{uv}, T_{uv}) = \arg \min_{RT} \sum_{i=1}^{P_{dist\_para}^g} \|U'_j - (R_{uv}V''_d + T_{uv})\|^2, \quad (27)$$

式中:  $I_3$  为三阶单位矩阵;  $U'_{ji}$  和  $V''_{di}$  分别为目标杆状点集和待配准杆状点集对应邻近点对的三维坐标;  $P_{dist\_para}^g$  为  $L_{dist\_para}^g$  范围内的对应点对数目。

(6) 在  $L_{dist\_para}^g$  限制范围内获取两片点集邻近点对的空间距离  $K_{dist\_para}^g$ , 并以距离平方和的均值表示每一次迭代误差  $E_{iter}^g$ :

$$E_{iter}^g = \frac{1}{P_{dist\_para}^g} \left( \sum_{i=1}^{P_{dist\_para}^g} K_{dist\_para}^g \right)^2 \quad (28)$$

(7) 利用变换矩阵  $(R_{uv}, T_{uv})$  对待配准杆状点集

$V''_d$  进行空间转换,变换后的待配准点集用  $V''_d$  表示:

$$V''_d = V''_d \cdot R_{uv} + T_{uv} \quad (29)$$

(8) 在平面配准阶段设置以下三个迭代结束条件:

- ①  $E_{iter}^g$  小于预先给定的误差阈值且连续两次距离平方和均值之差的绝对值小于等于前后差阈值,计算方法与式(15)一致,不再赘述;
- ② 大于预设的最大迭代次数;
- ③  $E_{iter}^g$  始终高于预设误差阈值且超过持续累积次数。满足以上任一条件,停止迭代计算并输出配准结果;否则,重新执行步骤(4)~(8),直至满足函数要求。

### 2.5 点云平滑

长路线点云进行配准后,由于分割后小范围点云的偏移程度不同,空间变换矩阵参数也存在一定的差异,由此造成前后路段在接缝处存在微小的形变。为了得到一个连续平滑的完整点云,本文以扫描线为基本内插单位,总是将后一路段设为基准计算前后路段变换矩阵参数残差,其中旋转矩阵转换为欧拉角进行表示,对前后两段点云之间的差值进行线性分配:

$$\begin{cases} g_{unit} = \frac{(P_{rb} - P_{rl})}{N_{scanb}} \\ P'_{XYZ} = P_{XYZ} + g_{unit} \cdot i \quad (i = 1, 2, 3, \dots, N_{scanb}) \end{cases}, \quad (30)$$

式中:  $g_{unit}$  表示按扫描线分配的单位数值;  $P_{rl}$  和  $P_{rb}$  分别表示前后路段点云的配准参数;  $N_{scanb}$  表示前一路段扫描线个数;  $P_{XYZ}$  表示前路段点云坐标;  $P'_{XYZ}$  表示修正后的点云坐标。

## 3 实验分析

### 3.1 实验数据与参数设置

为了验证本文所提算法的有效性,利用中国测绘科学研究院自主研发的 SSW 车载激光建模测量系统(本文统称为车载系统)采集实验数据。该系统以小型汽车为移动载体,搭载了一台高精度的 Riegl 激光扫描仪、一个 GNSS 模块、一个 IMU、四部 SONY A7 相机和一个 DMI。相关传感器参数指标如表 1 所示。各个传感器之间由刚性结构进行集成,构建了稳定的坐标系标定关系,经导航数据解算、坐标转换等后处理,最终提供被测地物精细的三维点云数据和纹理数据。

表 1 Riegl 激光扫描仪和 IMU 的性能参数

Table 1 Performance parameters of Riegl laser scanner and IMU

Device	Parameter	Value
Laser scanner Riegl-VUX-1HA	Laser pulse repetition rate /kHz	up to 1000
	Laser beam divergence /mrad	0.5
	Scanning mechanism	Rotating mirror
	Accuracy /mm	5
	Field of view (selectable)	360°, full circle
	Scan speed (selectable) /( $r \cdot s^{-1}$ )	10~250
IMU	Gyro drift	Roll: 0.01°/h; pitch: 0.01°/h; yaw: 0.01°/h/cos $l$ ( $l$ representing latitude)
	Maintain accuracy	Roll: 1‰; pitch: 1‰; yaw: 3‰~5‰

试验区主要位于广州市主城区,由城市道路和几十千米的快速路和高架桥组成,道路较为平坦。车载系统以 40 km/h 左右车速采集数据,作业期间严格依据规划路线行进,解算后点云包含数十亿个点。经实地踏勘,测区内部高楼林立且交通网错综复杂,定位信号易受到遮挡和干扰,导致重访路段点云出现位置不一致。试验数据适于验证本文所提方法的实际配准效果。

借助 SSW 车载系统配套软件 SWDY 和开源软件 CloudCompare 进行点云展示和配准结果评估,基于

Python 语言和 Spyder 集成开发环境进行编程。实验设备为一台 Win10 操作系统的笔记本电脑, CPU 为英特尔酷睿 i5 处理器,主频 2.3 GHz。配准实验中,所测试的分段后每一组原始目标点云和待配准点云的数据量都在  $5 \times 10^5$  左右,点云分辨率较高。当同时存在多组点集需要配准时,设置线程池执行多文件异步并行处理。本文算法中的参数包括线程数、误差阈值和最大迭代次数等。在综合考虑配准精度和效率后,主要推荐参数设置如表 2 所示。

表 2 算法中的主要参数设置

Table 2 Main parameter settings in algorithm

Parameter category	Parameter settings
Data preprocessing	Mileage split value 25 m, overlapping area $\geq 140 \text{ m}^2$ , voxel grid size 0.05 m, upper dynamic range 0.6 m
Elevation registration	GNSS duration interruption time 4 min, rotation angle threshold $0.04^\circ$ , lower dynamic range 0.1 m, iterative decrement unit 0.02 m
Plane registration	Fixed range threshold 0.5 m, surface curvature threshold $\leq 0.03$ , cumulative times threshold 40
Thread and ending conditions	Number of parallel threads 12 (dynamic), error threshold $\leq 2 \times 10^{-2} \text{ m}$ , front-to-back difference threshold $10^{-7} \text{ m}$ , maximum iteration 270

