

平面特征约束下基于四元数描述的 LiDAR 点云配准算法

王永波^{1,2*}, 郑南山^{1,2}, 卞正富^{1,2}

¹中国矿业大学自然资源部国土环境与灾害监测重点实验室, 江苏 徐州 221116;

²中国矿业大学江苏省资源环境信息工程重点实验室, 江苏 徐州 221116

摘要 系统探讨基于平面特征约束的地面 LiDAR 点云的高精度融合问题, 引入单位四元数作为空间旋转变换的描述算子, 给出了三维空间中平面特征的四参数表达方法, 在确保数学表达形式唯一的基础上实现对基于平面特征约束的空间相似变换模型的构建。以配准后同名平面特征的参数对等作为约束条件, 基于最小二乘准则构建了三维空间相似变换的目标函数, 并通过函数的极值化分析实现了平面特征约束下相邻测站 LiDAR 点云配准参数的迭代求解。最后, 分别通过两组实测 LiDAR 点云数据对算法的正确性与有效性进行验证。结果表明: 在求解空间相似变换参数的过程中, 借助平面特征的四参数表达法, 通过参数对等的条件约束来判断配准后同名特征的一致性, 同时满足了同名平面特征之间的法向一致与距离为零两个约束条件; 四元数的引入使空间相似变换模型的表达形式更加简洁, 配准过程中的附加约束条件更少, 在实验方案中, 给定任意的未知参数初值, 所提算法均能够运行并得到正确结果。

关键词 图像处理; 空间相似变换; LiDAR; 点云; 配准; 四元数

中图分类号 P237

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202040.2310001

Planar Feature-Constrained, Quaternion-Based Registration Algorithm for LiDAR Point Clouds

Wang Yongbo^{1,2*}, Zheng Nanshan^{1,2}, Bian Zhengfu^{1,2}

¹Key Laboratory of Land Environment and Disaster Monitoring, Ministry of Natural Resources,
China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China;

²Jiangsu Key Laboratory of Resources and Environmental Information Engineering,
China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China

Abstract The present work systematically discusses the planar-feature-based registration method of high-precision fusion of terrestrial LiDAR point clouds, wherein unit quaternion is used as the description operator of spatial rotation transformation. The 4-tuple representation method of planar features in three-dimensional (3D) space is given first. Then, the planar feature-based spatial similarity transformation model is constructed on the basis of ensuring the uniqueness of those planar features' mathematical expressions. Using the parameter equivalent of each conjugate planar features after registration as the constraint condition, the objective function of the 3D spatial similarity transformation is constructed according to the least square criterion, and the iterative solution of the registration parameters is analyzed according to the extremum of the function. Finally, the correctness and effectiveness of the algorithm are verified by two sets of LiDAR point cloud data. Results show that in solving the spatial similarity transformation parameters, the 4-tuple expression method of planar features is used in judging the consistency of the same-name features after registration through the condition constraints of the parameter equivalent. Simultaneously, the two constraints of normal consistency and distance zero between the same-name plane features are considered. Introducing quaternion makes the expressions of the spatial similarity transformation model more concise, and there are fewer additional constraints in during registration. In the experimental scheme, given any initial value of an unknown parameter, the proposed algorithm can run and get correct results.

收稿日期: 2020-07-06; 修回日期: 2020-07-26; 录用日期: 2020-08-03

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFE0119600)、国家自然科学基金(41271444)

* E-mail: ybwang816@163.com

Key words image processing; spatial similarity transformation; LiDAR; point cloud; registration; quaternion
OCIS codes 100.3190; 100.6890; 110.6980; 110.6880

1 引 言

随着 LiDAR 技术的出现及其在生产中的成功应用,作为实现相邻测站 LiDAR 点云融合的必要手段,LiDAR 点云的配准一直以来受到研究者们的密切关注。点云配准的实质是寻求并确立相邻测站点云特征之间的对应关系,基于空间相似变换模型(不考虑缩放时,可以简化为刚体变换模型)来求解用于描述相邻测站坐标基准间相对位置关系的 7 个参数,即三个坐标轴 x 、 y 和 z 的旋转角度($\Delta\alpha$, $\Delta\beta$, $\Delta\gamma$)、三个坐标平移量(Δx , Δy , Δz)、尺度因子 μ ,进而实现坐标基准的统一描述与表达。

根据配准基元的不同,可将现有的 LiDAR 点云配准算法分为 4 类:基于同名点匹配的 LiDAR 点云配准^[1-8],基于同名直线特征匹配的 LiDAR 点云配准^[9-12],基于同名平面特征匹配的 LiDAR 点云配准^[13-16],基于点、线、面特征共同约束的 LiDAR 点云配准^[17-18]。当前,现有的研究成果大多集中在基于同名点匹配的 LiDAR 点云配准方面。然而,单纯选择点特征作为配准的基元时,部分情况下可能会因为遮挡而无法为配准参数的求解提供充足的条件约束,因此,有必要引入直线或平面等更多类型的特征来建立相邻测站之间的同名特征对应关系。此外,较之于点特征,在同等采样条件下,直线与平面特征的提取受采样密度的影响更小,且精度要明显优于点特征。正因为如此,基于直线/平面特征约束的 LiDAR 点云配准算法可为 LiDAR 点云配准提供更多的条件约束,解决复杂情况下相邻测站 LiDAR 点云的配准问题,实现多测站 LiDAR 点云的高精度融合,进而为地理空间实体及其环境信息的快速与高保真重建提供可靠的数据保证。然而,需要注意的是,对于三维空间中的直线与平面特征而言,其数学表达通常需要借助方向向量(法向量)与其所经过点的组合来实现,所经过点的选择不同,

