

文章编号:1001-5078(2024)10-1541-06

· 激光应用技术 ·

基于改进欧式距离聚类中心的 ICP 点云配准方法

喻俊楠, 吴学群, 赵辉友

(昆明理工大学 国土资源工程学院, 云南 昆明 650093)

摘要:针对传统点云配准方法易受到噪点、离群值和重叠度的影响,造成配准精度低和效率低等缺点,提出了一种利用信息熵改进的欧式距离聚类中心点的方法来完成点云配准。首先对两片点云进行体素格网下采样,加快后续处理效率,不同于欧式聚类直接利用距离聚类,先计算点的特征值,根据特征向量求得的信息熵,利用特征向量来选取聚类,再提取出各类别的中心关键点,后使用 KD-tree 算法进行点对的搜索和对应,结合对应点对的位置信息估计出初始变换矩阵,作为精配准的输入矩阵,为后续精配准提供良好的初始位姿;最后采用双向 KD-tree 改进的点到面 ICP 算法进行精确配准。选用了长约 300 m 的道路点云数据进行实验,与四种方法在重叠度为 10% 时进行比较,结果表明算法的 RMSE 为 0.074 m,总体配准过程消耗时长为 30.256 s,比四种算法的配准精度和效率更高。

关键词:点云配准;欧式聚类;信息熵;特征向量;中心关键点;点到面 ICP

中图分类号:TP391;TN249 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2024.10.006

ICP point cloud registration with enhanced Euclidean distance-based cluster centers

YU Jun-nan, WU Xue-qun, ZHAO Hui-you

(College of Land and Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology,
Kunming 650093, China)

Abstract: A method of Euclidean distance clustering of centroids using improved information entropy is proposed to complete the point cloud alignment, for the traditional point cloud alignment method is susceptible to noise, outliers and overlap, and solves the shortcomings such as causing low alignment accuracy and low efficiency. First of all, voxel grid down sampling is performed on the two point clouds to accelerate the efficiency of subsequent processing. Different from Euclidean clustering directly using distance clustering, this method computes the feature values of points. By calculating the information entropy based on the feature vectors, a feature tensor is employed for cluster selection. Subsequently, key points representing each cluster are extracted, and the KD-tree algorithm is employed for point pair searching and correspondence. Utilizing the positional information of corresponding point pairs, an initial transformation matrix is estimated, serving as input for precise registration and providing a favorable initial pose for subsequent refinement. Finally, a bidirectional KD-tree-enhanced point-to-plane ICP algorithm is employed for accurate registration. A road point cloud data with a length of about 300 m is selected for the experiment, and compared with the four methods at an overlap of 10%, the results show that the RMSE of the algorithm is 0.074 m and the over-

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 41961053; No. 41961039)资助。

作者简介:喻俊楠(1998-),男,硕士研究生,研究方向为三维激光点云数据处理技术。E-mail: yujunnan7@163.com

通讯作者:吴学群(1975-),男,副教授,硕士生导师,主要从事三维激光点云数据处理和时空 GIS 技术的研究。

E-mail: wuxuequn520@163.com

收稿日期:2023-12-05

all time consumed by the alignment process is 30.256 seconds, which is higher than the four algorithms in terms of accuracy and efficiency of the alignment.

Keywords: point cloud registration; Euclidean clustering; information entropy; feature vector; central key point; point-to-surface ICP

1 引言

随着激光雷达等高精度传感器的快速发展,点云已经成为表征三维世界的主要数据形式之一。其在智慧城市^[1]、古建筑重建^[2-3]、形变监测^[4]等方面得到广泛应用。由于传感器只能捕获其有限视野范围内的扫描,因此需要配准算法将从同一场景的不同位置收集的两个或多个 3D 点云拼接到同一坐标系中,形成完整的 3D 点云场景数据。