### 3.2 数据预处理

依据 2.1 节内容提取地面点,如图 6(a)和图 6(b)所示,经梯度滤波处理后的数据存在空中悬浮点云的问题。在梯度滤波的基础上,如图 6(d)所示,通过对点云高程的密度分布进行统计,以近地面点云高程在

全部点云中占比例为分割依据,对浮于地面之上的残余点云进行滤除,图中以 1.5 m 为计算单位,实际应用时可进行灵活调节。其中梯度阈值设为 0~0.135,以单段点云为例,处理效果如图 6(c)所示,有效剔除了无效点云,对近地面地形特征保留得较为完整。

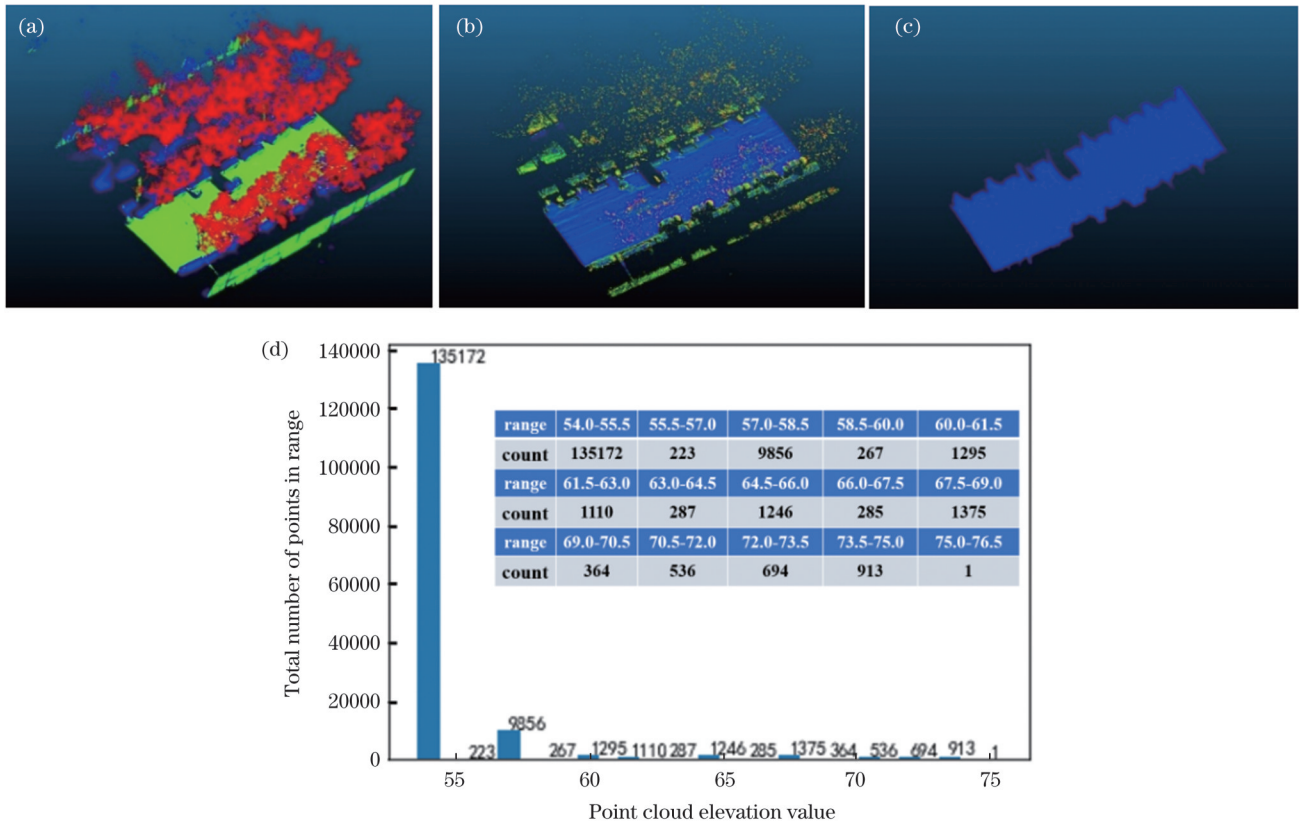


图 6 地面点云滤波效果图。(a)原始道路点云;(b)梯度滤波结果;(c)高程密度分布滤波结果;(d)点云高程密度分布图

Fig. 6 Ground point cloud filtering effect. (a) Original road point cloud; (b) gradient filtering result; (c) elevation density distribution filtering result; (d) point cloud elevation density distribution



在地面滤波的基础上,依据 2.2 节内容生成虚拟范围并自动配对目标点集和待配准点集,如图 7(a)所示,选取部分点云数据进行展示。从图 7(b)可以看

出,对里程分割后的范围框进行赋色后,重访点云存在明显的重叠交叉区域。

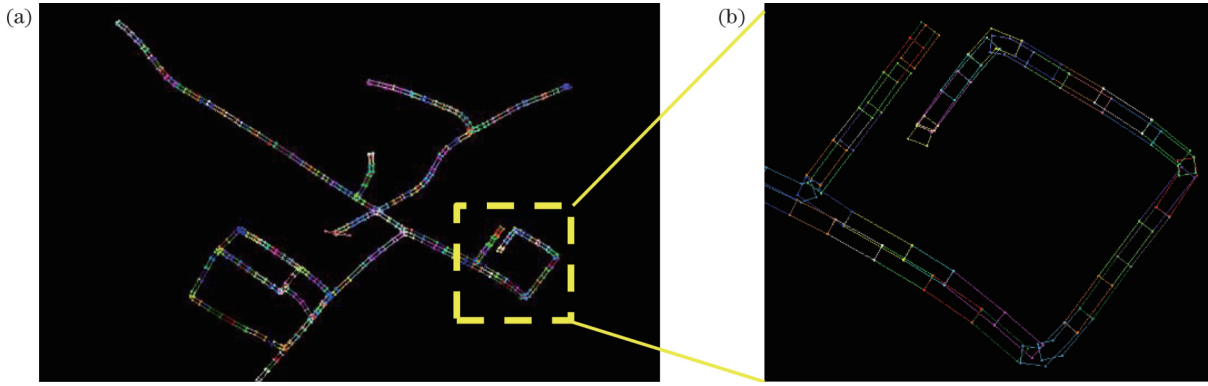


图 7 长路段地面点云范围。(a)往返点云重叠区域;(b)局部细节放大

Fig. 7 Ground point cloud range of long road section. (a) Overlapping area of round-trip point clouds; (b) local detail magnification

