

基于线特征及迭代最近点算法的地基建筑物点云自动配准方法

徐景中*, 王佳荣

(武汉大学 遥感信息工程学院, 武汉 430079)

(* 通信作者电子邮箱 jz_xu@whu.edu.cn)

摘要: 为克服迭代最近点(ICP)算法易陷入局部最优的缺陷,提出一种基于线特征及ICP算法的地基建筑物点云自动配准方法。首先,基于法向一致性进行建筑物点云平面分割;接着,采用alpha-shape算法进行点簇轮廓线提取,并拆分和拟合处理得到特征线段;然后,以线对作为配准基元,以线对夹角和距离作为相似性测度进行同名特征匹配,实现建筑物点云的粗配准;最后,以粗配准结果为初值,进一步采用ICP算法完成点云精确配准。利用两组部分重叠的建筑物点云进行配准实验,实验结果表明,采用由粗到精的配准方法能有效改善ICP算法对初值依赖的问题,实现具有部分重叠的建筑物点云的有效配准。

关键词: 点云配准;建筑物;平面分割;特征线;迭代最近点算法

中图分类号: TP751 **文献标志码:** A

Auto-registration method of ground based building point clouds based on line features and iterative closest point algorithm

XU Jingzhong*, WANG Jiarong

(School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan Hubei 430079, China)

Abstract: To overcome the shortcoming that the Iterative Closest Point (ICP) algorithm is easy to fall into local optimum, an auto-registration method of ground based building point clouds based on line features and ICP algorithm was proposed. Firstly, the plane segmentation was performed on point clouds based on normal consistency. Secondly, the outlines of point clusters were extracted by alpha-shape algorithm, and the feature line segments were obtained by the splitting and fitting process. Then, the feature line pairs were taken as the registration primitives, and the angle and distance between line pairs were used as similarity measures for same-name feature matching in order to achieve the coarse registration of building cloud points. Finally, with the coarse registration result as the initial value, the ICP algorithm was used to realize the fine registration of building point clouds. Two sets of partially overlapping building point clouds were used to carry out the experiments. The experimental results show that the proposed coarse-to-fine registration method can effectively improve the dependency of ICP algorithm on initial value and realize the effective registration of partially overlapping building point clouds.

Key words: point cloud registration; building; plane segmentation; line feature; Iterative Closest Point (ICP) algorithm

0 引言

由于扫描视角的限制,利用地基激光扫描设备进行地物目标三维点云采集时,通常需要设置多个测站才能获取到完整的目标点云。由于不同视角采集到的点云并不在同一个坐标系下,通常需要将点云旋转、平移到统一的坐标系,才能得到完整的地物数据,因此需要进行点云配准处理。

点云配准方法目前主要包括:人工配准方法和自动配准方法。虽然人工方法通过人为选取同名特征进行匹配,能可靠地得到配准结果,但精度有限,且耗时耗力;因此,近年来越来越多的学者开始研究自动配准方法。考虑到点云与点云之间缺乏严格意义的同名点,点云自动配准方法又可以分为基于迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)算法的点云配准方

法^[1]以及基于特征的特征点云配准方法^[2-3]。前者是利用数学方法迭代寻找两组点集之间的最小距离作为最佳位置,点对的匹配度高,但其存在对初始点云的位置条件要求苛刻、易陷入局部最优等不足。对此,部分学者从配准效率入手进行ICP算法的改进,如:杨帆等^[4]在ICP算法中引入kd-tree来提高最近点的搜索速度,而周春艳等^[5]采用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)变换, Du等^[6]采用仿射方法等,这些研究也只是解决了部分问题,仍存在配准完成度低的问题。而基于特征的特征点云配准方法则是从点云中提取点特征、线特征或面特征,然后通过特征匹配完成点云配准。如:沈长江等^[7]、赵明富等^[8]直接从点云中提取快速点特征直方图(Fast Point Feature Histogram, FPFH),然后基于FPFH特征相对关系进行点云配准;但此类基于点特征的配准通常存在受

收稿日期:2019-11-21;修回日期:2020-01-05;录用日期:2020-01-07。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(41671450);国家重点研发计划项目(2018YFD1100405)。

作者简介:徐景中(1980—),男,江苏淮安人,副教授,博士,主要研究方向:LiDAR数据分析、目标识别、3D建模; 王佳荣(1994—),女,河北衡水人,硕士研究生,主要研究方向:LiDAR数据处理、点云配准。