最广泛采用的成对精细配准方法仍然是 Besl 等人^[5]在 1992 年提出的迭代最近点 (Iterative Closest Point, ICP) 算法。通常,ICP 假设点云大致对齐,计算实现对齐的刚性变换,但需要一个良好的初始变换以使其接近配准,通过重复应用点到点对应的搜索,然后进行变换计算,效率低,易造成局部最优情况。因此,专家学者进行了大量研究,代表性的包括点到平面^[6]和平面到平面^[7]的 ICP 配准方法。文献[8]提出了 (Trimmed ICP, TrICP) 算法。在每个迭代步骤中,考虑了离群值、形状缺陷和部分重叠,使其稳定性更佳,但依旧对初始阈值较为敏感。文献[9]引入了全局最优 ICP 方法 (Go-ICP),将 ICP 与分支定界方案集成,因此不需要粗配准,然而 Go-ICP 比 ICP 更耗时,并且对离群值敏感。为了克服最近点近似的局部配准算法缺点,出现了全局配准算法。文献[10]提出了三维正态分布变换算法 (Normal Distributions Transform, NDT),将点云进行网格划分,每个网格内的点视为一组高斯点,将配准过程作为匹配概率密度函数进行处理,最优变换基于最大化概率密度函数之间的相似度。文献[11]提出基于四点全等集 (4PCS) 的配准方法,利用仿射不变性约束构建共面的四个点,在目标点云中寻找最佳匹配的全等四点集,从而计算出变换矩阵。文献[12]提出了相干点漂移算法 (Coherent Point Drift, CPD),该方法使用高斯混合模型 (Gaussian Mixture Model, GMM) 来描述点云,然后通过最大化目标函数的似然来将 GMM 拟合到第二点云。但全局配对阈值比较敏感,需要良好初始位置,对大片配准效率低。文献[13]提出的 Super 4PCS 算法,降低了搜索阶段的复杂度,提升了计算效率。现为了加快配准效率和精度,主要以特征匹配为主。张晓

等^[14]提出了利用 (Speeded Up robust Features, SURF) 算法提取相应的特征点对,在使用 NDT 进行精配准求解变换参数。李仁忠等^[15]则是通过利用内部形状特征 (Intrinsic Shape Signatures, ISS) 提取特征点,并结合点云快速特征直方图 (Fast Point Feature Histogram, FPFH) 进行局部特征描述,得到好的粗配准结果。曾繁轩等^[16]利用曲率阈值来提取符合的曲率特征点,再使用 ICP 进行配准,该算法具有较强的收敛稳定性。闫利等人^[17]利用遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 进行初始寻优配对,再使用 ICP 精配准算法对齐两片点云。刘雷等^[18]提取三维尺度不变特征变换 (3DSIFT) 关键点,再使用二进制方向直方图描述 (Binary Signature of Histograms of Orientations, BSHOT) 对关键点进行描述,保留正确点对估计位姿,但提取特征点加配准算法的方式取决于特征点质量,容易受噪点干扰。

LiDAR 点云通常具有庞大的数据规模,而先前提及的配准方法在面对点密度变化、噪声、离群点、遮挡以及部分重叠等问题时表现出一定的局限性。为解决这些挑战,本文提出了一种创新的点云配准方法,以聚类中心点作为特征点。首先,通过体素网格降采样对点云进行处理,以过滤冗余信息并加速聚类搜索。接着,通过网格包围盒结合高程信息过滤地面点云,然后利用信息熵改进的欧式距离聚类得到更为准确的分类结果。提取各簇的聚类中心点,并运用双向 KD-tree 进行索引配对,估算出初步的变换矩阵,为后续的精配准奠定基础。最终,借助点到面改进的 ICP 算法完成整个精细配准过程。本文提出的点云配准方法不仅能够克服传统方法在处理大规模场景时的挑战,而且其在城市大场景中的应用具有显著的实际意义。

2 配准原理

本文提出了一种改进的欧式距离聚类方法提取关键中心点的配准方法,算法具体流程图如图 1 所示。

2.1 欧式距离聚类原理

欧氏距离聚类算法 (Euclidean Distance Clustering Algorithm) 是根据点对间的欧式距离聚类的算法,主要是以任意点为中心搜索给定距离范围内的