其表达的形式亦会存在差异,在算法的实现中如何克服并有效处理这一问题,对算法的实现有着至关重要的影响。

基于上述分析,本文选择平面特征作为 LiDAR 点云配准的基元,提出一种基于平面法向量与原点到平面距离组合的平面四参数表达算法。在此基础上,引入单位四元数作为描述空间旋转变换的基本算子,实现了平面特征空间相似变换表达式的构建,并据此构建了平面特征约束基于四元数描述的三维空间相似变换模型。以 LiDAR 点云配准后同名平面特征的参数对等作为约束条件,基于最小二乘准则构建了三维空间相似变换的目标函数,并通过函数的极值化分析实现了平面特征约束下相邻测站 LiDAR 点云配准参数的迭代求解。最后,通过两组现场采集的地面 LiDAR 点云数据对所提算法的正确性与有效性进行验证。

2 基于平面特征约束的 LiDAR 点云配准模型

2.1 单位四元数与旋转矩阵

四元数是由 Hamilton 于 1843 年提出的数学概念,类似于复数,四元数表示一个四元组,它由 1 个实部 q_0 和 3 个虚部 q_1, q_2, q_3 构成:

$$\dot{\mathbf{q}} = (q_0, q_1, q_2, q_3)^T. \quad (1)$$

当 $\dot{\mathbf{q}}^T \dot{\mathbf{q}} = 1$ 时,称四元数 $\dot{\mathbf{q}}$ 为单位四元数。

已知空间一采样点 $\mathbf{p}_i = (p_{i,x}, p_{i,y}, p_{i,z})$,用四元数可表示为

$$\dot{\mathbf{p}}_i = (0, p_{i,x}, p_{i,y}, p_{i,z}). \quad (2)$$

$\dot{\mathbf{p}}$ 经过空间相似变换转换为 $\dot{\mathbf{p}}'$ 的过程表示为

$$\dot{\mathbf{p}}' = \dot{\mathbf{q}} \dot{\mathbf{p}} \dot{\mathbf{q}}^* = \dot{\mathbf{q}} \dot{\mathbf{p}} \dot{\mathbf{q}}^{-1}, \quad (3)$$

用矩阵表示为

$$\dot{\mathbf{p}}' = \mathbf{W}(\dot{\mathbf{q}})^T \mathbf{Q}(\dot{\mathbf{q}}) \dot{\mathbf{p}}, \quad (4)$$

$$\text{式中: } \mathbf{W}(\dot{\mathbf{q}})^T \mathbf{Q}(\dot{\mathbf{q}}) = \begin{bmatrix} \dot{\mathbf{q}} \cdot \dot{\mathbf{q}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1 q_2 - q_0 q_3) & 2(q_1 q_3 + q_0 q_2) \\ 0 & 2(q_1 q_2 + q_0 q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2 q_3 - q_0 q_1) \\ 0 & 2(q_1 q_3 - q_0 q_2) & 2(q_2 q_3 + q_0 q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix}.$$

据此,旋转矩阵 \mathbf{R} 和旋转四元数 $\dot{\mathbf{q}}$ 的对应关系为

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1 q_2 - q_0 q_3) & 2(q_1 q_3 + q_0 q_2) \\ 2(q_1 q_2 + q_0 q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2 q_3 - q_0 q_1) \\ 2(q_1 q_3 - q_0 q_2) & 2(q_2 q_3 + q_0 q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix}。 \quad (5)$$

2.2 三维空间中平面的四参数表达及其空间相似变换

如图 1 所示,三维空间中平面几何特征表达的经典方法是借助平面的法向量 \mathbf{n} 与其所经过的任意一点 \mathbf{p} 来实现的,然而,此种表达方法的不足在

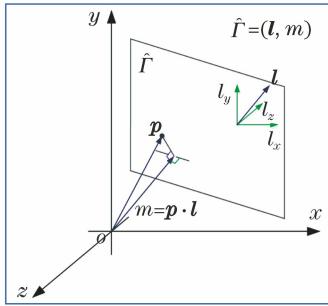


图 1 三维空间中平面特征的四参数表达

Fig. 1 Four-tuple representation of a plane in three-dimensional space

于其形式的多样性,即 \mathbf{p} 点可以是任意一个位于平面上的点。基于此种表达方式来实现基于平面特征约束的 LiDAR 点云配准,配准后同名特征之间的差异必须借助平面之间距离为 0 这一条件来构建相应的约束。

