

# 基于投影分布熵的地面激光点云自动配准方法

梁建国<sup>1,2</sup>, 陈茂霖<sup>3</sup>, 马红<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>重庆市勘测院, 重庆 401121;

<sup>2</sup>重庆市地理国情监测工程技术研究中心, 重庆 401121;

<sup>3</sup>重庆交通大学土木工程学院, 重庆 400074

**摘要** 点云配准是地面三维激光扫描数据处理的重要环节。面向地形起伏较小的场景,提出了一种基于投影分布熵的地面激光点云自动配准方法,利用信息熵对点云投影分布的集中程度进行描述,并寻找点云间的最佳分布进行粗配准,以此作为迭代最邻近点算法的初始值进行精配准。相对于基于特征的自动配准方法,该方法主要关注点云整体分布的一致性。实验表明,该方法具有较高的稳定性和成功率,尤其在点云场景出现较大视角变化或包含较多重复、对称结构时具有良好的配准结果。

**关键词** 机器视觉;点云配准;地面激光扫描;信息熵;二维投影

中图分类号 TN958

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.131501

## Registration of Terrestrial Laser Scanning Data Based on Projection Distribution Entropy

Liang Jianguo<sup>1,2</sup>, Chen Maolin<sup>3</sup>, Ma Hong<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>Chongqing Survey Institute, Chongqing 401121, China;

<sup>2</sup>Chongqing Engineering Research Center of Geographic National Condition Monitoring, Chongqing 401121, China;

<sup>3</sup>School of Civil Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China

**Abstract** Point cloud registration is an important step in the processing of terrestrial three-dimensional laser scanning data. Aiming at the scene with small terrain fluctuation, we propose an automatic point cloud registration method based on projection distribution entropy. Initially, information entropy is used to describe the intensity of point cloud projection distribution. Following this, a coarse registration is achieved by seeking an optimal point cloud distribution between two point clouds. Consequently, the transformation parameters are determined between the two point clouds with different distributions and supplied as an input to the iterative closest point algorithm to achieve a fine registration. Compared with the automatic point cloud registration method based on features, the proposed method's main concern is the consistency of the overall distributions of the clouds. Results show that the proposed method shows a robust and accurate registration outcome, especially for the point cloud scene with great change of perspective and multiple repetitive symmetrical structures.

**Key words** machine vision; point cloud registration; terrestrial laser scanning; information entropy; two-dimensional projection

**OCIS codes** 150.1135; 280.3640; 150.6910

## 1 引言

近年来地面三维激光扫描广泛应用于城市建

模<sup>[1]</sup>、遗迹保护<sup>[2]</sup>、变形监测<sup>[3]</sup>、森林调查<sup>[4]</sup>等领域。相比于基于可见光的传统测量方法,激光扫描是一种主动式的测量方法,减少了对测量环境和时段的

收稿日期: 2019-01-14; 修回日期: 2019-01-21; 录用日期: 2019-01-28

基金项目: 国家自然科学基金(41801394)、国家重点研发计划(2018YFB0505400)、重庆市科委技术创新与应用示范项目重大主题专项(cstc2018jszx-cyztzx0057)、重庆市社会事业与民生保障科技创新专项(cstc2018jscx-msyb1232)

\* E-mail: mah@cqky.com

依赖,并可以快速、精确、大量地获取目标表面的点云数据。为了获得地物的完整表面信息,地面激光扫描通常需要多站架设,不同测站得到的点云数据具有独立坐标系,需要转换至同一坐标系下才能用于后续处理,该转换过程称为点云配准。点云配准是激光点云处理中的重要环节,对激光扫描数据的后续处理与应用具有重要意义。

点云配准的基本方法是基于标靶进行配准,由于标靶布设影响作业效率且受地形通视限制较大,自动配准方法一直是国内外研究的重点。点云自动配准通常分为粗配准和精配准两个阶段。迭代最邻近点(ICP)法是一种常用的自动精配准方法<sup>[5]</sup>,通过不断迭代搜索邻近点对并计算转换参数,直至达到预设收敛条件。在原始ICP的基础上,许多学者从不同角度提出了改进思路。Chen等<sup>[6]</sup>使用点面距替代了原始ICP中的对应点距离,提高了算法的收敛效率。Low<sup>[7]</sup>在此基础上,从数学框架出发,将基于点面距的ICP解算过程简化为线性最小二乘,提高了算法效率。Zhang等<sup>[8]</sup>通过设置最大距离的方式剔除不合理的对应点,提高了配准精度。ICP算法的不足在于需要较高精度的初始值,否则易收敛于局部最小值。为ICP提供初始值的过程为粗配准阶段,自动粗配准方法一般包括基于点云影像和基于三维特征的方法。基于影像的配准方法一般从点云影像出发,在影像空间中查找对应的同名点并计算初始转换参数,常用的点云影像包括相机影像<sup>[9]</sup>、强度影像<sup>[10]</sup>和深度影像<sup>[11]</sup>,常用的特征匹配方法为尺度不变特征变换(SIFT)<sup>[12]</sup>。基于点云影像的配准方法可以充分利用成熟的图像处理算法,实现高效的自动配准,但对于激光扫描中存在的视角变换、前视遮挡、重叠率较小等情况较为敏感,适用范围有限。而直接在三维点云中提取特征进行同名查找和匹配的配准方法的稳定性更好、适用范围更广。Theiler等<sup>[13]</sup>将点云数据体素化后提取高斯差分特征(DoG)和三维Harris角点,以实现自动配准。Rusu等<sup>[14]</sup>基于统计方式提取直方图特征(FPFH)并进行配准,该特征对于尺度、噪声都有较好的稳健性。陈茂霖等<sup>[15]</sup>在直方图特征的基础上,结合法向量、高程等特征进一步提升了地面激光点云配准的稳定性。陆军等<sup>[16]</sup>通过在点云处理中引入迭代插值法增加点云整体密度,提高了配准精度。浦石等<sup>[17]</sup>提取立面特征,并与全球定位系统(GPS)得到的测站位置结合,实现了点云的快速配准。Yang等<sup>[18]</sup>提