### 3.3 高程配准

图 8(a)为实测的同一道路往返点云,将整段路线以俯视图的形式进行展示以突出显示效果。图 8(b)是以侧视图展示的三组测试点云,其中目标地面点云和待配准地面点云分别使用红色和绿色进行标记。图 8(c)为配准后的点云数据,以白色进行标记,图中

右上角  $\Delta Z$  标识展示了配准前后的高程距离误差。由图 8(b)可知,原始目标地面点云和待配准地面点云之间的偏差较大。由图 8(c)可以看出,经过改进 ICP 算法配准后,待配准点云较初始状态有明显的转变,在高程方面与目标点云几乎完全重合,配准精度高且效果好。

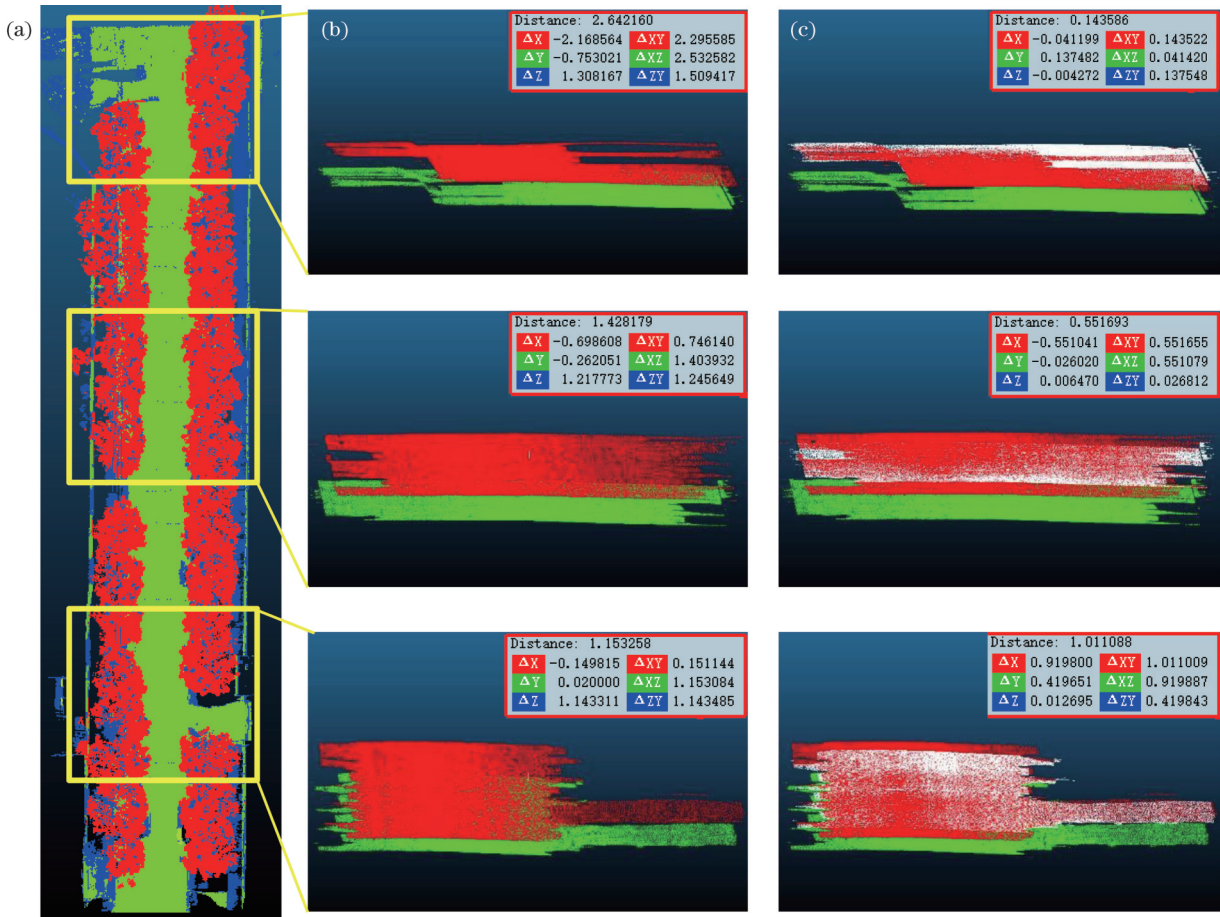


图 8 高程方向配准效果图。(a)原始路段点云;(b)目标点集和待配准点集;(c)配准结果

Fig. 8 Elevation registration effect. (a) Point clouds of original road section; (b) target point sets and point sets to be registered; (c) registration results

### 3.4 平面配准

图 9(a) 是一条完整路线的点云。图 9(b) 为随机选取的四组原始目标点云 (红色) 和待配准点云 (绿色), 以侧视图展示点云平面配准效果。图 9(c) 为依据 2.4.2 节内容分别进行自动配准的结果, 使用白色进行标记。为了更直观地凸显配准效果, 对图 9(c) 中

配准结果进行局部细节放大, 如图 9(d) 所示。从数据验证结果可以看出, 即使大场景下的目标点云和待配准点云空间分布较为离散且部分地物缺失, 所提算法依旧可以实现精配准, 并且点云整体配准效果较好, 证明改进的大场景 ICP 点云配准方法具有一定的鲁棒性。