噪声影响较大、时间复杂度较高等问题,因此,部分学者通过构建点的域拓扑信息来提取几何特征,然后基于域特征优化点云配准过程^[9],在一定程度上改善了对噪声的敏感性,但仍存在鲁棒性低的问题。Aiger等^[10]基于共面四点对的仿射不变性,实现了四点全等集合(4-Points Congruent Sets, 4PCS)点云配准方法,该方法不需要计算复杂的几何特征,效率较高;但对于点云重叠率较低的情况,算法耗时长且配准容易失败。相较于点特征,线特征几何拓扑稳定性更高,配准结果也更加可靠。Jaw等^[11]提出了一种基于三维直线特征的地面激光雷达点云配准方法,该方法包括三个主要步骤:基于平面拟合相交的三维直线特征提取、基于直线夹角的相似性匹配和基于四元数的多站激光点云配准。王永波等^[12]通过平面相交得到线特征并将其作为激光点云配准的基元,利用线特征约束的四元数法构建参数解算模型。此类方法可以快速实现点云配准,但由于提取的线特征的完整性和精确性是有限的,配准结果精度仍需提高。由于面特征包含的信息多于点、线特征,面特征配准方法受噪声影响较小,部分学者使用最小二乘法、随机样本一致性算法^[13]和主成分分析方法^[14]等曲面拟合方法进行特征面提取,以提高配准精度;但此类方法,要求两组数据重叠区域必须包含许多面特征,否则很难保证配准的准确性。

基于上述分析,本文提出了一种基于线特征及ICP算法的建筑物点云自动配准方法,该方法包括基于线特征点云粗匹配以及基于ICP的点云精匹配过程。该方法利用线对作为配准基元,以线对夹角和距离作为相似性测度,可以提高配准结果的可靠性;此外,采用由粗到精的配准策略,不仅能改善ICP算法易陷入局部最优的不足,同时可以保证点云配准的精度。

1 本文方法

1.1 点云特征线提取

1.1.1 点云平面分割

点云平面分割,主要是基于点云局部特征的一致性进行区域增长,将建筑物墙面、屋顶区域分割成多个同质区域。考虑到待分割目标为平面上的点,为了快速得到建筑物点云的平面区域,本文首先利用建筑物点云构建kd-tree^[15],在此基础上通过PCA变换分析方法估算点云的法向信息^[16],然后从任一种子点开始,以法向一致性进行邻域点的判断,实现平面区域增长。区域增长条件可表示为:

$$\begin{cases} \|\overline{p_i p_j}\| < th_{d_m} \\ \arccos(\mathbf{N}_{p_i}^T \cdot \mathbf{N}_{p_j}) < th_{\theta} \end{cases} \quad (1)$$

其中: p_i 为种子点; p_j 为邻域点; \mathbf{N}_{p_i} 与 \mathbf{N}_{p_j} 分别为两点处的法向量; th_{d_m} 为顶点距离阈值; th_{θ} 为法向夹角阈值。

由于区域增长过程中种子点的选择具有一定的随机性,上述区域增长结果中,通常会存在同一个平面被分割成多块的现象,因此,需要进行区域合并处理。合并过程如下:对于平面 R_i 中的每个点 p_i ,遍历其邻域中所有点,如果其邻域点所属的平面号和当前点 p_i 不同,则认为该邻域点所属的平面为当前点所在平面的相邻平面,若二者法向夹角小于夹角阈值 th_{θ} ,则进行合并处理。

1.1.2 特征线提取及优化

虽然建筑物点云不仅包含屋顶区域,还包括墙面、窗户等

区域,经过平面分割处理,各部分基本得到有效分割,为了提取不同区域点簇的特征线,本文直接采用Alpha-shape算法^[17]进行区域轮廓线的提取,在此基础上通过拆分处理得到平面区域特征线。Alpha-shape轮廓线提取过程如下:

- 1) 对于平面点簇 S ,设定半径阈值 α 。
- 2) 选取 S 中任意两点 p_i, p_j ,若其连线的长度小于 $2*\alpha$,则根据几何关系可计算出 p_i, p_j 圆周的圆心。
- 3) 若点簇 S 中存在与圆心的距离小于 α 的点,则表明 p_i, p_j 非轮廓点;否则标记 p_i, p_j 为轮廓点,其连线即为轮廓线段。
- 4) 继续按步骤2)~3)搜索判断其他点,直到所有点均被处理时停止。