为了便于实现配准后同名特征相互之间差异的比较,对现有的平面特征表达方法进行如下改进:1)对平面的法向量进行单位化,即 $\mathbf{l}=\mathbf{n}/\|\mathbf{n}\|$;2)对位于平面上的任意一点 \mathbf{p} ,通过表达式 $m=\mathbf{p}\cdot\mathbf{n}$ 计算平面特征的模,即平面特征至原点之间的距离。如图 1 所示,将单位法向量 \mathbf{l} 与距离 m 组合可得四元组 $\hat{\Gamma}=(\mathbf{l}, m)$,利用此四元组来实现三维空间中任一平面的表达,其对应的参数将是唯一的。

基于空间中平面特征的四参数表达方法,对平面特征的法向量与模分别实施空间相似变换,变换前后法向量与模之间的对应关系为

$$\begin{cases} \mathbf{l}_a = \mathbf{R}\mathbf{l}_b \\ m_a = \mathbf{p}_a \cdot \mathbf{l}_a = (\mu \mathbf{R}\mathbf{p}_b + \mathbf{t}) \cdot \mathbf{R}\mathbf{l}_b = \mu(\mathbf{R}\mathbf{p}_b) \cdot (\mathbf{R}\mathbf{l}_b) + \mathbf{t} \cdot \mathbf{R}\mathbf{l}_b \end{cases} \quad (6)$$

式中: \mathbf{R} 、 \mathbf{t} 和 μ 分别为空间相似变换模型的旋转矩阵、平移向量和缩放系数。

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1 q_2 - q_0 q_3) & 2(q_1 q_3 + q_0 q_2) \\ 2(q_1 q_2 + q_0 q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2 q_3 - q_0 q_1) \\ 2(q_1 q_3 - q_0 q_2) & 2(q_2 q_3 + q_0 q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix}, \mathbf{t} = \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix}。$$

以配准前后同名特征的参数对等作为约束条件,基于最小二乘准则构建相应的目标函数,即可通过相应的方法来实现旋转系数、平移系数及缩放系

数的求解。

2.3 空间相似变换模型参数的求解

考虑到误差的存在,对(6)式进行变换,表达式为

$$\begin{cases} v_{f_x} = a_{11}l_{bx} + a_{12}l_{by} + a_{13}l_{bz} - l_{ax} \\ v_{f_y} = a_{21}l_{bx} + a_{22}l_{by} + a_{23}l_{bz} - l_{ay} \\ v_{f_z} = a_{31}l_{bx} + a_{32}l_{by} + a_{33}l_{bz} - l_{az} \\ v_{f_m} = \mu m_b + t_x(a_{11}l_{bx} + a_{12}l_{by} + a_{13}l_{bz}) + t_y(a_{21}l_{bx} + a_{22}l_{by} + a_{23}l_{bz}) + t_z(a_{31}l_{bx} + a_{32}l_{by} + a_{33}l_{bz}) - m_a \end{cases}。 \quad (7)$$

对(7)式进行 Taylor 展开,并取至一次项,可得

$$\mathbf{V} = \mathbf{AX} + \mathbf{l}, \quad (8)$$

$$\text{式中: } \mathbf{V} = \begin{bmatrix} v_{f_x} \\ v_{f_y} \\ v_{f_z} \\ v_{f_m} \end{bmatrix}; \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_x}{\partial q_0} & \frac{\partial f_x}{\partial q_1} & \frac{\partial f_x}{\partial q_2} & \frac{\partial f_x}{\partial q_3} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\partial f_y}{\partial q_0} & \frac{\partial f_y}{\partial q_1} & \frac{\partial f_y}{\partial q_2} & \frac{\partial f_y}{\partial q_3} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\partial f_z}{\partial q_0} & \frac{\partial f_z}{\partial q_1} & \frac{\partial f_z}{\partial q_2} & \frac{\partial f_z}{\partial q_3} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\partial f_m}{\partial q_0} & \frac{\partial f_m}{\partial q_1} & \frac{\partial f_m}{\partial q_2} & \frac{\partial f_m}{\partial q_3} & \frac{\partial f_m}{\partial \mu} & \frac{\partial f_m}{\partial t_x} & \frac{\partial f_m}{\partial t_y} & \frac{\partial f_m}{\partial t_z} \end{bmatrix}; \mathbf{X} = \begin{bmatrix} \Delta q_0 \\ \Delta q_1 \\ \Delta q_2 \\ \Delta q_3 \\ \Delta \mu \\ \Delta t_x \\ \Delta t_y \\ \Delta t_z \end{bmatrix}; \mathbf{l} = \begin{bmatrix} f_x^0 \\ f_y^0 \\ f_z^0 \\ f_m^0 \end{bmatrix}。$$

单位四元数 $\dot{\mathbf{q}}$ 需要满足的条件为

$$q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 = 1。 \quad (9)$$

对(9)式进行 Taylor 展开并近似至一次项, 可得

$$\mathbf{C}\mathbf{X} + \mathbf{W}_X = \mathbf{0}, \quad (10)$$

式中: $\mathbf{C} = [2q_0 \quad 2q_1 \quad 2q_2 \quad 2q_3 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0]$; $\mathbf{W}_X = q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 - 1$ 。