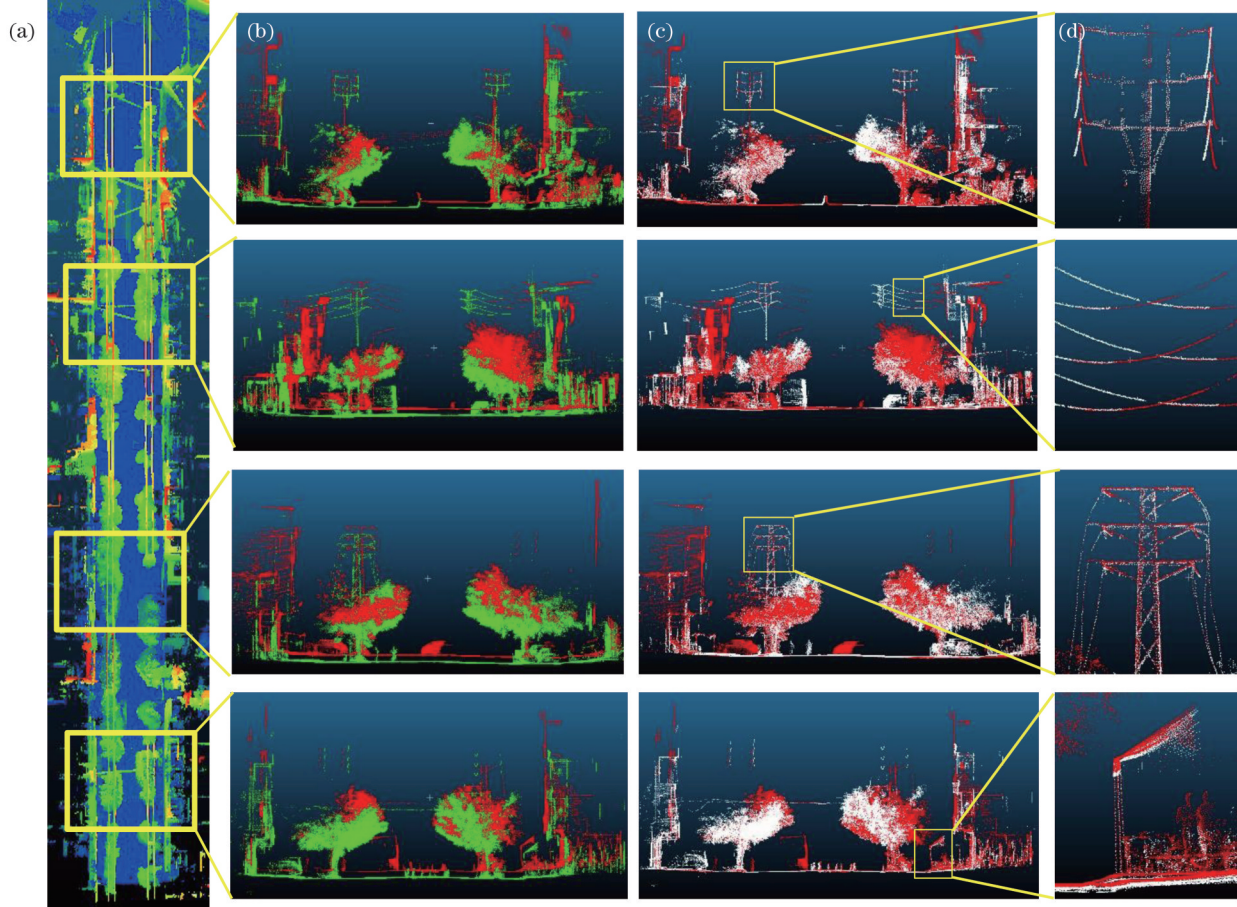


图 9 平面配准效果图。(a)原始路段点云;(b)目标点集和待配准点集;(c)配准结果;(d)局部细节

Fig. 9 Plane registration effect. (a) Point clouds of original road section; (b) target point sets and point sets to be registered; (c) registration results; (d) local details

### 3.5 与其他方法比较分析

为了更为客观地显现本文所提方法的有效性, 对目前主流的点对点 ICP<sup>[23]</sup>、CPD<sup>[24]</sup>、RANSAC-ICP<sup>[25]</sup> 和 GICP<sup>[26]</sup> 配准算法进行同步测试, 并对实验结果进行对比分析。配准结果如图 10 所示。以两片点云最终距离平方和的均值表示配准精度, 以算法迭代计算总时间表征配准效率, 基于上述指标将本文改进 ICP 算法与对比算法进行综合评价, 结果如表 3 所示。

从图 10 可以看出, 针对离散点多和场景复杂的大规模车载点云, 除了 RANSAC-ICP 算法能达到良好的配准效果之外, 其余三种对比方法都存在一定的位姿偏差, 未能实现两片点云的高精度配准。结合表 3 分析得出, 四种对比方法中, RANSAC-ICP 算法的配准误差较小, 但是配准时间较长, 这可能是由于该算法花费了大量的时间计算点云的快速点特征直方图

(FPFH)<sup>[27]</sup>; 传统点对点 ICP 算法耗时较长且配准效果不佳, 大规模点云数据量下简单搜索邻近点对的方式延长了算法运算时间; CPD 算法配准结果误差较为明显, 并且计算效率相对较低; GICP 算法配准精度与效率适中, 相比于 CPD 算法配准效果有一定改善。以上算法的配准精度大多依赖配准参数的设置, 参数设置有误将导致算法沿着不利的趋势收敛。

本文方法配准结果如图 10(e) 所示。在精度方面, 经综合对比发现改进算法的配准效果较好。从整体情况看, 地面点云完成了精配准, 杆状路灯、路牌和树干等地物实现了高度融合。在旋转位姿偏差方面, 分别统计配准精度较高的几种算法的空间旋转角参数。RANSAC-ICP 算法三轴欧拉角均值为  $0.032^\circ$ , 转换为旋转矩阵后发现其主对角元素皆趋近于 1, 其余位置元素基本处于  $10^{-4}$  数量级, 整体近似于单位矩阵。