为了便于后续特征线匹配,本文对轮廓线提取结果进行分段和拟合处理得到特征线段。分裂时,利用轮廓线上距离首尾端点所连直线的最大偏差点,将轮廓线拆分成多个子线段;然后,采用最小二乘法拟合方法^[18]对轮廓点进一步拟合得到特征线段。

考虑到激光扫描的随机性以及点簇噪声的影响,上述特征线提取结果中,通常会存在因点云分布不均匀或小平面导致的冗余特征线,需要进行优化处理。

- 1) 短线剔除处理。若线段长度小于阈值 Th_L ,或相邻线段之间角度小于阈值 Th_{θ} ,则剔除短线。
- 2) 冗余线段合并。如图1所示,若线段 L_i 与线段 L_j 满足如下条件,则进行合并处理。

$$\begin{cases} |d_{L_i} - d_{L_j}| < \varepsilon L \\ \max\{d_{pj}\} < 4d_{avg} \end{cases} \quad (2)$$

其中: d_{L_i} 和 d_{L_j} 分别是原点到 L_i 和 L_j 所在直线的距离; L 是投影区域长度; ε 为比例系数; $\max\{d_{pj}\}$ 为 L_j 的两个端点与线段 L_i 的垂直距离最大值; d_{avg} 为该组点云的平均点间距。

合并处理时,将 L_j 端点投影在线段 L_i 上,并取4个端点中距离最远的两个点更新 L_i 的端点;若 L_i 距离较远的端点包含线段 L_j 投影端点,则将 L_j 的投影端点作为 L_i 新的端点,图中 L^* 线段为线段合并后得到的新线段。

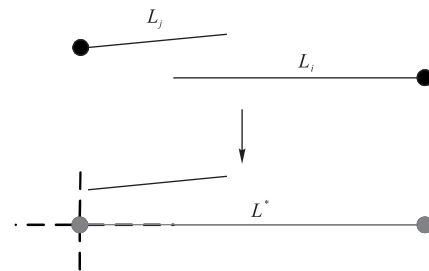


图1 冗余线段合并示意图

Fig. 1 Schematic diagram of redundant line segment merging

1.2 点云配准

1.2.1 配准基元和相似性测度

三维空间中,若要解算两组点云的有效变换矩阵,至少需要两对非平行直线。为了保证匹配的可靠性,本文针对上述优化处理的结果,进一步筛选有效的特征线对作为配准基元。若相邻线段满足以下条件,则该配准基元有效。

$$\begin{cases} d < 4d_{avg} \\ \pi/18 < \theta < 17\pi/18 \end{cases} \quad (3)$$

如图2所示, d 为相邻线段最邻近端点的距离, θ 表示两条相邻线段的夹角。

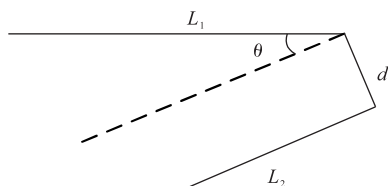


图2 配准基元示意图

Fig. 2 Schematic diagram of registration primitive

而同名特征的判断,以线对夹角和线段长度作为相似性测度。对于两组点云 p 和 q , L_1 表示线对中长线段的长度, L_2 表示线对中短线段的长度, d_p 和 d_q 分别为两组点云的平均点间距。如果两组点云中的线对满足式(4),则将其视为同名线对。

$$\begin{cases} |l_{1p} - l_{1q}| < 2(d_p + d_q) \\ |l_{2p} - l_{2q}| < 2(d_p + d_q) \\ |\theta_p - \theta_q| < \pi/10 \end{cases} \quad (4)$$

1.2.2 点云粗配准

根据相似性测度,在两个待配准点集中寻找同名线对,并以线对的端点作为同名点,解算最终变换模型。为得到最优变换关系,本文采用如下方法迭代遍历两组点集中的线对,得到最佳的匹配结果:

1) 基于两组点集中的配准基元,利用相似性测度在两组点集中查找匹配同名线对,并以线对端点坐标,采用四元数法^[19]解算初始变换矩阵。

2) 利用初始变换矩阵处理待配准点集中的线特征,将待配准点集转换至目标点集中。

3) 统计变换后的待配准点集与目标点集中同名线段的个数。

4) 重复步骤1)~3),逐个遍历点集中的配准基元,得到变换后的待配准点集与目标点集中同名线对的个数,取同名线对数目最多时的变换矩阵作为最优匹配结果。

5) 为了使刚性变换矩阵解算结果更加准确,利用所有同名线段的端点坐标解算变换矩阵,并以此作为点云粗配准结果。

1.2.3 点云精配准

考虑到基于点云的特征线的提取会存在一定的误差,因此本文在基于特征线匹配的基础上,进一步采用ICP算法进行两组点集的迭代配准,以提高配准结果的精度,步骤如下:

1) 对于粗配准点集 P 和 Q ,在点集 P 中寻找与 Q 对应的点,生成对应点对。

2) 通过四元数法计算旋转平移的6个参数及变换矩阵 R 。

3) 对点集 P 使用上述变换矩阵 R 进行旋转和平移,得到新的点集 P' 。

根据点集 P' 和 Q 中的对应点的平均距离来确定是否继续迭代。因此,求解最佳变换矩阵的问题,可以转化为计算使 $f(R, T)$ 的值最小时的旋转矩阵 R 和平移矩阵 T ;

$$f(R, T) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|Rp_i + T - q_i\|^2 \quad (5)$$

4) 若继续迭代,更新待配准点云的位置,继续步骤1);否则结束迭代,得到最终的配准结果。

2 实验与结果分析

为了验证本文算法的有效性,采用了两组具有不同重叠度的建筑物点云数据进行实验。两组数据均是利用地面激光雷达设备从不同角度采集的建筑物点云,为部分重叠点云,其中点集II的重叠区域较小,受遮挡严重,点云渲染结果如图3所示。两组点云的统计信息如表1所示,由表1可以看出:点集I的最大平均间距为0.053 m,点云密度较为稀疏,而点集II的最大平均点间距为0.019 m,点云相对稠密。

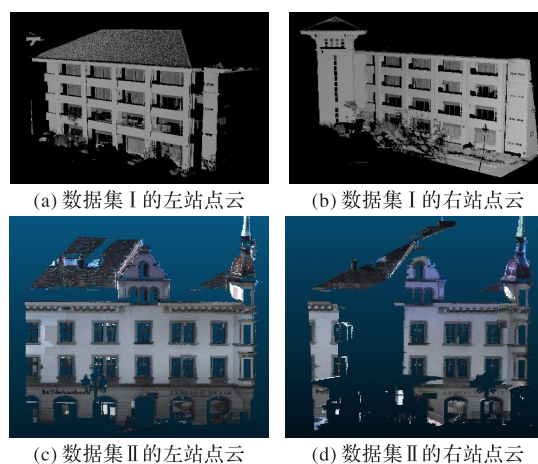


图3 实验区域点云渲染效果图

Fig. 3 Rendering effect diagrams of point clouds in experimental regions

表1 点云信息统计

Tab. 1 Statistical information of point clouds

数据集	点数/ 10^4	平均点距/m
I	左站	27.47
	右站	112.95
II	左站	71.84
	右站	213.56

图4是两组点云的平面分割结果,为了便于说明,此处只针对每个数据集的左站点云处理结果进行展示分析。图4中,图(a)、(c)是直接基于点云法向一致性进行区域增长的结果,从图中可以看出,很多共面区域被分成了多个小面片,由于该方法的区域增长范围被限制在该平面初始种子点的周围,因此提取得到的小平面呈现出以初始种子点为圆心的圆形区域,对此需要进行区域合并处理;图(b)、(d)为基于平面法向的平面区域合并结果,可以看出,位于同一平面上的多个小平面对已经正确合并,形成较为完整的墙面,墙面结构更加清晰。

图5是两组点集的直线段提取结果,其中:图(a)、(c)是直接基于投影点集提取的直线段,图(b)、(d)为优化后的直线段结果($Th_L = 0.5$, $Th_theta = 10$, $\epsilon = 0.05$)。从图5(a)、(c)中可以看出,两组点云中均提取了丰富的结构信息,提取的结果能基本反映出建筑物表面的细节信息,但由于平面分割等因素,特征线中存在冗余线段;从图5(b)、(d)优化结果可以看出,优化后冗余线段被有效合并,短线被正确剔除,特征线更加简洁,能清晰表达建筑物屋顶及墙面特征。

