

基于激光强度分类的机载与地面激光雷达 点云配准方法

郭王, 程效军

同济大学测绘与地理信息学院, 上海 200092

摘要 目前,机载与地面激光雷达(LiDAR)点云配准方法大多利用三维点云的几何信息来获取机载与地面 LiDAR 点云的同名特征,并计算点云坐标转换参数,实现点云配准;提出了一种基于激光强度分类的配准新方法,首先对机载与地面 LiDAR 点云的激光强度信息进行纠正与分类,然后基于分类结果提取特征平面,将特征平面间的拓扑关系与分类结果作为约束条件,匹配得到同名特征平面,最后计算坐标转换参数,实现机载与地面 LiDAR 点云配准。实验结果表明:与传统方法相比,所提方法可以减小机载与地面 LiDAR 因扫描角度、点密度不同而导致的配准误差;在机载与地面 LiDAR 同名特征几何形状不完全一致的情况下,所提方法仍可得到较好的配准效果。

关键词 遥感; 点云配准; 激光强度分类; 机载激光雷达; 地面激光雷达

中图分类号 P237

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.062803

Registration Method for Airborne and Terrestrial Light Detection and Ranging Point Cloud Based on Laser Intensity Classification

Guo Wang, Cheng Xiaojun

College of Surveying and Geo-Informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China

Abstract Numerous registration methods for airborne and terrestrial light detection and ranging (LiDAR) point cloud utilize geometry information of three-dimensional point cloud. Corresponding features of airborne and terrestrial LiDAR point cloud are matched, and point cloud coordinate transformation parameters are calculated to realize point cloud registration. A new registration method based on laser intensity classification is proposed. Firstly, the laser intensity of airborne and terrestrial LiDAR point cloud is corrected and classified. Then, the plane features are extracted by the classification results. The corresponding plane features are matched taking topological relationship and the classification results as constraint conditions. Finally, the coordinate transformation parameters are calculated to register the airborne and terrestrial LiDAR point cloud. The results show that compared with traditional methods, the proposed method can reduce registration errors from differences of the scanning angle and density between airborne and terrestrial LiDAR. The proposed method can still achieve accurate registration effect when the geometry shapes of the corresponding features of airborne and terrestrial LiDAR are not completely identical.

Key words remote sensing; point cloud registration; laser intensity classification; airborne light detection and ranging; terrestrial light detection and ranging

OCIS codes 280.3640; 280.4788; 010.0280; 140.3460

收稿日期: 2017-11-23; 收到修改稿日期: 2017-12-31

基金项目: 国家自然科学基金(41671449)

作者简介: 郭王(1983—),男,博士研究生,主要从事 LiDAR 数据处理与多源 LiDAR 融合方面的研究。

E-mail: 1983guowang@tongji.edu.cn

导师简介: 程效军(1964—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事数字近景摄影测量与三维数字仿真方面的研究。

E-mail: cxj@tongji.edu.cn

1 引言

随着激光雷达 (LiDAR) 技术的不断发展, LiDAR 系统的传感器和搭载平台种类更加丰富, 不同的搭载平台, 如机载与地面 LiDAR 系统, 在分辨率、精度、扫描范围和扫描速度等方面都存在差异。机载 LiDAR 的扫描范围大, 速度快, 但点密度较低; 地面 LiDAR 的点密度较高, 但扫描范围较小。随着 LiDAR 应用领域的不断拓展, 单一平台的 LiDAR 已经很难满足测量工作和三维可视化的需要, 而机载和地面 LiDAR 点云数据在覆盖范围、精细度等方面都有天然的互补性, 融合二者的点云数据可以得到范围更大、精细度更高、内容更丰富的三维点云数据, 从而可以满足更多场合的需要。

机载与地面 LiDAR 点云数据融合首先要实现 LiDAR 数据空间位置的配准。目前常用的配准方法可以分为两类: 一类为最邻近点迭代 (ICP) 算法^[1-2], 即根据点云之间的接近程度来获得点云的对应关系。这类方法需要有较好的初始条件, 只有初始目标大致对齐才能获得较好的配准结果和更高的计算效率^[3-6]; 但机载与地面 LiDAR 点云的坐标系不同, 初始位置与点密度相差很大, 因此直接使用该方法效果较差。另一类方法利用同名特征进行配准, 例如: 通过特征的方向统计信息来求配准参数, 从而得到粗配准结果的方法^[7], 该方法可以不用给定任何初值, 但在特征方向相似的地域会失效; 以非均匀密度点云近似模拟平面作为匹配条件的配准方法^[8], 以及通过延伸自动形成建筑边界进行配准的方法^[9]; 利用建筑物轮廓线间的拓扑关系对机载与地面 LiDAR 数据进行匹配的方法^[10]。这些配准方法均将 LiDAR 数据的空间信息作为特征选取和匹配的依据, 运算量较大, 且对特征精度要求较高。