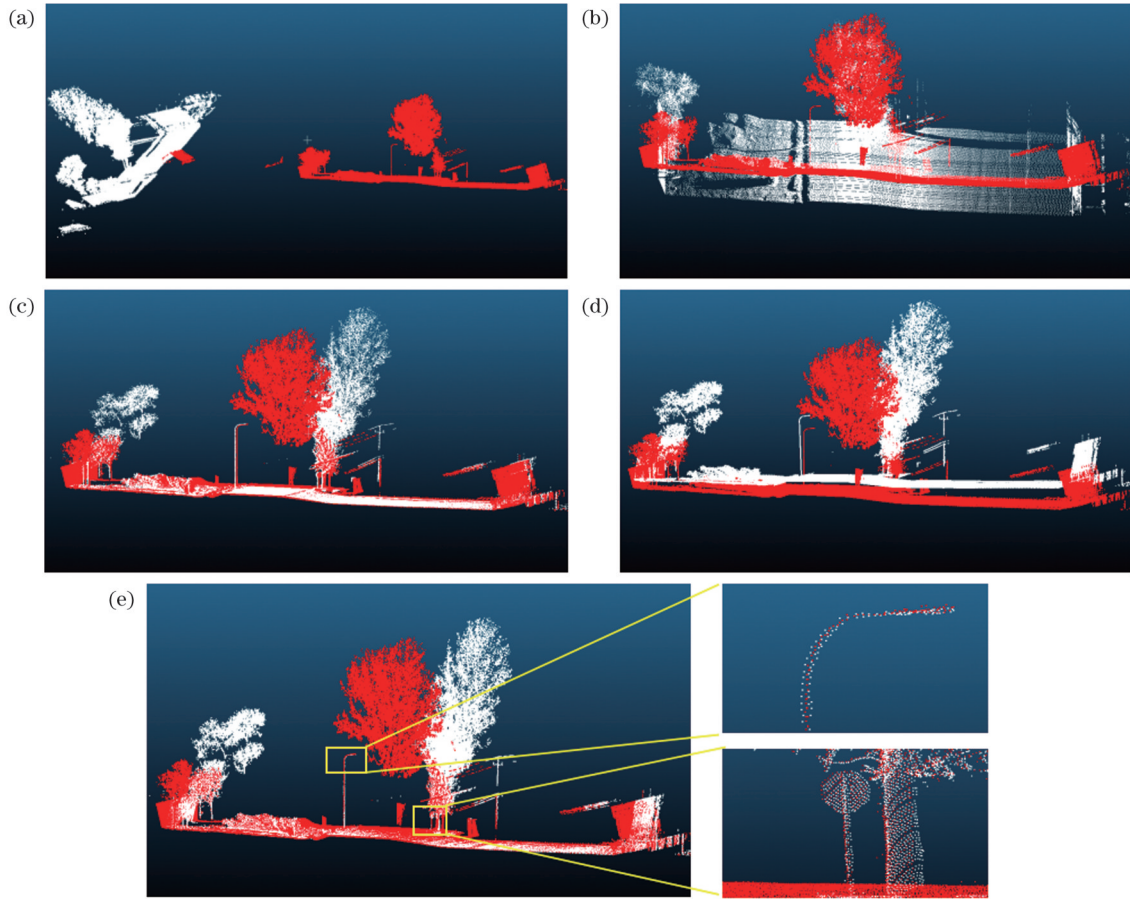


图 10 不同方法配准结果比较。(a)点对点 ICP 方法;(b)CPD 方法;(c)RANSAC-ICP 方法;(d)GICP 方法;(e)本文改进 ICP 方法  
Fig. 10 Comparison of registration results using different methods. (a) Point-to-point ICP method; (b) CPD method; (c) RANSAC-ICP method; (d) GICP method; (e) improved ICP method proposed in this paper

表 3 不同算法的配准精度和效率分析  
Table 3 Registration accuracy and efficiency analysis of different algorithms

Algorithm	Registration accuracy /m	Registration time /s
Point-to-point ICP	13.073	217.253
CPD	2.934	>300.000
RANSAC-ICP	0.036	236.940
GICP	0.157	28.652
Improved ICP	0.014	9.776

本文采用质心法计算变换矩阵,配准误差从 RANSAC-ICP 算法的 0.036 降低为 0.014,配准精度略有提升,符合文中针对不同情况获取变换矩阵的理念。GICP 算法三轴欧拉角均值为 0.814°,在图 10(d)中呈现出较为明显的空间旋转问题,配准效果不佳。由此可见,在与改进 ICP 算法距离误差指标相近的精确配准效果下,RANSAC-ICP 算法配准结果客观地验证了本文方法在计算旋转位姿方面的可靠性,表明改进 ICP 算法能够有效改善点云配准精度。在效率方面,相比于对比方法,本文方法虽然划分两个阶段执行配准,但整体用时较少,在 10 s 内即可完成配准工作,较 GICP 算法效率提高约 2 倍,有效压缩了点云配准

时间。

### 3.6 精度分析

为了进一步验证本文算法的实用性,将改进 ICP 配准参数与传统手动配准结果进行对比验证分析。传统配准方式是在同一点云区域,利用人工交互方法获取对应的手动配准参数。将交互式配准结果作为真值,基于三维欧氏方程计算目标点集和待配准点集之间的空间变换距离:

$$\rho = \sqrt{(X_m - X_o)^2 + (Y_m - Y_o)^2 + (Z_m - Z_o)^2}, \quad (31)$$

式中: $\rho$  表示待配准点集三维变换距离; $(X_m, Y_m, Z_m)$  表示平移配准参数; $(X_o, Y_o, Z_o)$  表示目标点空间坐标。