联合(8)、(10)式, 可依据附有限制条件的间接平差模型来实现点云配准中 13 个参数的求解。

为了求得 \mathbf{X} 的最优解, 根据 Lagrange 乘数法, 组建的目标函数为

$$\Psi = \mathbf{V}^T \mathbf{V} + 2\mathbf{K}_s^T (\mathbf{C}\mathbf{X} + \mathbf{W}_X), \quad (11)$$

式中: \mathbf{K}_s 为对应限制条件(10)式的 Lagrange 联系数向量。

依据附有限制条件的间接平差模型, 目标函数的法方程表达式为

$$\begin{cases} \mathbf{N}_{aa}\mathbf{X} + \mathbf{C}^T \mathbf{K}_s + \mathbf{W} = \mathbf{0}, \\ \mathbf{C}\mathbf{X} + \mathbf{W}_X = \mathbf{0} \end{cases}, \quad (12)$$

式中: $\mathbf{N}_{aa} = \mathbf{A}^T \mathbf{A}$, $\mathbf{W} = \mathbf{A}^T \mathbf{l}$ 。

根据(12)式, 可得 Lagrange 联系数向量的求解表达式, 即

$$\mathbf{K}_s = \mathbf{N}_{cc}^{-1} (\mathbf{C}\mathbf{N}_{aa}^{-1} \mathbf{W} - \mathbf{W}_X), \quad (13)$$

式中: $\mathbf{N}_{cc} = \mathbf{C}\mathbf{N}_{aa}^{-1} \mathbf{C}^T$ 。进而可得 \mathbf{X} 最优解的表达式为

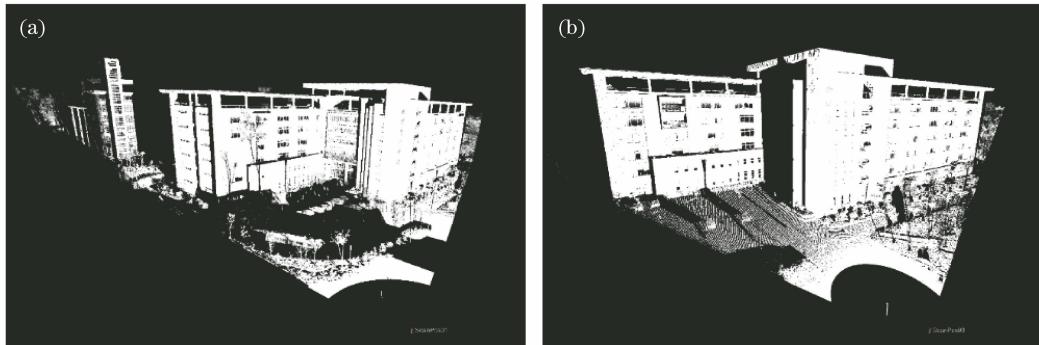


图 2 基于不同视角对同一建筑物采集得到的立面 LiDAR 点云。(a)基准测站 LiDAR 点云; (b)待配准测站 LiDAR 点云

Fig. 2 Facade LiDAR point clouds of the same building collected from different perspectives. (a) LiDAR point cloud from the reference station; (b) LiDAR point cloud from the un-registered station

基于表 1 所示的平面特征数据, 利用所提算法计算得到待配准测站与基准测站之间的相似变换参数。此外, 考虑到表 1 所示的平面特征数据与文献[8]中算法验证过程中所用的 LiDAR 数据相同, 且文献[8]算法运行过程中, 其同名点特征的提取是借助 Riegl 公司定制的扫描仪专用反射体来完成的, 同名点特征的提取有着较高的精度。因此, 为了进一步验证所提算法运行结果的正确性, 对所提算法

$$\mathbf{X} = (\mathbf{N}_{aa}^{-1} \mathbf{C}^T \mathbf{N}_{cc}^{-1} \mathbf{C} \mathbf{N}_{aa}^{-1} - \mathbf{N}_{aa}^{-1}) \mathbf{W} - \mathbf{N}_{aa}^{-1} \mathbf{C}^T \mathbf{N}_{cc}^{-1} \mathbf{W}_X. \quad (14)$$

事实上, (14)式等号右端是关于 \mathbf{m}_a 、 \mathbf{l}_a 、 \mathbf{p}_b 、 $\dot{\mathbf{q}}$ 、 μ 、 t 的表达式, 考虑到 \mathbf{m}_a 、 \mathbf{l}_a 、 \mathbf{p}_b 三者为已知量, 因此 $\dot{\mathbf{q}}$ 、 μ 、 t 三个量共同构成了 \mathbf{X} , (14)式可进一步表达为

$$\mathbf{X}_{k+1} = F(\mathbf{X}_k), k = 1, 2, \dots, n, \quad (15)$$

式中: $F(\mathbf{X}_k) = (\mathbf{N}_{aa}^{-1} \mathbf{C}^T \mathbf{N}_{cc}^{-1} \mathbf{C} \mathbf{N}_{aa}^{-1} - \mathbf{N}_{aa}^{-1}) \mathbf{W} - \mathbf{N}_{aa}^{-1} \mathbf{C}^T \mathbf{N}_{cc}^{-1} \mathbf{W}_X$ 。 (15)式即为在配准过程中所采用的迭代计算模型。