基于特征线提取结果进行同名线段的匹配,匹配结果如表2所示。从表2中可以看出,数据集I中大部分特征线得到

有效匹配,而数据集Ⅱ由于重叠区域较少,虽然左右测站具有丰富的线特征,但寻找到的同名线段数目较少,只有 23 对正确匹配的同名线段。

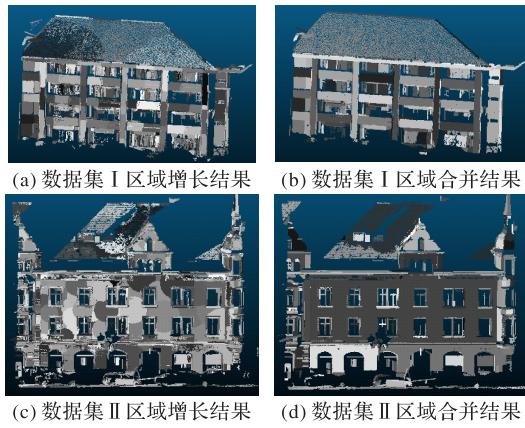


图4 点云平面分割结果

Fig. 4 Plane segmentation results of cloud points

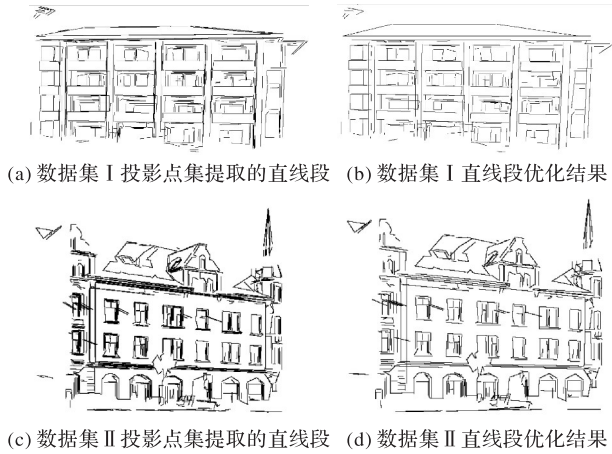


图5 特征线段提取结果

表2 线段提取及匹配结果统计

Tab. 2 Statistics of extraction and matching results of feature line segments

数据集		线段数	线对数	同名线段数
I	左站	340	170	146
	右站	872	373	
II	左站	493	211	23
	右站	703	275	

图6为建筑物点云配准结果图,图(a)为数据集Ⅰ的配准结果,图(b)为数据集Ⅱ的配准结果。从图6中可以看出,两组数据集重叠区域均正确地重叠在一起。

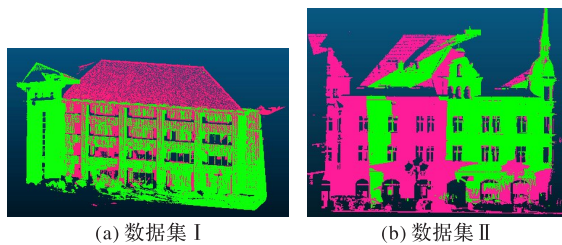


图6 点云配准结果

Fig. 6 Registration results of point clouds

图7为配准结果局部剖面图,从图7中可以更清楚地看出,不同测站的墙面点云较好地吻合在一起,表明实验区域点云得到较好的配准。

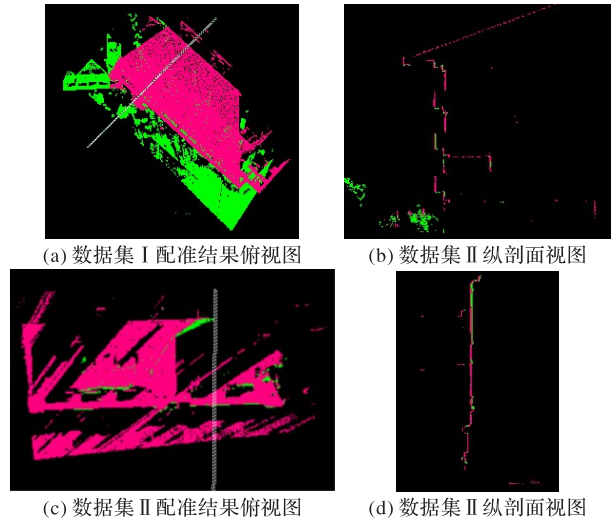


图7 配准结果局部剖面图

Fig. 7 Part sectional drawings of registration results

为了进一步验证方法的性能,将本文方法配准结果与经典ICP算法结果进行对比分析。由于两组数据集均为部分重叠,经典ICP算法不能收敛到正确位置。本文以手动给定位置初值的ICP配准结果作为参照,分析经典ICP算法以及本文方法的配准结果,并统计配准结果对应点之间的最大距离误差、平均距离误差以及均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)。RMSE计算式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^g d_i^2}{g}} \quad (6)$$