以三轴配准参数计算均方根误差(RMSE) $E_{\text{RMS}}$ ,用以衡量算法配准值同真值之间的偏差:

$$E_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - u)^2}, \quad (32)$$

式中: $n$  为参与统计的样本总数; $X_i$  为观测值与真值之间的参数残差; $u$  为残差均值。

对比算法和交互式选点的配准结果,分别从 X, Y, Z 三个方向计算两者之间的参数残差,以评定改进 ICP 算法的实际配准精度。图 11(a)为基于空间

变换距离绘制的点云配准参数分布,其中蓝色点线表示改进 ICP 全自动化求得的配准参数,橙色虚线表示人工交互测量出的配准数值,正负值表示相对

目标点集的偏移方向。图 11(b)~图 11(d)表示改进 ICP 算法配准参数和人工配准参数之间的三轴残差数值。

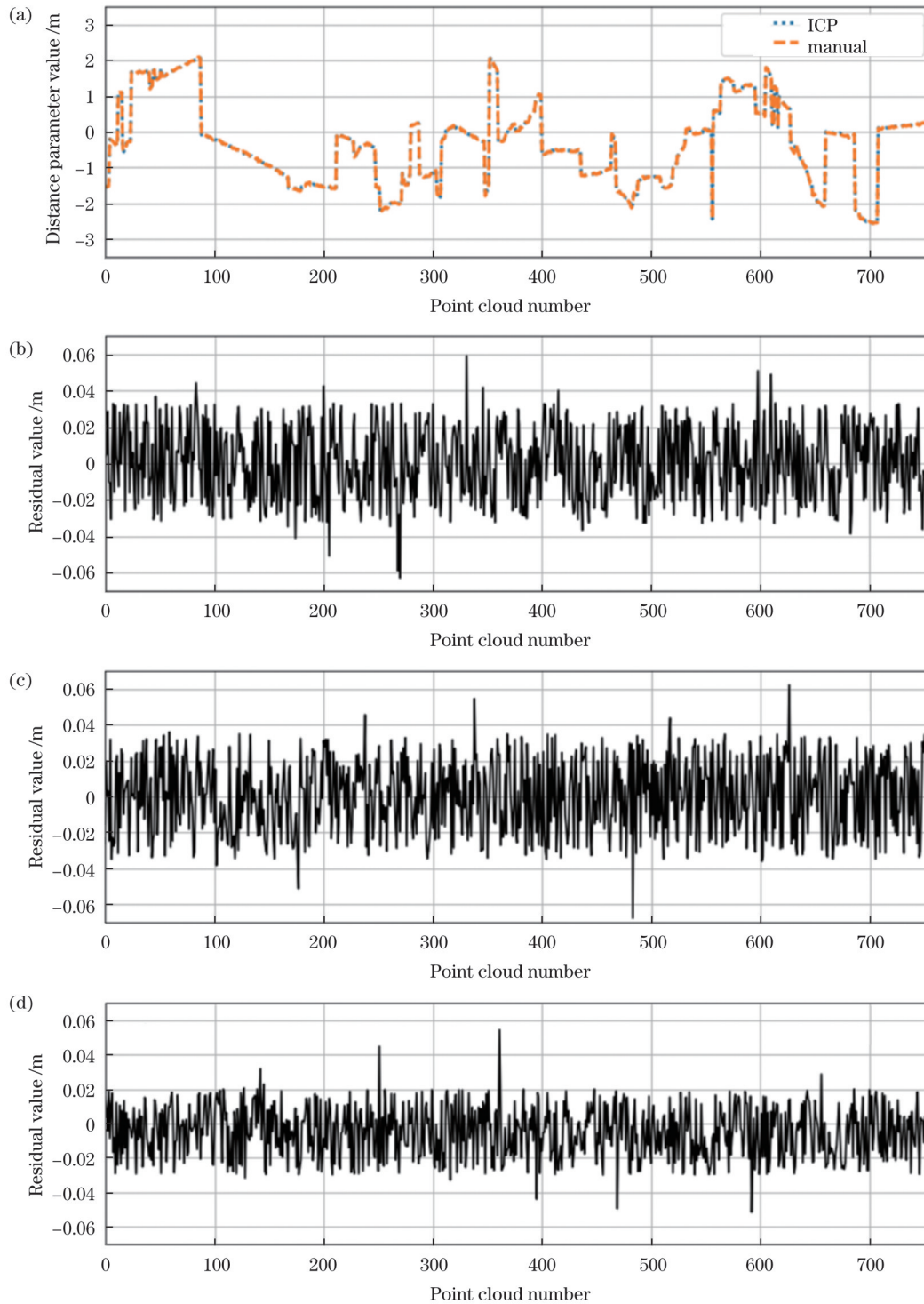


图 11 实验结果精度验证。(a)改进 ICP 算法与人工配准参数分布;(b)X 方向参数残差;(c)Y 方向参数残差;(d)Z 方向参数残差  
Fig. 11 Accuracy verification of experimental results. (a) Distribution of improved ICP and manual registration parameters;  
(b) parameter residual in X direction; (c) parameter residual in Y direction; (d) parameter residual in Z direction

从图 11 可以看出,改进 ICP 算法的配准结果和交互式配准结果相比偏差较小,在 X 和 Y 方向的残差值基本稳定在  $\pm 0.04$  m,在 Z 方向为  $\pm 0.03$  m,残差值 RMSE 为 (0.02 m, 0.03 m, 0.02 m)。实验分析表明,

除个别区域的位置偏差稍大外,本文所提算法的整体配准结果与人工交互式配准结果接近。

综上所述,从配准效果、配准精度和时间成本等角度评价,本文所提方法可以满足点云配准的要求,具有

一定的实操性。

## 4 结 论

针对重访路段多趟车载激光点云位置不一致的问题,本文提出一种结合地面点和杆状物的点云精配准方法。首先通过地面点提取、里程分割和交叉区域面积等预处理,建立两片点云刚性对应关系,并将配准过程划分为先高程后平面两个阶段。高程配准以地面点云为源数据,通过降采样保留地形起伏特征,设计动态范围因子约束邻近点序列对点云进行配准,为平面配准提供稳健的初始位姿;针对传统 ICP 算法配准平面精度低且速度慢的问题,设定杆柱状剖面边缘曲率阈值遴选有效邻近点对后计算转换参数,提高了算法的配准精度和运算速度,完成了多趟点云数据的精确配准。为验证所提算法的有效性,分别进行了可视化效果分析和实测数据对比实验,结果表明本文方法能在点云场景大、地物复杂、噪点多且无先验信息的情况下实现自动配准,完成点云的高度融合且提升配准效率。与 RANSAC-ICP、CPD 和 GICP 等算法相比,所提算法具有较强的鲁棒性。然而,对于因提取效果不佳或地物严重遮挡而导致杆状物点云大量缺失的情况,本文方法的平面配准精度受限。后续将主要针对此方面进行优化,以进一步提升配准效果。