机载与地面 LiDAR 系统所获取的点云除了包含空间信息外, 还包含 LiDAR 点云的激光强度信息。激光强度是表征目标对激光反射光谱特性的物理量, 可以反映目标表面的物理特性, 且激光强度与点坐标在采集时直接同时获取, 无需后期匹配, 每个扫描点都具有各自对应的激光强度值。利用激光强度可以更快速地对机载与地面 LiDAR 点云进行分类与特征提取, 而利用分类关系作为约束对特征进行匹配, 可以提高机载与地面 LiDAR 点云配准的计算速度与准确度。

本文提出了一种利用 LiDAR 数据激光强度信息对机载与地面 LiDAR 点云进行分类和特征提取

的配准方法, 并将分类结果和拓扑关系作为特征匹配约束条件获取同名特征, 以实现机载与地面 LiDAR 数据的配准。

2 LiDAR 强度纠正与分类

2.1 机载与地面 LiDAR 强度纠正

LiDAR 系统所提供的激光强度本身受其发射器、距离、入射角等因素影响, 强度值需要纠正后才能得到接近扫描目标的激光反射强度。LiDAR 强度的纠正方法目前已较成熟, 主要分为模型驱动纠正方法和数据驱动纠正方法。模型驱动纠正方法基于激光传输过程, 假设目标为理想的朗伯体, 从激光雷达方程出发, 排除影响激光强度的固定因素, 采用对激光强度影响相对较大的距离、入射角、大气等因素对激光强度进行纠正。数据驱动纠正方法不考虑激光强度与影响因素的比例关系, 主要体现为不完全参照激光雷达方程, 而是直接通过实验确定影响激光强度的因素, 然后利用数学模型拟合激光强度与各影响因素之间的关系, 通过定标实验或者选取已有扫描数据中的同质部分计算模型参数, 对激光强度进行纠正。

对于机载 LiDAR, 在实际中采用数据驱动的方法进行定标实验, 成本较高。从已有数据中选取同质部分仅适用于区域较广阔且同质目标类型较少的区域, 城市中不同种类的建筑物较多, 导致相对样本较少, 很难建立对应的数学模型。虽然自然界中不存在理想的朗伯体, 但是大量研究表明, 在入射角大于 30° 时, 绝大部分目标对激光的反射近似遵循朗伯余弦定律。由于机载 LiDAR 扫描时的方式一般为俯视, 绝大部分点入射角都大于 30° , 因此模型驱动纠正可较好地应用于机载 LiDAR 强度数据纠正表达式为:

$$I_s = I \frac{R^2 \cos \alpha_s}{R_s^2 \cos \alpha} \frac{1}{\eta_{\text{atm}}}, \quad (1)$$

式中: I 为原始激光强度; I_s 为纠正后的激光强度; R 为标准距离; R_s 为实际距离; α 为标准入射角; α_s 为实际入射角; η_{atm} 为大气衰减因子, 其数值变化仅与目标反射率相关。实际应用中, 在某较小的区域内, 当航高与扫描目标高度相差较大时, η_{atm} 可以近似看作是固定常数, 只需针对距离和入射角进行纠正。

相对于机载 LiDAR, 地面 LiDAR 的工作环境较复杂, 因此会受到扫描距离、扫描入射角、扫描目标表面特性、扫描仪内部机制、扫描环境^[11-12]等多种因素的影响, 直接应用激光雷达方程较困难^[13-14]。但强度仍受到距离与入射角的较大影响, 其关系近

似为

$$I \propto f(R)f(\cos \alpha)\rho,$$

$$I \propto P_R \propto f(\cos \alpha)f(R)\rho, \quad (2)$$

式中： $f(R)$ 为强度与距离的关系函数； $f(\cos \alpha)$ 为

强度与入射角的关系函数； ρ 为目标反射率。本研究采用数据驱动的纠正方法，通过获取指定目标不同距离和入射角强度的实验，得到强度与距离、入射角关系函数分别为

$$f(R) = \begin{cases} 59.88R^2 - 307.6R + 2080, & 1 \leq R < 3 \\ 0.01282R^5 - 0.6006R^4 + 11.22R^3 - 106.2R^2 + 492R + 918, & 3 \leq R < 15, \\ -0.00015R^5 + 0.0214R^4 - 1.176R^3 + 31.46R^2 + 407.1R + 3630, & R \geq 15 \end{cases} \quad (3)$$

$$f(\cos \alpha) = 1293\cos \alpha^{0.2419} + 280.6. \quad (4)$$

为了验证方法的有效性，选取某高校校区标志性建筑图书馆的机载 LiDAR 数据与地面 LiDAR 数据进行实验。机载 LiDAR 数据范围是以图书馆为中心 $200 \text{ m} \times 200 \text{ m}$ 的区域，共 77393 个点，地面 LiDAR 数据范围是以图书馆为主要扫描目标的 13 个扫描站数据，共 16427547 个点。机载 LiDAR 点云数据的平均点云密度为 3 Pt/m^2 ，点的平均行、列