其中: g 是点集数量; d_i 是本文方法与手动配准结果的对应点的距离。

点云配准误差统计分析结果如表3所示。从表3中可以看出,经典ICP算法配准结果与手工初值的配准结果具有较大误差,特别对于数据集Ⅱ, RMSE达到0.245 m,表明对于部分重叠的建筑物点云,经典ICP算法难以收敛到正确的位置;而本文方法结果与经典ICP算法结果相比,配准精度有了明显提高,两组数据集的平均误差分别为0.042 m和0.044 m,表明基于特征的粗配准方法与手工给定初值的配准方法得到的结果精度相当,基于特征的粗配准能为ICP配准提供有效的初值位置,提高ICP算法的稳定性。

表3 点云配准误差统计分析

单位:m

Tab. 3 Statistics and analysis of registration errors of point clouds

方法	数据集	最大误差	平均误差	RMSE
经典ICP算法	I	0.223	0.107	0.116
	II	0.415	0.221	0.245
本文方法	I	0.149	0.042	0.051
	II	0.163	0.044	0.053

此外,对比点云信息统计表1以及点云重叠情况(见图4)可以发现,在平均点间距方面,数据集Ⅰ大于数据集Ⅱ,但二者的RMSE相当,分别为0.051 m和0.053 m,分别为其点云

最大平均点间距的0.96倍和2.79倍,表明点云配准精度不仅与点云密度相关,还受到点集重叠区域大小影响,点云密度越高,重叠度越大,配准结果的可靠性越高。

3 结语

地基建筑物点云配准对于获取完整的建筑物信息、构建建筑物三维模型具有重要意义。本文在分析点云配准现状的基础上,根据优势互补的思想,提出了一种基于线特征及ICP算法的地基建筑物点云配准方法。该方法在建筑物点云平面分割的基础上,通过轮廓线检测以及分裂拟合处理,得到建筑物丰富的特征线;然后,以特征线对作为配准基元,根据线段夹角及距离等相似性测度实现点云的粗匹配,在此基础上利用ICP算法完成建筑物点云精确配准。通过两组实地数据进行实验验证,实验结果表明,基于线特征的由粗到精的点云配准方法能改善ICP算法对点云初值的依赖,特别是可以克服ICP算法针对部分重叠区域点云易陷入局部最优的不足,提高了配准方法的稳定性。下一步研究将集中在地物其他特征的提取及匹配方面,以降低方法对线特征的依赖,提高其通用性。

参考文献 (References)