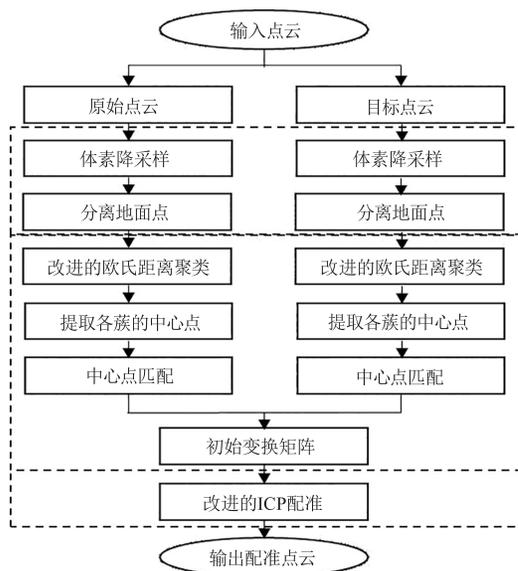


图1 算法流程图

Fig.1 Algorithm flowchart

点作为同一类别,定义一个包含 N 个点的 3D 点的集合 $\{X_i\} = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$, 先将任意点以自我为中心, 并通过 KD-tree 和最近邻法 (Nearest Neighbor, NN) 搜索计算领域内两个点之间的欧式距离, 即:

$$\text{dist}(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{d=1}^D (x_{i,d} - x_{j,d})^2}, i, j = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

其中, D 代表维数; x_i 和 x_j 代表集合里的点。

将两个最近邻的类合并为一个类, 采用任意两个类之间的聚类来判别合并, 通过以下公式计算:

$$\text{dist}(C_a, C_b) = \frac{1}{q \cdot h} \sum_{x \in C_a} \sum_{y \in C_b} \text{dist}(x, y) \quad (2)$$

其中, C_a 和 C_b 分别代表聚类簇 a 和聚类簇 b ; 参数 q 和 h 分别表示聚类 a 和聚类 b 中的元素数量。重复计算, 当聚类数等于设置阈值时 (类的最大数), 再进行聚类, 直到有点距离小于设定阈值和类别聚类计算完毕, 则完成分类。

2.2 改进的欧式距离聚类原理

使用的显著性特征受到张量投票方法的启发, 但不使用表面方向的分布, 而是直接使用三维点的分布。通过将在局部邻域 (支持区域) 中计算的 3D 点的协方差矩阵分解为主分量来捕获分布。所考虑的邻域的大小定义了特征的尺度。同样的定义一个点集 $X, \{X_i\} = \{(x_i, y_i, z_i)\}$, 先求得点云得质心, 如下式:

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n X_i \quad (3)$$

再通过构建点集得协方差矩阵来求特征值:

$$\text{cov} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(X_i - \bar{X})^T \quad (4)$$

该矩阵通过奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 求的特征值按递减排序 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, e_1, e_2, e_3$ 分别为对应的特征向量。

根据 3D 结构张量的特征值, 可以计算具有以下特征的表面变化 C_λ (即曲率的变化):

$$C_\lambda = \frac{\lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \quad (5)$$

使用特征值的线性组合, 参见公式, 来表示我们命名为点性、曲线性和表面性的三个显著性。由此可得特征值的信息熵, 来选择最佳的领域大小:

$$E_\lambda = - \sum_{i=1}^3 e_i \ln(e_i) \quad (6)$$

通过信息熵来求得特征值差异系数:

$$q_\lambda = 1 - E_\lambda \quad (7)$$

再得到权重:

$$\omega_i = \frac{q_\lambda}{\sum_{i=1}^n q_{\lambda,i}} \quad (8)$$

则将公式(1)变为:

$$\text{dist}(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{d=1}^D \omega_i (x_{i,d} - x_{j,d})^2}, i, j = 1, 2, \dots, N \quad (9)$$

通过上式得出 $\{X_i\}$ 与各簇中心 $c_i (i = 1, 2, \dots, k)$ 的加权欧氏距离, 并将 x_i 划入距其最近的聚类中心所在的簇。