3 实例与分析

利用 Matlab 对基于平面特征约束的 LiDAR 点云配准算法进行编程, 并分别基于两组实测地面 LiDAR 点云设计了相应的实验方案, 用以验证算法的正确性与实用性。

3.1 实验方案一

本实验数据来源于奥地利 Riegl 公司生产的 LMS-Z420i 系列地面 LiDAR 设备采集得到的某建筑物立面点云, 点云数据的采样间隔设置为 4 cm (距离测站点 100 m 的位置)。基于平面拟合与相交的方式, 分别从图 2(a)、(b)所示的两个相邻测站提取了如表 1 所示的 7 对同名平面特征。



和文献[8]所描述算法的运行结果进行比较, 与此同时, 利用各自参数对相邻测站 LiDAR 点云配准后同名平面特征之间的差异进行比较。配准前后相邻测站 LiDAR 点云的目视效果如图 3 所示, 配准参数的求解结果、配准后同名特征之间的残差(分为法向残差(Δl_x , Δl_y , Δl_z)和距离残差 Δm 两个部分)以及残差中误差(分为法向残差中误差 $m_{\Delta l}$ 和距离残差中误差 $m_{\Delta m}$ 两个部分)分别如表 2 所示。

表 1 基于最小二乘拟合算法分别从基准测站、待配准测站提取到的平面特征

Table 1 Planar features separately extracted from the reference and the un-registered stations by least square fitting algorithm

Station	l_x	l_y	l_z	x	y	z
Reference station	-0.7060	0.7081	-0.0128	-70.7593	-6.3887	26.4681
	-0.7062	0.7079	-0.0108	-50.4330	13.7874	22.2993
	-0.7103	-0.7039	-0.0006	-50.5877	14.9477	22.2911
	-0.0060	0.0090	0.9999	-61.8226	24.8605	25.7601
	-0.7044	0.7097	-0.0113	-63.6772	26.7793	16.8218
	-0.7072	-0.7070	0.0013	-63.2206	27.6485	16.8952
Un-registered station	-0.0024	0.0142	0.9999	-61.5702	25.1852	22.5930
	-0.2579	0.9648	-0.0522	-63.6731	-7.8920	15.1750
	-0.2586	0.9647	-0.0503	-36.1147	-0.4410	16.7593
	-0.9412	-0.2605	-0.2152	-35.7476	0.6642	17.2299
	-0.2194	-0.0081	0.9756	-41.3592	13.9261	19.8014
	-0.2560	0.9654	-0.0508	-40.0006	17.5009	10.9515
	-0.9401	-0.2659	-0.2132	-39.2034	18.0633	11.1137
	-0.2123	-0.0054	0.9772	-40.4619	14.6743	16.7639

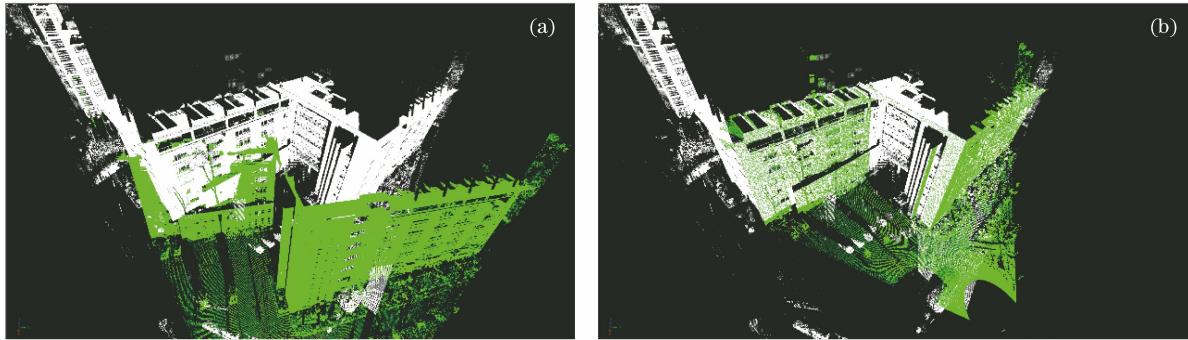


图 3 配准前后相邻测站点云的目视效果。(a)配准前;(b)配准后

Fig. 3 Visual effects of the point clouds from the two neighboring stations before and after registration.