间距分别约为 0.5 m 和 1.0 m 。地面 LiDAR 数据扫描分辨率为 $1/8, 30 \text{ m}$ 扫描距离的平均点间距约为 1.2 cm 。

采用所提强度纠正方法得到的机载与地面 LiDAR 纠正后的强度灰度图如图 1 所示。由图 1 可知，通过强度纠正，建筑物强度值与路面、地面强度值区分明显。

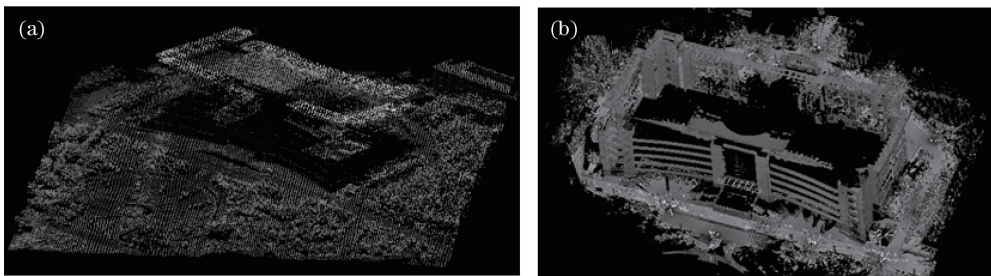


图 1 (a)机载与(b)地面 LiDAR 纠正后的强度图像

Fig. 1 Corrected intensity images of (a) airborne and (b) terrestrial LiDAR

2.2 机载与地面 LiDAR 强度分类

不同于传统的空间模式识别，利用激光强度信息对 LiDAR 点云进行分类是通过点云中的点与其周围点的空间关系进行分类的。根据点的强度信息进行分类更类似于光谱识别模式。强度信息可以单独作为识别标志的光谱信息，采用这种分类方法得到的分类结果反映的是扫描目标表面材质的差别，而非点与点之间的空间位置关系^[15]。

由于激光强度信息波段较少，因此纠正后不同种类的强度数值仍然较接近，分类需要更多的先验知识。虽然非监督分类仍然可以减少人工操作，人为误差较少，但其分类仅针对的是单个分类对象，对于不同的分类对象，无法保证其分类的一致性。为了便于建立机载与地面 LiDAR 分类结果的关系，本研究采用监督分类的方法进行分类。具体分类方法如下：人工选取具有代表性的训练样区，确定每一类别的强度值；求出每一类别的强度平均值；计算每

个点与每一类别的平均值之间的差值，差值最小的类别则为该点所属的类别。

由于机载与地面 LiDAR 所用的激光扫描仪不同，因此对同类扫描目标的强度值也不同。在本实验中，机载 LiDAR 激光强度值在纠正后的主要分布区间为 $50 \sim 800$ ，地面 LiDAR 激光强度值在纠正后的主要分布区间为 $900 \sim 2500$ ，因此不能直接按照强度值相等的方法将机载与地面 LiDAR 的激光强度相对应。本研究采用人工的方法，通过选取机载与地面 LiDAR 数据相同区域的样本点进行采样后，将对应的样本区域值人为设置为同一类。按照主要地物类别对机载与地面 LiDAR 进行分类，结果如表 1 所示。

表 1 地物分类

Table 1 Classification of features

Type	Roof	Wall	Vegetation	Road	Ground
Color	Red	Cyan	Green	Yellow	Blue

强度分类结果如图 2 所示。由图 2 可知,由于材质较单一,因此建筑物顶面与立面分类较好,而地面类地物分类结果较差。主要原因如下:一是植被反射面较难估算,且反射率多种多样,激光强度在植被上的纠正较困难,纠正后的强度并不集中于某一

区间;二是当激光入射角过小时,激光光斑面积增大,其理论反射中心与实际反射中心距离增大,导致激光强度值误差加大,纠正效果不理想。机载 LiDAR 的分类总体精度为 82.08%,地面 LiDAR 的分类总体精度为 86.16%。