在 k 个簇中, 若 $\{X_i\}$ 与所属簇中心的加权欧氏距离大于该簇中所有数据对象到簇中心的平均加权欧氏距离, 即:

$$\text{dist}(x_i, c_i) > \frac{1}{q} \sum_{x \in q} \text{dist}(x, c_i) \quad (10)$$

重新生成每个簇的中心点, 至此, 中心关键点提取完成。其中 x_j 为新生成的簇中的点。

$$c_i' = \frac{1}{q} \sum_{j=1}^n x_j, j = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

2.3 改进的 ICP

传统的 ICP 算法是将两片不同位置的点云, 通过最小二乘法来优化点到点的距离来完成, 但常常受到噪声的影响, 正确配对数较少, 并对阈值较为敏感; 配准效率低、收敛速度慢、常出现局部最优。传统 ICP 点到点的配准误差表达如下:

$$E(R, T) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\|q_i - (Rp_i + T)\|^2) \quad (12)$$

式中, R 为旋转矩阵; T 为平移矩阵; p_i 和 q_i 是两点的坐标, $E(R, T)$ 为误差损失函数。

本文将点到点的欧式距离改为点到切平面的距离, 在计算最近点距离就变为每个源点与其相应目的点的切平面之间的平方距离之和。通过点的法向量来约束点对间的正确匹配, 这样不仅加快了收敛速度, 还能提高匹配精度。如图 2 所示, 对于点云 P 上的一个点 p_i , 首先得到它的法向量与点云 Q 的交集, 称这个交集为 q 。那么点 p 在点 q 的切平面上的投影称为点 p 在点云 Q 上的对应点。

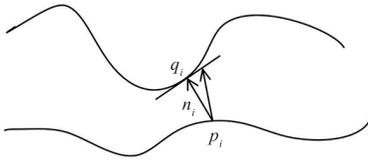


图 2 点到平面的平面误差

Fig. 2 Point-to-plane error between two surfaces

在图 2 中 $p_i = (p_{ix}, p_{iy}, p_{iz}, 1)^T$ 是源点云坐标, $q_i = (q_{ix}, q_{iy}, q_{iz}, 1)^T$ 是目标点云坐标, $n_i = (n_{ix}, n_{iy}, n_{iz}, T)$ 是在 q_i 中的单位法向量。从图中可以看出点到平面的距离度量更加具有空间约束效果, 能够更好的抵御噪声, 减少误配点对, 加快配准速度。

通过点到面的距离优化配准点对, 则上式变为:

$$E(R, T) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\|q_i - (Rp_i + T) \cdot n_i\|^2) \quad (13)$$

3 实验与分析

本文选用了一段城市街道车载激光扫描三维数据集进行实验, 一共获取 15432000 个点, 距离约为 300 m, 如图 3 所示。经过旋转和平移得到两片不同位置的点云进行实验, 重叠度为 10%, 以验证本文算法的配准效率和准确性。实验设备为 Windows10 的笔记本电脑完成, 硬件配置 CPU 为 AMD Ryzen 7 6800 H with Radeon Graphics 3.20 GHz, 实验平台为 Matlab2020a, 使用第三方点云工具 lidar tools 完成实验。