(a) Before registration; (b) after registration

表 2 配准结果及其配准后同名特征之间的残差

Table 2 Registration results and residuals between each pair of conjugate planar features after registration

Algorithm	\mathbf{R}	$ \mathbf{T} / \text{m}$	Scale factor μ	Δl_x	Δl_y	Δl_z	$m_{\Delta l}$	$\Delta m / \text{m}$	$m_{\Delta m}$
Proposed algorithm	$\begin{bmatrix} 0.8504 & -0.4943 & 0.1802 \\ 0.4790 & 0.8691 & 0.1234 \\ -0.2176 & -0.0186 & 0.9759 \end{bmatrix}$	-23.0085 29.3766 -2.2902	1.0000	-0.0004	-0.0004	0.0000	0.0012		
				-0.0004	-0.0004	0.0000	-0.0071		
				0.0001	-0.0001	-0.0002	-0.0391		
				0.0008	0.0008	0.0000	0.0008	-0.0352	0.0307
				0.0008	-0.0004	0.0005	0.0062		
				-0.0007	0.0007	-0.0001	0.0394		
Algorithm in Ref. [8]	$\begin{bmatrix} 0.8504 & -0.4945 & 0.1796 \\ 0.4794 & 0.8690 & 0.1227 \\ -0.2168 & -0.0183 & 0.9761 \end{bmatrix}$	-22.9656 29.3962 -2.2652	1.0004	-0.0001	0.0001	0.0007	0.0018		
				0.0014	0.0015	-0.0000	0.0011	-0.0627	0.0428
				-0.0002	-0.0002	0.0004	0.0145		
				-0.0009	0.0009	0.0008	0.0802		
				0.0000	0.0007	-0.0000	0.0085		

3.2 实验方案二

本实验数据来源于奥地利 Riegl 公司生产的 VZ-1000 系列地面 LiDAR 设备采集得到的另一建筑物立面点云,点云数据的采样间隔设置为 2 cm(距离测站点 100 m 的位置)。基于平面拟合与相交的方式,分别从图 4(a)、(b)所示的两个相邻测站提取了如表 3 所示的 9 对同名平面特征。

基于表 3 所示的平面特征数据,利用所提算法计算得到待配准测站与基准测站之间的相似变换参数。此外,利用 Riegl 公司配备的专用反射标从相

邻两个测站分别提取了 6 对同名点特征,并利用文献[8]中的算法计算得到相邻测站的配准参数。对所提算法和文献[8]所描述算法的运行结果进行比较,与此同时,对配准后同名平面特征之间的差值也进行比较。配准前后相邻测站 LiDAR 点云的目视效果如图 5 所示,配准参数的求解结果、配准后同名特征之间的残差(区分为法向残差(Δl_x , Δl_y , Δl_z)和距离残差 Δm 两个部分)以及残差中误差(区分为法向残差中误差 $m_{\Delta l}$ 和距离残差中误差 $m_{\Delta m}$ 两个部分)分别如表 4 所示。

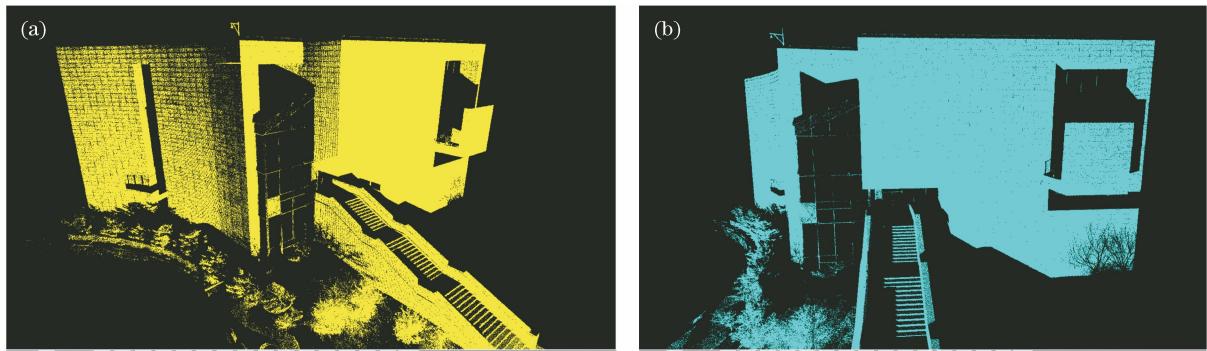


图 4 基于不同视角采集得到的另一建筑物立面 LiDAR 点云。(a)基准测站 LiDAR 点云;(b)待配准测站 LiDAR 点云

Fig. 4 Facade LiDAR point clouds of the same part of another building collected from different perspectives.