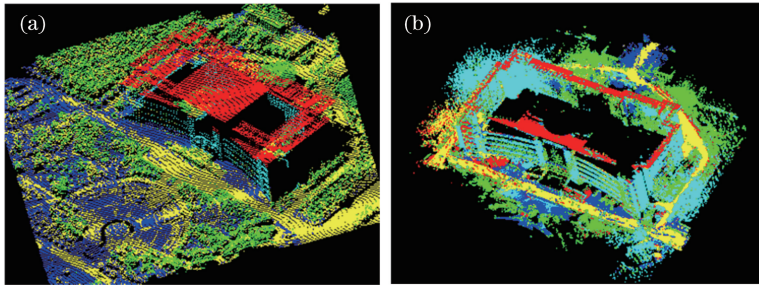


图 2 (a)机载与(b)地面 LiDAR 强度分类图像

Fig. 2 Intensity classification images of (a) airborne and (b) terrestrial LiDAR

3 基于强度分类的特征匹配与配准

3.1 基于强度分类结果的特征提取与匹配

特征是点云数据中描述目标的重要参数。特征包括特征点、特征线和特征面,目前常用的特征提取方法有两类:一是基于曲率、法向等几何特征的方法,选取几何形状突变处的点作为特征点,将特征点连接得到特征线,该类方法对于海量点云来说需要大量的计算,而且曲率和法向根据邻域选取的不同而有所差别,容易出现误判的情况;二是图像辅助点云特征提取,通过图像与点云配准后,将图像上的特征线映射到点云上,得到特征线区域的点集,再通过计算得到特征线^[16]。该类方法虽然更简单,但容易受到图像与点云配准误差和投影视差的影响。总的来说,目前特征提取的思路是从低维到高维,如通过特征点连接得到特征线,再通过特征线共面得到特征面。

在 LiDAR 数据分类后,将相邻但不同类的点云分割后,可自然得到点云的特征面。该方法的优点在于,在分类后仅通过点云中每个点的分类标识便可以区分不同类的点,而不需要进行大量法向或曲率的计算,也无须考虑因图像像素与点无法一一对应而存在的误差。该方法所获取的特征面并不一定与传统的通过几何意义提取的特征面或特征线完全一致。原因是第 1 类方法利用扫描目标的几何特征,而本方法利用扫描目标的物理特性;第 2 类方法虽然在某种程度也是利用扫描目标的物理特性,但是无法准确确定像素与点之间的对应关系。

对于点云配准来讲,获取特征平面比获取特征曲

面更适合。相对于特征曲面,特征平面拟合较简便,可以大量减少计算,提高配准效率与配准精度。因此,本研究将特征平面作为特征面的主要提取对象。

特征平面的提取方法如下:

- 1) 将相同分类的点云根据分类标识分割为若干点云数据,记为 P_1, P_2, \dots, P_n ;
- 2) 分别利用欧氏距离聚类方法将不相连的点云 P_1, P_2, \dots, P_n 分割为 n_1, n_2, \dots, n_n 块;
- 3) 遍历所有块,计算每块点云包含点的法向;
- 4) 比较块中每点与相邻点的法向,如相邻点法向相差较大,若该点相邻点有相近法向,则将同块内法向相差较大的那部分点分割出去,独立作为 n_{n+1}, n_{n+2}, \dots 块,若该点周围无相近法向,则作为噪声点去除;
- 5) 对分割后的每块点云进行平面拟合,保留拟合效果较好的平面作为特征平面。

提取特征平面时,很少具有特征平面与特征线的植被分类数据并不参与计算,这样可以减少数据量,提高运算效率。考虑到机载 LiDAR 的密度远小于地面 LiDAR 的密度,为了保证机载 LiDAR 的特征面有足够数量的点拟合平面,地面 LiDAR 单个特征平面的面积不应过小,在本研究中,平面点个数小于 500 的特征平面(面积约为 5 m^2)均被去除,提取的特征平面如图 3 所示。

对于机载与地面 LiDAR 所扫描的相同目标来说,其结构化特征具有相似性,这种相似性不仅包括特征的几何关系,还包括特征的拓扑关系,即 2 个相邻的特征并不会因数据源的不同而变为分离或包含。此外,特征的强度信息也应存在一种对应关系,