## 参 考 文 献

- [1] 杨必胜,梁福逊,黄荣刚. 三维激光扫描点云数据处理研究进展、挑战与趋势[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1509-1516.  
Yang B S, Liang F X, Huang R G. Progress, challenges and perspectives of 3D LiDAR point cloud processing[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(10): 1509-1516.
- [2] 闫利,谭骏祥,刘华,等. 融合遗传算法和 ICP 的地面与车载激光点云配准[J]. 测绘学报, 2018, 47(4): 528-536.  
Yan L, Tan J X, Liu H, et al. Registration of TLS and MLS point cloud combining genetic algorithm with ICP[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2018, 47(4): 528-536.
- [3] 邹响红. 城市场景车载点云位置一致性改正[D]. 武汉: 武汉大学, 2019: 12-22.  
Zou X H. Mobile laser point cloud position consistency correction in urban scene[D]. Wuhan: Wuhan University, 2019: 12-22.
- [4] 谭舸,花向红,陶武勇,等. 基于激光跟踪仪的多测站地面激光扫描点云配准方法[J]. 中国激光, 2021, 48(17): 1710002.  
Tan G, Hua X H, Tao W Y, et al. Multiview terrestrial laser scanning point cloud registration method based on laser tracker[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(17): 1710002.
- [5] Yang B S, Liu Y, Liang F X, et al. Using mobile laser scanning data for features extraction of high accuracy driving maps[J]. ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2016, XLI-B3: 433-439.
- [6] 赵文更,张旭,邵晴晴. 融合反射强度图像的地铁隧道点云自动配准[J]. 测绘通报, 2020(9): 38-41.  
Zhao W G, Zhang X, Shao Q Q. Automatic point cloud registration method of subway tunnels based on reflection intensity images[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020(9): 38-41.
- [7] Fu K X, Liu S L, Luo X Y, et al. Robust point cloud registration framework based on deep graph matching[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 20-25, 2021, Nashville, TN, USA. New York: IEEE Press, 2021: 8889-8898.
- [8] 李鹏,邢帅,李瑾,等. 基于虚拟特征点的三维激光点云粗配准算法[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(4): 430-439.  
Li P, Xing S, Li J, et al. A three-dimensional laser point cloud rough registration algorithm based on virtual feature points[J]. Journal of Geo-Information Science, 2018, 20(4): 430-439.
- [9] Lu F, Chen G, Liu Y L, et al. HRegNet: a hierarchical network for large-scale outdoor LiDAR point cloud registration[C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), October 10-17, 2021, Montreal, QC, Canada. New York: IEEE Press, 2021: 15994-16003.
- [10] 孙培芪,卜俊洲,陶庭叶,等. 基于特征点法向量的点云配准算法[J]. 测绘通报, 2019(8): 48-53.  
Sun P Q, Bu J Z, Tao T Y, et al. Point cloud registration algorithm based on feature point normal vector[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(8): 48-53.
- [11] 魏新国,刘涛,刘震. 基于平面圆靶标的三维数据拼接[J]. 光学学报, 2013, 33(2): 0215002.  
Wei X G, Liu T, Liu Z. Three-dimensional measurement data registration based on planar circle target[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(2): 0215002.
- [12] 马国庆,刘丽,于正林,等. 基于 iGPS 的复杂曲面三维点云拼接技术[J]. 中国激光, 2019, 46(2): 0204003.  
Ma G Q, Liu L, Yu Z L, et al. Three-dimensional point cloud splicing technology of complex surfaces based on iGPS[J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(2): 0204003.
- [13] Yang B S, Dong Z, Liang F X, et al. Automatic registration of large-scale urban scene point clouds based on semantic feature points[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 113: 43-58.
- [14] 汪文琪,李宗春,付永健,等. 一种多尺度自适应点云坡度滤波算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(3): 438-446.  
Wang W Q, Li Z C, Fu Y J, et al. A multi-scale adaptive slope filtering algorithm of point cloud[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2022, 47(3): 438-446.
- [15] 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.
- [16] Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient variants of the ICP algorithm [C]//Proceedings of the Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, May 28-June 1, 2001, Quebec City, QC, Canada. New York: IEEE Press, 2001: 145-152.
- [17] Barber D, Mills J, Smith-Voysey S. Geometric validation of a ground-based mobile laser scanning system[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2008, 63(1): 128-141.
- [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): 1228004.  
Geng L, Cao C P, Xiao Z T, et al. Multiview point cloud registration method based on laser radar[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(12): 1228004.
- [19] 赵明富,曹利波,宋涛,等. 三维点云配准中 FPFH 邻域半径自主选取算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(6): 0610002.  
Zhao M F, Cao L B, Song T, et al. Independent method for selecting radius of FPFH neighborhood in 3D point cloud registration[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(6): 0610002.
- [20] 韦江霞. 面向快速建模的车载激光点云的城市典型地物分类方法研究[D]. 北京: 首都师范大学, 2014: 22-28.  
Wei J X. Research on the classification method of typical urban objects based on vehicle-borne laser point cloud for rapid modeling [D]. Beijing: Capital Normal University, 2014: 22-28.
- [21] 王鹏,刘如飞,马新江,等. 一种车载激光点云中杆目标自动提取方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(7): 1035-1042.  
Wang P, Liu R F, Ma X J, et al. An automatic extraction method for pole-like objects from vehicle-borne laser point cloud[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(7): 1035-1042.