- [1] 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 method vector [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(8):48-53.)
- [2] WANG Z, BRENNER C. Point based registration of terrestrial laser data using intensity and geometry features [J]. The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2008, 37(Pt B5): 583-589.
- [3] 盛庆红,陈姝文,柳建锋,等. 基于Plücker直线的LiDAR点云配准法[J]. 测绘学报,2016,45(1):58-64. (SHENG Q H, CHEN S W, LIU J F, et al. LiDAR point cloud registration based on Plücker line [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2016, 45(1): 58-64.)
- [4] 杨帆,唐伟智,吴昊. 改进迭代最近点算法的点云自动精配准[J]. 遥感信息,2018,33(2):40-45. (YANG F, TANG W Z, WU H. Automatic registration of point clouds based on improved iterative closet point algorithm [J]. Remote Sensing Information, 2018, 33(2): 40-45.)
- [5] 周春艳,李勇,邹峥嵘. 三维点云ICP算法改进研究[J]. 计算机技术与发展,2011,21(8):75-77,81. (ZHOU C Y, LI Y, ZOU Z R. Three-dimensional cloud ICP algorithm improvement [J]. Computer Technology and Development, 2011, 21(8): 75-77, 81.)
- [6] DU S, ZHENG N, YING S, et al. Affine iterative closest point algorithm for point set registration [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(9): 791-799.
- [7] 沈长江,吴云东,蔡国榕,等. 基于四元约束的多视角建筑物LiDAR点云配准方法[J]. 集美大学学报(自然科学版),2019,24(5):393-400. (SHEN C J, WU Y D, CAI G R, et al. Multiple views Lidar point cloud registration for buildings based on quaternion constraint [J]. Journal of Jimei University (Natural Science Edition), 2019, 24(5): 393-400.)
- [8] 赵明富,黄铮,宋涛,等. 融合采样一致性和迭代最近点算法的点云配准方法[J]. 激光杂志,2019,40(10):45-50. (ZHAO M F, HUANG Z, SONG T, et al. Point cloud registration method based on sample consensus initial alignment and iterative closest point algorithm [J]. Laser Journal, 2019, 40(10): 45-50.)
- [9] GRESSIN A, MALLET C, DEMANTKÉ J, et al. Towards 3D LiDAR point cloud registration improvement using optimal neighborhood knowledge [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 79: 240-251.
- [10] AIGER D, MITRA N J, COHEN-OR D. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration [J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 1-10.
- [11] JAW J-J, CHUANG T-Y. Registration of ground-based LiDAR point clouds by means of 3D line features [J]. Journal of the Chinese Institute of Engineers, 2008, 31(6): 1031-1045.
- [12] 王永波,杨化超,刘燕华,等. 线状特征约束下基于四元数描述的LiDAR点云配准方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2013,38(9):1057-1062. (WANG Y B, YANG H C, LIU Y H, et al. Linear-feature-constrained registration of LiDAR point cloud via quaternion [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2013, 38(9): 1057-1062.)
- [13] 周春霖,朱合华,李晓军. 随机抽样一致性平面拟合及其应用研究[J]. 计算机工程与应用,2011,47(7):177-179,182. (ZHOU C L, ZHU H H, LI X J. Research and application of robust plane fitting algorithm with RANSAC [J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(7):177-179, 182.)
- [14] 叶玲洁,颜远青. 基于PCA算法的机载LiDAR点云平面分割算法研究[J]. 城市勘测,2018(1):41-44,51. (YE L J, YAN Y Q. Research on plane segmentation algorithm based on PCA algorithm from airborne LiDAR point cloud data [J]. Urban Geotechnical Investigation and Surveying, 2018(1): 41-44, 51.)
- [15] 陈凯,张达,张元生. 采空区三维激光扫描点云数据处理方法[J]. 光学学报,2013,33(8):117-122. (CHEN K, ZHANG D, ZHANG Y S. Point cloud data processing method of cavity 3D laser scanner [J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(8): 117-122.)
- [16] 李宝,程志全,党岗,等. 三维点云法向量估计综述[J]. 计算机工程与应用,2010,46(23):1-7. (LI B, CHENG Z Q, DANG G, et al. Survey on normal estimation for 3D point clouds [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(23):1-7.)
- [17] EDELSBRUNNER H, KIRKPATRICK D G, SEIDEL R. On the shape of a set of points in the plane [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1983, 29(4): 551-559.
- [18] VON GIOI R G, JAKUBOWICZ J, MOREL J M, et al. LSD: a fast line segment detector with a false detection control [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(4): 722-732.
- [19] 赵双明,郭秋燕,罗研,等. 基于四元数的三维空间相似变换解算[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2009,34(10):1214-1217. (ZHAO S M, GUO Q Y, LUO Y, et al. Quaternion-based 3D similarity transformation algorithm [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2009, 34(10): 1214-1217.)

This work is partially supported by the National Natural Science Foundation of China (41671450), the National Key Research and Development Program of China (2018YFD1100405).

XU Jingzhong, born in 1980, Ph. D., associate professor. His research interests include LiDAR data analysis, object recognition, 3D modeling.

WANG Jiarong, born in 1994, M. S. candidate. Her research interests include LiDAR data processing, point cloud registration.