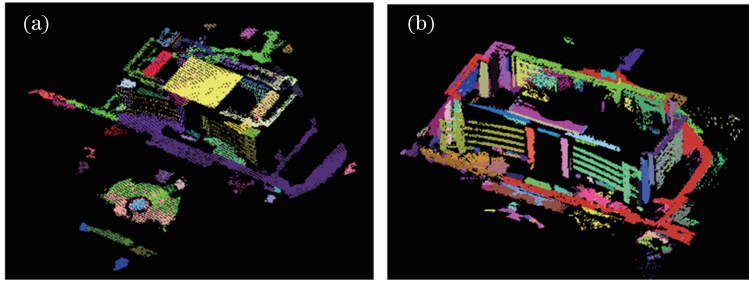


图3 (a)机载与(b)地面 LiDAR 提取特征平面

Fig. 3 Extracted plane features of (a) airborne and (b) terrestrial LiDAR

通过这种关系,可以将激光强度的分类结果作为特征匹配的一种约束关系。

特征拓扑相似性的匹配是一个图匹配的问题,本研究选用一种支持舍去连接点的算法^[17],该算法在每次迭代中将一对分别来自于 C^i 和 C^j 的节点加入集合 S 。如果从当前 S 中不能得到正确的匹配,则从该集合中移除上一对加入的节点,直到所有节点都匹配或者所有组合都失败。具体步骤如下:

- 1) 从 C^i 的所有节点中选取 1 个,开始匹配运算;
- 2) 找到 1 个没有被匹配的节点 $n_k^i \in N^i$;
- 3) 找到所有可能匹配 n_k^i 但还没有被匹配的节点 $n_{km}^j \in N^j, m=1,2,\dots$;
- 4) 对所有可能的匹配对 $C = \{(n_k^i, n_{km}^j)\}$ 按照匹配可能性从大到小的顺序进行排序;
- 5) 遍历所有可能节点,如果满足拓扑约束,则

将 $C = \{(n_k^i, n_{km}^j)\}$ 加入集合 S ,如果不满足,则从 C^i 中去除该节点;

6) 如果 C^i 中还有节点,进行步骤 1),如果没有,则结束运算。

为了提高运算速度,将分类标识作为节点的一个属性。在进行匹配时,如果节点对之间的分类标识不匹配,则直接跳过,这大幅加速了匹配。通过该方法可以得到 2 组 LiDAR 数据中相匹配的特征平面对。匹配结果如图 4 所示,其中用相同的颜色表示同名特征面。由图 4 可知,有些同名特征面匹配并不准确,这是由于机载与地面 LiDAR 的扫描角度不同,对建筑中有厚度的部件(如墙体、悬空屋顶等)会获取同一部件的相对平面(如上顶面与下底面等)导致的。这需要在后面的配准参数解算中,将这些匹配错误的同名特征面去除。

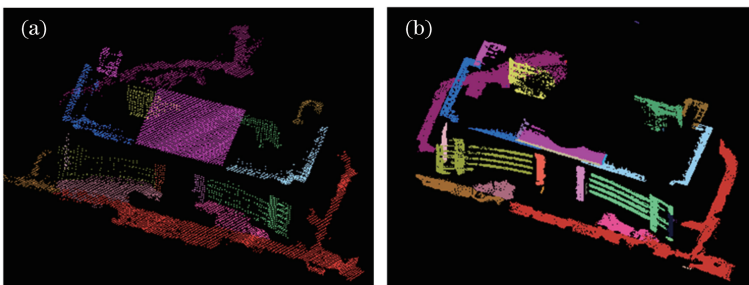


图4 (a)机载与(b)地面 LiDAR 同名特征平面

Fig. 4 Corresponding plane features of (a) airborne and (b) terrestrial LiDAR

3.2 基于同名特征面的点云配准

获取匹配的特征平面对后,多源 LiDAR 点云的配准问题就转化为通过匹配特征平面计算 2 个坐标系转换参数的问题。

在不同的坐标系中,一对匹配的特征平面坐标转换需要 2 个步骤,即旋转和平移。在旋转过程中,需要确定旋转轴,假设 3 个旋转轴分别与 x 轴、 y 轴、 z 轴平行,则需要确定 3 个旋转轴的交点。确定 1 个点需要 3 个两两相交的平面,因此通过匹配的

特征面求旋转参数时,需要至少 3 个两两相交的特征面。3 个旋转轴过该 3 个特征面的交点,分别与 x 轴、 y 轴、 z 轴平行。

假设需要坐标转换的坐标系为源坐标系,作为基准的坐标系为目标坐标系,则在源坐标系中,3 个两两相交的特征平面的交点分别为 (x_s, y_s, z_s) 和 (x_t, y_t, z_t) 。源坐标系中任意一点 (x, y, z) 转换到目标坐标系中对应点 (x', y', z') 的表达式为

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{pmatrix} = \mathbf{R}' \begin{pmatrix} x - x_s \\ y - y_s \\ z - z_s \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} x_t \\ y_t \\ z_t \end{pmatrix}, \quad (5)$$