- [22] 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.
- [23] Liu J, Xu Z, Ji W. ICP three-dimensional point cloud registration based on KD-tree[J]. Optimization Engineering of Surveying and Mapping, 2016, 25(6): 15-18.
- [24] Hou K Y, Shao G H, Wang H M, et al. Research on practical power system stability analysis algorithm based on modified SVM [J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3: 11.
- [25] 华宇宁, 刘永俊. 基于 Harris3D 关键点提取和 RANSAC 算法的改进 ICP 算法研究[J]. 电子世界, 2021(24): 73-74.  
Hua Y N, Liu Y J. Research on improved ICP algorithm based on Harris3D keypoint extraction and RANSAC algorithm[J]. Electronics World, 2021(24): 73-74.
- [26] Segal A, Haehnel D, Thrun S. Generalized-ICP[C]//Robotics: Science and Systems V, Robotics: Science and Systems Foundation, June 28-July 1, 2009, Seattle, USA. Cambridge: The MIT Press, 2009: 32-41.
- [27] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C] //2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 12-17, 2009, Kobe, Japan. New York: IEEE Press, 2009: 3212-3217.

## Automatic Registration Method of Vehicle-Borne Laser Point Cloud Combining Ground Points and Rods

Xu Mengbing<sup>1,2\*</sup>, Liu Xianlin<sup>3</sup>, Zhong Xueting<sup>1</sup>, Zhang Panke<sup>1,2</sup>, Chen Siyun<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>College of Resource Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China;

<sup>2</sup>Beijing GEO-Vision Tech. Co., Ltd., Beijing 100070, China;

<sup>3</sup>Chinese Academy of Surveying & Mapping, Beijing 100830, China

### Abstract

**Objective** Vehicle-borne mobile measurement system has been widely used in many industries and departments because of its high accuracy, fast speed and rich information. Vehicle-borne point cloud also plays an increasingly important role in the task of real scene three-dimensional reconstruction. In practical applications, due to the blocking of Global Navigation Satellite System (GNSS) signal by viaducts and high-rise buildings in urban areas, the calculated revisited road point clouds have problems of layering and offset, so that they cannot meet the needs of actual engineering projects. In order to improve the quality of vehicle-borne point cloud data, it is necessary to correct the position deviation of point cloud by registration technology. At present, the registration algorithms combining deep learning and feature extraction have been widely studied, but they mainly focus on the ground fixed stations, indoor and small-scale sample point clouds. There are relatively few studies on vehicle-borne point cloud registration. The traditional registration algorithms applied to large scene vehicle-borne point clouds still have the limitations of low accuracy and low efficiency. Aiming at the above problems, a point cloud registration method combining ground points and rod objects is proposed in this paper.

**Methods** In the proposed method, firstly, the ground point cloud is extracted based on the gradient algorithm and the elevation density distribution function. Then, the mileage segmentation is used to segment the long route point cloud to calculate the overlapping area of two point clouds by using the extreme value range of the ground point. The elevation difference is constrained to automatically generate a stable matching relationship between the target point set and the point set to be registered. Secondly, aiming at the limitation of iterative closest point (ICP) algorithm with high requirements for initial position, the registration process is divided into two steps: the elevation registration based on ground points and the plane registration based on rod objects. The elevation registration uses voxel filter method to strengthen terrain features based on ground points, obtains accurate matching point sequence and calculates initial registration parameters by using distance constraints, so as to provide good pose information for the subsequent fine registration. The plane registration takes the rod objects as the registration primitive. The surface curvature feature is added on the basis of the pass-through filter to limit the cylindrical section of the rods, and the threshold is set to eliminate the wrong adjacent point pairs to improve the registration accuracy and speed. Finally, the point cloud smoothing of the long route is realized by linear interpolation.

**Results and Discussions** The proposed registration method is used for vehicle-borne point cloud registration by using SSW vehicle-borne mobile measurement system to collect experimental data, including those obtained on urban roads and tens of kilometers of urban expressways and highways. After ground filtering (Fig. 6) and automatic matching (Fig. 7) of revisited point sets, the elevation registration results (Fig. 8) show that the registration method proposed in this paper can accurately register two ground point clouds with good coarse registration effect, providing robust initial pose for the plane registration. Subsequently, the improved ICP algorithm is used for plane fine registration (Fig. 9). Compared with mainstream algorithms such as RANSAC-ICP and GICP (Fig. 10), it is shown in Table 3 that even if the spatial distribution of the vehicle-borne point clouds in the large scenes is discrete and some ground objects are missing, the overall registration accuracy of the proposed algorithm is high, the calculation efficiency is increased by more than three times, and the high-efficiency and high-precision registration is realized. Compared with the traditional manual interactive registration results (Fig. 11), the translation deviations in the  $X$  and  $Y$  directions are 0.04 m, and that in the  $Z$  direction is

0.03 m. The root mean square error is about 0.03 m, which can meet the application requirements of point cloud registration.

**Conclusions** Aiming at the problem of inconsistent position of multi-trip vehicle-borne laser point clouds on the revisited road section, we propose a fine registration method using the combination of ground points and rod objects. In this method, the rigid correspondence relationship between two point clouds is established by preprocessing such as ground point extraction, mileage segmentation and overlapping area calculation, and the registration process is divided into two stages: first elevation registration and then plane registration. Typical ground points and rod objects are used as the registration primitives. Combined with voxel filtering, spatial distance constraint and limited curvature threshold, ICP algorithm is improved to calculate the rotation matrix and translation vector. The results show that the method proposed in this paper can achieve automatic registration under the condition of complex point cloud objects, multiple noise points and no prior information, complete the high fusion of point clouds and improve the registration efficiency. Compared with the mainstream methods, facing the complex large scene urban environment, the robustness and universality of the improved ICP algorithm proposed in this paper are stronger, and the registration error is generally less than 0.04 m. In a word, this method is simple and accurate in practical applications.

**Key words** image processing; vehicle-borne laser scanning; point cloud registration; ground filtering; rod features; surface curvature threshold; iterative closest point algorithm