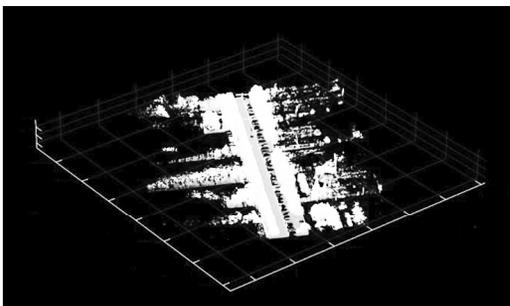


图 3 实验点云数据

Fig. 3 Experimental point cloud data

3.1 改进欧式距离聚类中心点提取与匹配

为了更好的完成点云精配准, 本文首先对点云进行预处理, 表 1 展示了主要的处理步骤点的数量。

表 1 点云数量及提取点对

Tab. 1 Number of point clouds and extraction of point pairs

项目	点云数量	体素降采样	类中心点数量	对应点对
道路数据	15432000	4782754	4782754	27

由于点云数据量较大, 直接配准耗时长, 且精度低, 影响后续工作效率。为了提高配准效率, 加快配准的速度, 利用了改进欧式距离聚类的方法进行分类, 分类后提取每一类的中心点作为关键点, 通过少量且稳定的、具有代表性的关键点来进行对应, 减少了大量点对的搜索时间; 再将中心关键点进行正确配对, 估计出初始位姿, 为后续精配准做准备。如图 4 所示, 展示了提取中心关键点的主要步骤, 首先将点云地面点滤除, 绿色点为地面点, 紫色点为非地面点, 其次将非地面点经过旋转和平移, 对两片点云利用本文算法进行分类, 最后将得到每个簇的中心点进行匹配。

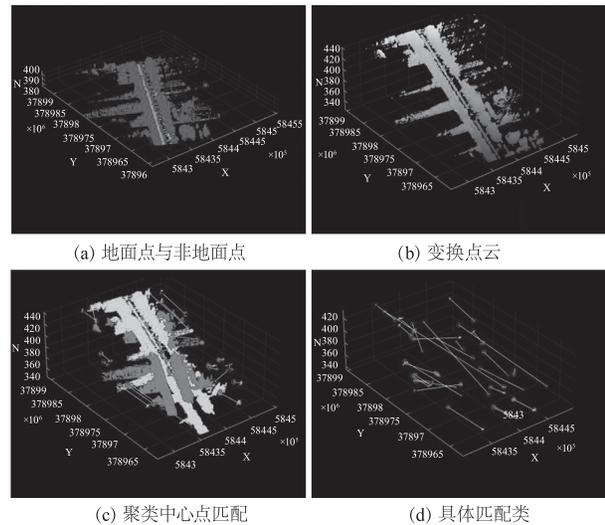


图 4 道路数据中心点提取与匹配结果

Fig. 4 Extraction and matching results of road data center points

3.2 对比实验与分析

实验将本文算法与传统 ICP 算法、ICP 点到面算法、GICP 算法和 NDT 算法进行试验比较, 实验选择迭代次数均为 30 次, 变换矩阵的误差阈值为 10^{-5} m, 且初始重叠度均为 10%。评价指标为迭代所耗时间和配准误差, 采用点对的距离均方根误差 (RMSE) 作为配准误差精度进行评估:

$$\zeta_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \min[(s_{ix} - t_{ix})^2 + (s_{iy} - t_{iy})^2 + (s_{iz} - t_{iz})^2]} \quad (14)$$

式中, $s_i = (s_{ix}, s_{iy}, s_{iz})$ 为源点云点的坐标, $t_i = (t_{ix}, t_{iy}, t_{iz})$ 为待配准点云的坐标, n 为配准的点对数量。

五种算法的配准结果如图 5 和表 2 所示。道路点云数据由于模型数据量大、地物类别多、且场景具有噪点、离群点和密度不均匀等特点,传统 ICP 点到点算法在重叠度低、初始位姿不好的情况下,配准结果有明显的大面积偏差;重叠度为 41.29%,耗时为 127.559 s,配准精度为 1.622 m。点到面 ICP 算法利用了法向量信息来约束配准,但在初始重叠度低和迭代次数少的情况下,出现了和 ICP 算法大致相同的情况,配准结果还是有明显的大面积偏差;重叠度为 48.33%,消耗时长 110.006 s,配准精度为 1.526 m,相较于传统 ICP 算法在效率和精度上均有所提高。GICP 算法使用面到面的距离来完成配准,配准时约束性更强,提高了点对的正确配对率,增加了配准的效率;但在配准过程中,计算法向量和方差花费时间长,配准结果有明显错位,重叠度为 45.78%,消耗时长 102.011 s,配准误差为 1.528 m。NDT 算法使用概率密度函数的相似性来进行配准,虽然稳定性更强,对初始位置要求更小,但在低重叠度和迭代次数少的情况下也可从图中看出明显的错位,配准耗时为 85.732 s,误差为 1.624 m。