式中： \mathbf{R}' 为旋转矩阵。假设源坐标系中3个两两相交的平面法向量分别为 (a_{s1}, b_{s1}, c_{s1}) 、 (a_{s2}, b_{s2}, c_{s2}) 和 (a_{s3}, b_{s3}, c_{s3}) ，目标坐标系中对应的平面法向量分别为 (a_{t1}, b_{t1}, c_{t1}) 、 (a_{t2}, b_{t2}, c_{t2}) 和 (a_{t3}, b_{t3}, c_{t3}) ，则 \mathbf{R}' 应满足

$$\begin{bmatrix} a_{t1} & a_{t2} & a_{t3} \\ b_{t1} & b_{t2} & b_{t3} \\ c_{t1} & c_{t2} & c_{t3} \end{bmatrix} = \mathbf{R}' \begin{bmatrix} a_{s1} & a_{s2} & a_{s3} \\ b_{s1} & b_{s2} & b_{s3} \\ c_{s1} & c_{s2} & c_{s3} \end{bmatrix}. \quad (6)$$

源坐标系转换到目标坐标系的转换关系式为

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{pmatrix} = \mathbf{R}' \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \end{pmatrix}, \quad (7)$$

式中： \mathbf{R} 为旋转参数， $\begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_t \\ y_t \\ z_t \end{pmatrix} - \mathbf{R}' \begin{pmatrix} x_s \\ y_s \\ z_s \end{pmatrix}$ 为平移

参数。需要说明的是，一般坐标转换需要尺度因子，但因为在小范围内LiDAR扫描数据之间的变换属于刚性变换，所以尺度因子近似为0，在这里不再体现到转换参数中。

假设需要坐标转换的为源特征平面，作为基准的为目标特征平面，基于特征平面的配准步骤如下：

1) 在所有特征平面对中选取3对两两相交的特征平面，优先选取距离相差较远且不属于同一类别的平面；

2) 将3对特征平面方程代入(6)式求出旋转矩

阵 \mathbf{R}' ；

3) 求出特征平面的交点，并计算平移参数 Δx 、 Δy 、 Δz ；

4) 将步骤2)和步骤3)得到的旋转矩阵与平移参数作为初值，把所有的特征平面代入(7)式，求得各对特征平面的残差，并将残差大于2倍中误差的特征平面对删去；

5) 利用最小二乘法计算新的转换参数；

6) 重复步骤4)和步骤5)，直到2次转换参数值之差小于阈值，迭代停止；

7) 得到最终的转换参数。

该配准方法并不需要特征面的大小和边界完全一致，只需保证其法向一致即可，降低了对特征面提取精细度和准确度的要求，减少了对点云数据小面积空洞或缺失部分进行补洞的工作。

由于机载LiDAR范围较大且为1984年世界大地坐标系(WGS84)，而地面LiDAR范围较小且为激光扫描仪的独立坐标系，因此考虑到局部融入整体的原则和融合之后的点云数据使用，本研究将地面LiDAR数据转换到机载LiDAR数据的坐标系中，转换参数如表2所示。配准结果如图5所示，其中红色点云为机载LiDAR点云，绿色点云为地面LiDAR点云。由图5可知，2组数据已经配准在一起。本方法因为采用特征平面进行配准参数计算，并不要求所获取的同名特征面形状必须一致，因此减少了机载与地面LiDAR扫描角度不同和对同一目标平面扫描不完全而导致数据无法参与配准的情况，增大了数据利用效率。

表2 坐标转换参数值

Table 2 Coordinate transformation parameter values

R_{11}	R_{12}	R_{13}	R_{21}	R_{22}	R_{23}	R_{31}	R_{32}	R_{33}	$\Delta x / m$	$\Delta y / m$	$\Delta z / m$
-0.31718	0.94783	-0.03153	-0.94797	-0.31783	-0.01809	-0.02717	0.02415	0.9993	423989.921	3738861.257	139.634

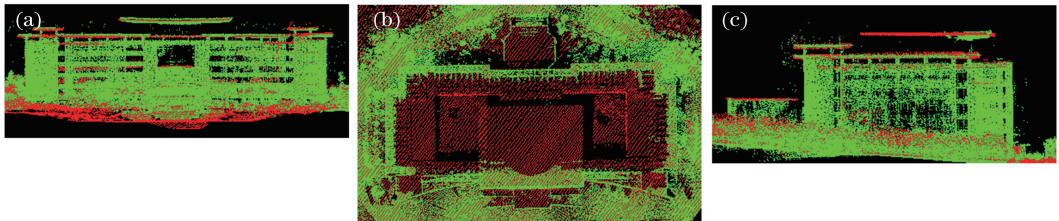


图5 配准结果。(a)正视图；(b)俯视图；(c)侧视图

Fig. 5 Registration results. (a) Front view; (b) top view; (c) side view

3.3 配准精度分析

为了验证本研究提出的机载和地面LiDAR点云配准方法的精度，选取实验区中主图书馆及其周围地面、地物重叠率较高的部分区域。计算机载

LiDAR点与相邻空间距离最近的地面LiDAR点的距离，配准误差分布如图6所示，其中红色点表示该机载LiDAR点与最近的地面LiDAR点距离大于0.4 m，黄色点表示该机载LiDAR点与最近的地面