(a) LiDAR point cloud from the reference station; (b) LiDAR point cloud from the un-registered station

表 3 基于最小二乘拟合算法分别从基准测站、待配准测站提取得到的平面特征

Table 3 Planar features separately extracted from the reference and the un-registered stations by least square fitting algorithm

Station	l_x	l_y	l_z	x	y	z
Reference station	-0.0110	-0.0054	0.9999	-12.5529	-38.3620	18.5852
	-0.0762	-0.9971	-0.0063	-8.8728	-35.7275	17.3675
	-0.9877	0.1561	-0.0092	-14.5785	-31.4954	18.4312
	-0.2056	-0.9786	-0.0069	-21.8180	-28.8210	14.7325
	-0.2069	-0.9784	-0.0019	-31.2109	-22.8085	11.7132
	-0.9791	0.2028	-0.0143	-15.7465	-16.3954	0.3823
	-0.0621	-0.3808	-0.9226	-15.9412	-16.2637	0.8802
	-0.0117	-0.0038	0.9999	-17.8117	-31.5307	8.3983
	-0.9867	0.1623	-0.0113	-22.0955	-31.5778	7.0024
Un-registered station	-0.0117	0.0054	0.9999	-37.1151	-16.1259	18.5837
	-0.7944	-0.6073	-0.0062	-32.5529	-17.1743	17.3245
	-0.5419	0.8404	-0.0097	-33.2499	-10.1385	18.3661
	-0.8666	-0.4990	-0.0069	-35.8191	-3.2936	15.4112
	-0.8673	-0.4978	-0.0015	-37.7634	8.0171	11.8171
	-0.5018	0.8649	-0.0144	-22.6710	0.8429	0.3696
	-0.3241	-0.2110	-0.9222	-22.7286	1.0535	0.8693
	-0.0111	0.0069	0.9999	-35.2226	-8.1253	8.3990
	-0.5393	0.8420	-0.0118	-38.4293	-4.6610	7.1060

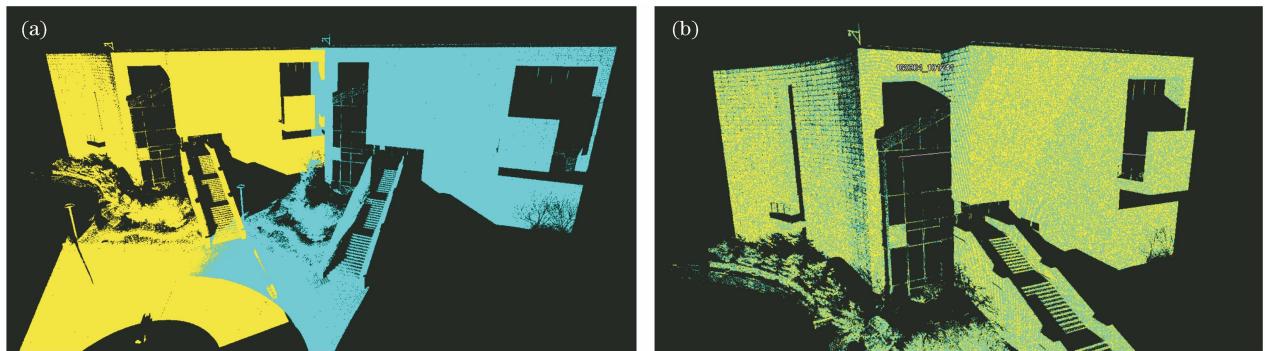


图 5 配准前后相邻测站点云的目视效果图。(a)配准前;(b)配准后

Fig. 5 Visual effects of the point clouds from the two neighboring stations before and after registration.

(a) Before registration; (b) after registration

表 4 配准结果及其配准后同名特征之间的残差

Table 4 Registration results and residuals between each pair of conjugate planar features after registration

Algorithm	\mathbf{R}	$ \mathbf{T} / \text{m}$	Scale factor μ	Δl_x	Δl_y	Δl_z	$m_{\Delta l}$	$\Delta m/m$	$m_{\Delta m}$
Proposed algorithm	$\begin{bmatrix} 0.6670 & -0.7451 & 0.0009 \\ 0.7451 & 0.6670 & -0.0004 \\ -0.0003 & 0.0010 & 1.0000 \end{bmatrix}$	0.0058	0.9979	-0.0001	0.0001	-0.0000	0.0252		
				0.0012	-0.0001	0.0003	0.0013		
				-0.0001	-0.0007	-0.0005	0.0316		
				0.0006	-0.0001	0.0002	0.0018		
				0.0007	-0.0001	-0.0002	0.0015	-0.0110	0.0315
				-0.0000	-0.0002	-0.0009	0.0350		
				-0.0023	0.0010	-0.0003	0.0240		
				-0.0001	0.0003	0.0000	-0.0030		
				0.0004	0.0025	-0.0005	-0.0662		
				-0.0001	0.0001	-0.0000	-0.0014		
Algorithm in Ref. [8]	$\begin{bmatrix} 0.6663 & -0.7457 & 0.0005 \\ 0.7457 & 0.6663 & -0.0002 \\ -0.0001 & 0.0005 & 1.0000 \end{bmatrix}$	-0.0014	1.0000	0.0006	-0.0001	0.0002	0.0049		
				0.0007	-0.0001	-0.0002	0.0017	0.0001	0.0440
				-0.0000	-0.0002	-0.0009	-0.0126		
				-0.0023	0.0010	-0.0003	0.0271		
				-0.0001	0.0003	0.0000	-0.0085		
				0.0004	0.0025	-0.0005	-0.1203		