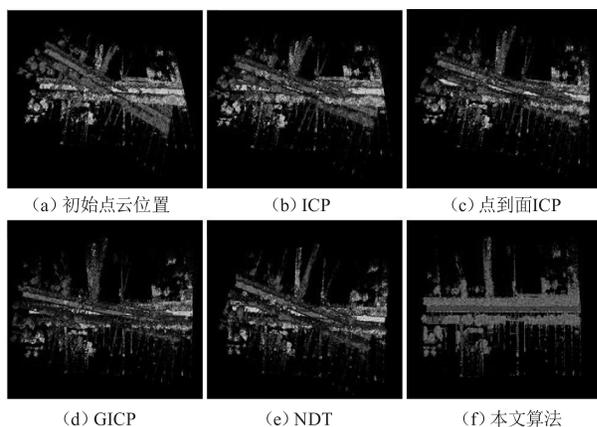


图 5 道路数据不同算法的配准结果

Fig. 5 Registration results of different algorithms for road data

在设置迭代次数和误差阈值一样的情况下,本文所提的配准算法融合效果最好,可以看出整体已经配准融合,耗时为 30.256 s,配准误差为 0.074 m,耗时和误差都是最小,比 ICP 算法、ICP 点到面算法、GICP 算法和 NDT 算法分别快了约 97 s、80 s、72 s、55 s,证明本算法的稳定性较好。

表 2 各算法配准定量评估

Tab. 2 Quantitative evaluation of each algorithm registration

算法	重叠度/%	RMSE δ /m	配准时间 t/s
ICP	41.29	1.622	127.559
点到面 ICP	48.33	1.526	110.006
GICP	45.78	1.528	102.011
NDT	40.23	1.624	85.732
本文算法	100	0.074	30.256

4 结论

在扫描城市场景获取点云时,常常受到遮挡的影响而需要点云配准方法。针对传统点云配准方法易受到噪点、离群值和重叠度的影响,造成配准精度低和效率低等缺点,本文针对传统配准方法存在的问题,提出了一种改进的点云配准方法,通过信息熵改进的欧式距离聚类中心点来提高精度和效率。

首先,通过体素网格降采样,有效地减少了点云数据的冗余信息,提高了后续处理的效率。结合信息熵改进的欧式距离聚类,这一方法不同于传统的距离聚类,而是利用点的特征值,通过特征向量的信息熵进行聚类,从而选择聚类中心点。其次使用双向 KD-tree 算法进行点对的搜索和对应,得到了一个良好的初始变换矩阵,为后续的精确定配准提供了可靠的基础。

最终的实验结果表明,本文方法在处理城市道路点云数据时表现出色,相较于四种对比算法,算法具有更高的配准精度和更高的效率。在重叠度为 10% 的情况下,算法的 RMSE 为 0.074 m,整体配准过程仅耗时 30.256 s。本文的配准方法对于处理城市大规模、复杂场景中的 LiDAR 点云数据具有稳定性,为解决视线受阻导致点云场景错位和偏移问题提供了一种可行的解决方案,确保了后续点云处理的可靠性和准确性。

参考文献:

- [1] Xu Huajian, Xiang Yu, Huang Zhi, et al. Fusion application of the new surveying and mapping technology in the construction of new urban infrastructure model[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021, (5): 132-136, 166. (in Chinese)
徐华键, 向煜, 黄志, 等. 测绘新技术在城市新基建模型构建中的融合应用[J]. 测绘通报, 2021, (5): 132-136, 166.
- [2] Chen Yifei, Guo Sheng, Pan Wenan, et al. 3D scene re-