LiDAR 点距离大于 0.3 m, 蓝色点表示该机载 LiDAR 点与最近的地面 LiDAR 点距离大于 0.2 m, 绿色点表示该机载 LiDAR 点与最近的地面 LiDAR 点距离小于 0.2 m。由图 6 可知, 距离大于 0.4 m 的红色点大部分分布于建筑物的各层顶面, 即地面 LiDAR 数据缺失部分。而建筑物与道路之间误差较大的部分为较高的树木。LiDAR 测量本身的随机性, 以及树木尤其是树冠部分形状的复杂性, 造成了较大的误差。距离大于 0.3 m 的黄色点也多处于植被区域。距离

大于 0.2 m 的蓝色点多分布于建筑前的广场存在较多流动物品的区域, 以及建筑物墙面上类似玻璃材质的部分。大部分地面与建筑物墙面距离误差都小于 0.2 m。在地面 LiDAR 数据处理时, 为了减少点云数据量而进行了重采样, 这也增大了采用逐点计算机载 LiDAR 点云与空间距离最近地面 LiDAR 点云的距离误差。选取 200 对同名点对进行误差对比, 分别计算同名点沿 x 轴、 y 轴、 z 轴方向的方向差 Δx 、 Δy 、 Δz 与距离差 Δd , 配准精度如表 3 所示。

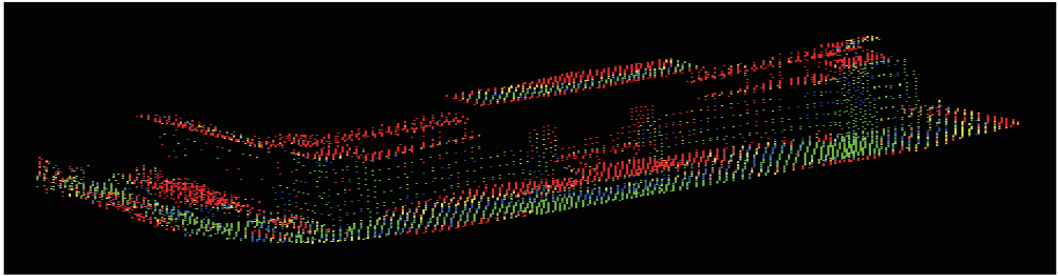


图 6 配准误差分布

Fig. 6 Registering error distribution

表 3 配准精度

Table 3 Registering accuracy

Error type	Maximum / m	Minimum / m	Mean / m	Standard deviation / m
Δx	0.189	0.001	0.066	0.0029
Δy	0.192	0.001	0.074	0.0032
Δz	0.193	0.001	0.065	0.0029
Δd	0.199	0.009	0.138	0.0052

为了比较原始数据测量精度的差异, 选取机载与地面 LiDAR 水平切片数据中相对位置相同的 5 组水平线测量长度, 比较机载与地面 LiDAR 点云水平方向相同目标的测量长度差; 选取机载与地面 LiDAR 垂直切片数据中相对位置相同的 5 组竖直线测量长度, 比较机载与地面 LiDAR 点云竖直线

向相同目标的测量长度差, 具体结果如表 4 所示。由表 4 可知, 在水平方向上, 对于相同的目标测量距离, 机载 LiDAR 数据比地面 LiDAR 数据平均小 0.5442 m, 而垂直方向上, 平均小 0.476 m, 这是由于机载 LiDAR 的点间距较大, 对于目标边缘的测量精度低于点间距较小的地面 LiDAR 数据。该组实验数据中, 机载 LiDAR 的平均点间距约为 1 m, 与地面 LiDAR 相同目标的测量误差约为点间距的 1/2。当机载与地面 LiDAR 的点间距差异较大时, 采用传统轮廓线配准方法计算转换参数, 得到的是误差距离较平均的转换参数, 而本研究提出的方法采用特征面配准, 减少了机载 LiDAR 点间距造成的影响, 在一定程度上减小了配准误差。