3.3 结果分析

从表 2、4 可以看出,根据配准后同名平面特征法向量之间的偏差计算得到的中误差及矩之间的偏差计算得到的中误差,所提算法的运行结果总体略优于基于点特征约束的算法,能够满足三维重建对 LiDAR 点云数据采集的精度需求。值得一提的是,相较于经典的基于点特征约束的 LiDAR 点云配准算法,所提算法的运行借助于城市人工建/构筑物自身所存在的大量平面特征,无需事先在相邻两个 LiDAR 测站之间设置相应的人工反射标/体,在提高了外业数据采集效率的同时,所提算法的运行仍然取得了较好的效果。

综合上述分析,从配准前后相邻测站 LiDAR 点云的目视效果、配准后同名特征之间的差值分析与比较、与现有算法^[8]运行结果的对比来看,所提平面特征约束下基于四元数描述的 LiDAR 点云配准算法运行结果正确,在实际应用中取得的效果符合预期。

4 结 论

相较于点、直线两类特征,基于 LiDAR 点云提取的平面特征有着精度高、提取方便等特点,尤其当数据采集过程中难以有效设置人工标记点时,基于平面特征约束的 LiDAR 点云配准方法将为多测站 LiDAR 点云的融合提供极大的便利。基于法向量

与原点到平面距离所形成的四元组来表达空间中的平面特征时,可借助参数比较直接完成空间两平面一致性(完全重合)的判断,在确保模型设计合理性的基础上,算法的实现更为便利。

然而,需要注意的是,三维空间中的方向向量均存在一种大小对等、方向相反的表达方式,因此,所提算法正确运行的前提是必须保证相邻两个测站所提取的平面法向量保持一致,否则,将无法得到正确的结果,如何有效克服这一条件限制,将是今后的研究方向之一。此外,针对大多数迭代算法对未知参数的初值有一定要求的问题,目前已有文献给出了基于点特征约束与直线特征约束的LiDAR点云配准参数的解析求解算法。此类算法无需事先确定未知参数的任何初值,且算法的运行效率相对较高,因此,利用解析求解方式实现基于平面特征约束的LiDAR点云配准,将是今后的另一个重要研究方向。

参 考 文 献

- [1] Arun K S, Huang T S, Blostein S D. Least-squares fitting of two 3-D point sets[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 9(5): 698-700.
- [2] 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.
- [3] Horn B K P. Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions[J]. Journal of the Optical Society of America A, 1987, 4(4): 629-642.
- [4] Horn B K P, Hilden H M, Negahdaripour S. Closed-form solution of absolute orientation using orthonormal matrices[J]. Journal of the Optical Society of America A, 1988, 5(7): 1127-1135.
- [5] Walker M W, Shao L J, Volz R A. Estimating 3-D location parameters using dual number quaternions[J]. CVGIP: Image Understanding, 1991, 54(3): 358-367.
- [6] He L, Yu C P, Li G Y. Method of laser scanning data matching[J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2008, 25(6): 410-413.
贺磊,余春平,李广云.激光扫描数据的多站配准方法[J].测绘科学技术学报,2008,25(6):410-413.
- [7] Zhang J Q, Zhai R F, Zheng S Y. Automatic seamless registration of 3D multiple range views[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2007, 32(2): 100-103.
张剑清,翟瑞芳,郑顺义.激光扫描多三维视图的全自动无缝镶嵌[J].武汉大学学报·信息科学版,2007,32(2):100-103.
- [8] Wang Y B, Wang Y J, Wu K, et al. A dual quaternion-based, closed-form pairwise registration algorithm for point clouds [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 94: 63-69.
- [9] Habib A, Ghanma M, Morgan M, et al. Photogrammetric and LiDAR data registration using linear features[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2005, 71(6): 699-707.
- [10] Guan Y L, Zhang H J. Initial registration for point clouds based on linear features[C]//2011 Fourth International Symposium on Knowledge Acquisition and Modeling, October 8-9, 2011, Sanya, China. New York: IEEE Press, 2011: 474-477.
- [11] 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.
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.
- [12] 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.
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.
- [13] Khoshelham K. Closed-form solutions for estimating a rigid motion from plane correspondences extracted from point clouds[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 114: 78-91.
- [14] Park S Y, Subbarao M. An accurate and fast point-to-plane registration technique[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(16): 2967-2976.
- [15] Wang H K, Wang X F. 3D registration based on planar feature segmentation and plane fit[J]. Applied Mechanics and Materials, 2012, 233: 274-277.
- [16] Zhang D, Huang T, Li G H, et al. Robust algorithm for registration of building point clouds using planar patches[J]. Journal of Surveying Engineering, 2012, 138(1): 31-36.
- [17] Zheng D H, Yue D J, Yue J P. Geometric feature constraint based algorithm for building scanning point cloud registration[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2008, 37(4): 464-468.
郑德华,岳东杰,岳建平.基于几何特征约束的建筑物点云配准算法[J].测绘学报,2008,37(4):464-468.
- [18] Chai S W, Yang X Q. Line primitive point cloud registration method based on dual quaternion [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(12): 1228006.
柴双武,杨晓琴.基于对偶四元数构建的直线基元点云拼接方法[J].光学学报,2019,39(12):1228006.