- construction based on multi-source sensor data fusion[J]. Journal of Zhengzhou University: Engineering Science, 2021, 42(2): 81-87. (in Chinese)
- 陈义飞, 郭胜, 潘文安, 等. 基于多源传感器数据融合的三维场景重建[J]. 郑州大学学报: 工学版, 2021, 42(2): 81-87.
- [3] Xia Junyong, Gao Ruijie, Zhong Fei. Study on the application of super 4PCS + ICP algorithm based on KDTree improvement in point cloud alignment[J]. Laser & Infrared, 2023, 53(9): 1333-1338. (in Chinese)
- 夏军勇, 高睿杰, 钟飞. 基于KDTree改进的Super 4PCS + ICP算法在点云配准中的应用研究[J]. 激光与红外, 2023, 53(9): 1333-1338.
- [4] Zheng Xiangtian, Yang Xiaolin, He Xiufeng, et al. Integrated GB-InSAR images and terrain data for emergency deformation monitoring assisted by point clouds[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2022, 47(7): 1081-1092. (in Chinese)
- 郑翔天, 杨晓琳, 何秀凤, 等. 点云辅助GB-InSAR影像与地形数据应急变形监测方法[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2022, 47(7): 1081-1092.
- [5] Besl P J, McKay N D. Method for registration of 3-D shapes[C]//SPIE: SPIE, 1992, 586-606.
- [6] Yang C, Gérard M. Object modelling by registration of multiple range images [J]. Elsevier, 1992, 10(3): 145-155.
- [7] Servos J, Waslander S L. Multi-channel generalized-ICP: a robust framework for multi-channel scan registration[J]. Robotics & Autonomous Systems, 2017, (87): 247-257.
- [8] Chetverikov D, Svirko D, Stepanov D, et al. The trimmed iterative closest point algorithm[J]. IEEE Object Recognition Supported by User Interaction for Service Robots, 2002, 3, 545-548.
- [9] Yang J, Li H, Jia Y. Go-ICP: solving 3D registration efficiently and globally optimally [C]//IEEE Conference on Computer Vision, 2013, 184: 1457-1464.
- [10] Magnusson M, Lilienthal A, Duckett T. Scan registration for autonomous mining vehicles using 3D-NDT[J]. Journal of Field Robotics, 2007, 24(10): 803-827.
- [11] Aiger D, Mitra N J, Cohen-or D. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration[J]. ACM Transactions on Graphics(TOG), 2008, 27(3): 1-10.
- [12] Myronenko A, Song X. Point-set registration: coherent point drift[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2009, 32(12): 2262-2275.
- [13] Mellado N, Aiger D, Mitra N J. Super 4PCS fast global point cloud registration via smart indexing[J]. Computer Graphics Forum, 2014, 33(5): 205-215.
- [14] Zhang Xiao, Zhang Aiwu, Wang Zhihua. Point cloud registration based on improved normal distribution transform algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2014, 51(4): 041002. (in Chinese)
- 张晓, 张爱武, 王致华. 基于改进正态分布变换算法的点云配准[J]. 激光与光电子学进展, 2014, 51(4): 041002.
- [15] Li Renzhong, Yang Man, Tian Yu, et al. Point cloud registration algorithm based on the ISS feature points combined with improved ICP algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(11): 111503. (in Chinese)
- 李仁忠, 杨曼, 田瑜, 等. 基于ISS特征点结合改进ICP的点云配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(11): 111503.
- [16] Zeng Fanuan, Li Liang, Diao Xinpeng. Iterative closest point algorithm registration based on curvature features [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(1): 011003. (in Chinese)
- 曾繁轩, 李亮, 刁鑫鹏. 基于曲率特征的迭代最近点算法配准研究[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(1): 011003.
- [17] Yan Li, Tan Junxiang, Liu Hua, 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. (in Chinese)
- 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.
- [18] Liu Lei, Bai Yanhong, Wang Yin, et al. Point cloud registration method based on 3DSIFT and BSHOT feature[J]. Laser & Infrared, 2021, 51(7): 848-852. (in Chinese)
- 刘雷, 柏艳红, 王银, 等. 基于3DSIFT和DSHOT特征点云配准方法[J]. 激光与红外, 2021, 51(7): 848-852.