表 4 机载与地面 LiDAR 测量值比较

Table 4 Comparison of measurement between airborne and terrestrial LiDAR

Objective	Airborne distance / m	Terrestrial distance / m	Deviation / m	Mean / m
Horizontal line 1	114.635	115.221	-0.586	
Horizontal line 2	126.464	127.037	-0.573	
Horizontal line 3	34.988	35.54	-0.552	-0.5442
Horizontal line 4	114.42	114.918	-0.498	
Horizontal line 5	44.863	45.375	-0.512	
Vertical line 1	27.738	28.242	-0.504	
Vertical line 2	27.275	27.753	-0.478	
Vertical line 3	27.766	28.208	-0.442	-0.476
Vertical line 4	23.098	23.614	-0.516	
Vertical line 5	17.612	18.052	-0.44	

4 结 论

对机载与地面 LiDAR 的强度信息分别采用较适用的方法进行纠正,基于强度信息对机载与地面 LiDAR 点云进行分类,并利用分类结果提取特征平面。利用机载与地面 LiDAR 点云中特征间的拓扑关系与分类结果作为约束,进行同名特征平面的匹配,根据同名特征平面计算坐标转换参数,实现了机载与地面 LiDAR 点云数据的配准,并分析了配准精度。在机载与地面 LiDAR 同名特征几何形状不完全一致的情况下,所提方法仍可得到较好的配准效果。不同于目前常用的采用点云几何信息的配准方法,所提出的激光强度信息的新的利用方法拓展了激光强度的使用范围。

参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient variants of the ICP algorithm[C] // Proceedings of 3rd International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, 2001: 145-152.
- [3] Gelfand N, Mitra N J, Guibas L J, *et al.* Robust global registration[C] // Proceedings of Eurographics on Geometry Processing, 2005, 2(3): 197-206.
- [4] Au O K C, Tai C L, Cohen-Or D, *et al.* Electors voting for fast automatic shape correspondence[C] // Proceedings of Eurographics on Computer Graphics Forum, 2010, 29(2): 645-654.
- [5] Aiger D, Mitra N J, Cohen-Or D. 4-points congruent sets for robust pairwise surfaceregistration[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 85.
- [6] Chang W, Zwicker M. Automatic registration for articulated shapes [C] // Proceedings of the Symposium on Geometry Processing, 2008, 27(5): 1459-1468.
- [7] Von Hansen W, Gross H, Thoennessen U. Line-based registration of terrestrial and airborne LIDAR data [J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2008, 37: 161-166.
- [8] Holz D, Behnke S. Registration of non-uniform density 3D point clouds using approximate surface reconstruction [C] // Proceedings of Joint 45th International Symposium on Robotics and 8th German Conference on Robotics, 2014: 1-7.
- [9] Cheng L, Tong L H, Li M C, *et al.* Semi-automatic registration of airborne and terrestrial laser scanning data using building corner matching with boundaries as reliability check [J]. Remote Sensing, 2013, 5(12): 6260-6283.
- [10] Yang B S, Zang Y F, Dong Z, *et al.* An automated method to register airborne and terrestrial laser scanning point clouds [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 109: 62-76.
- [11] Fang W, Huang X F, Zhang F, *et al.* Mural image rectification based on correction of laser point cloud intensity [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(5): 541-547.
方伟, 黄先锋, 张帆, 等. 依据点云强度校正的壁画纠正[J]. 测绘学报, 2015, 44(5): 541-547.
- [12] Anttila K, Hakala T, Kaasalainen S, *et al.* Calibrating laser scanner data from snow surfaces: Correction of intensity effects [J]. Cold Regions Science and Technology, 2016, 121: 52-59.
- [13] Tan K, Cheng X J. Intensity data correction based on incidence angle and distance for terrestrial laser scanner [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2015, 9(1): 094094.
- [14] Cheng X L, Cheng X J, Li Q, *et al.* Laser intensity correction of terrestrial 3D laser scanning based on sectional polynomial model [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(11): 112802.
程小龙, 程效军, 李泉, 等. 基于分段多项式模型的地面三维激光扫描激光强度改正[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(11): 112802.
- [15] Cheng X J, Guo W, Li Q, *et al.* Joint classification method for terrestrial LiDAR point cloud based on intensity and color information[J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(10): 1010007.
程效军, 郭王, 李泉, 等. 基于强度与颜色信息的地面 LiDAR 点云联合分类方法[J]. 中国激光, 2017, 44(10): 1010007.
- [16] Cheng X J, Cheng X L, Hu M J, *et al.* Buildings detection and contour extraction by the fusion of aerial images and LIDAR point cloud [J]. Chinese Journal of Lasers, 2016, 43(5): 0514002.
程效军, 程小龙, 胡敏捷, 等. 融合航空影像和 LIDAR 点云的建筑物探测及轮廓提取[J]. 中国激光, 2016, 43(5): 0514002.
- [17] Cordella L P, Foggia P, Sansone C, *et al.* An efficient algorithm for the inexact matching of ARG graphs using a contextual transformational model[C] // Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition, 1996, 3: 180-184.