取竖直方向特征线与地面的交点作为语义特征点,并基于该点集寻找同名点,实现点云配准。谭志国等<sup>[19]</sup>在特征配准之外,基于场景在三个投影面上的分布熵计算转换参数,取得了较好的仿真数据,但用于计算平移参数的质心对齐法可能不适用于质心偏移较大的实际点云数据,且采用对三个旋转角进行查找的方式,降低了配准效率。

从已有研究可知,目前点云自动配准方法主要关注点云中的具体特征,通过提取和匹配同名特征来计算点云测站间的转换参数。这种方法在特征显著的场景下可以取得很好的配准结果,但特征相关的处理通常需要大量运算、效率较低,并且基于特征的同名查找在视角变换较大以及含有较多重复、对称结构的场景中会受到干扰,出现较大的配准误差。针对该问题,本文提出一种考虑测站间点云二维投影分布的地面激光点云自动配准方法,基于信息熵衡量测站间的二维投影分布统一程度,使用测站位置间距控制平移参数,通过在二维空间中查找最佳点云分布来计算点云的初始转换参数。这种方法适用于地面较为平坦的场景,无需提取细节特征,提高了配准效率,同时对重复、对称结构具有更高的稳定性和配准成功率。

## 2 点云分布的信息熵表达

对于参考点云 $M$ 和待配准点云 $Q$ ,其配准后的转换关系表达式为

$$M = R(\varphi, \omega, \kappa) \times Q + T, \quad (1)$$

式中: $R(\varphi, \omega, \kappa)$ 为点云 $Q$ 依次绕 $x$ 、 $y$ 和 $z$ 轴逆时针旋转 $\varphi$ 、 $\omega$ 和 $\kappa$ 角度所对应的旋转矩阵; $T$ 为平移矩阵。

引入信息熵<sup>[20]</sup>的概念对点云分布情况进行数学描述。对于一个随机事件 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_m\}$ ,各子事件发生的概率分别为 $P(X) = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ ,其中 $m$ 为子事件数目,则 $X$ 的信息熵的表达式为

$$H(X) = H(p_1, \dots, p_m) = - \sum_{i=1}^m p_i \lg p_i, \quad (2)$$

式中: $H(X)$ 为随机事件 $X$ 的信息熵; $i$ 为子事件编号,表示第 $i$ 个子事件。事件 $X$ 的信息熵 $H(X)$ 越大,表示该事件包含的信息量和不确定性越大。

通常情况下,地面激光扫描仅为近似水平架设<sup>[21]</sup>,因此点云的坐标 $x$ 和 $y$ 可以直接作为点云在 $x$ - $o$ - $y$ 平面上的投影坐标,将点云投影至二维空间。对于投影后的点云 $M$ 和 $Q$ ,可通过划分规则网格的

方式对二维投影空间进行简化,格网长宽的表达式分别为

$$m_G = \text{floor}[(x_{\max} - x_{\min})/t_G] + 1, \quad (3)$$

$$n_G = \text{floor}[(y_{\max} - y_{\min})/t_G] + 1, \quad (4)$$

式中: $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$ 、 $y_{\max}$ 和 $y_{\min}$ 代表点云二维投影的边界; $t_G$ 为子格网宽度;floor表示向下取整函数。基于该格网可以得到 $\mathbf{M}$ 和 $\mathbf{Q}$ 之间的点云投影分布熵表达式为

$$H(\mathbf{M}, \mathbf{Q}) = - \sum_{i'=1}^{m_G} \sum_{j'=1}^{n_G} \frac{n(i', j')}{N} \lg \frac{n(i', j')}{N}, \quad (5)$$

式中: $m_G$ 和 $n_G$ 分别代表格网的长和宽; $N$ 为 $\mathbf{M}$

和 $\mathbf{Q}$ 所含点云总数; $i'$ 和 $j'$ 为子格网索引; $n$ 为对应子格网内的点云数量。点云总数不变的情况下,空间分布越集中,对应的熵值越小。两站点云在实现正确配准时,对应点两两重叠或接近,为最集中的分布情况。图1所示为三种旋转参数对应的云分布情况,图1(a)、(d)为正确配准时的点云分布,图1(b)、(c)、(e)、(f)为错误配准时的点云分布。图2所示为图1中的待配准点云绕 $z$ 轴旋转不同角度时所对应的测站间分布熵。图1(a)~(c)表示的点云分布分别对应图2相应标记处的熵值。

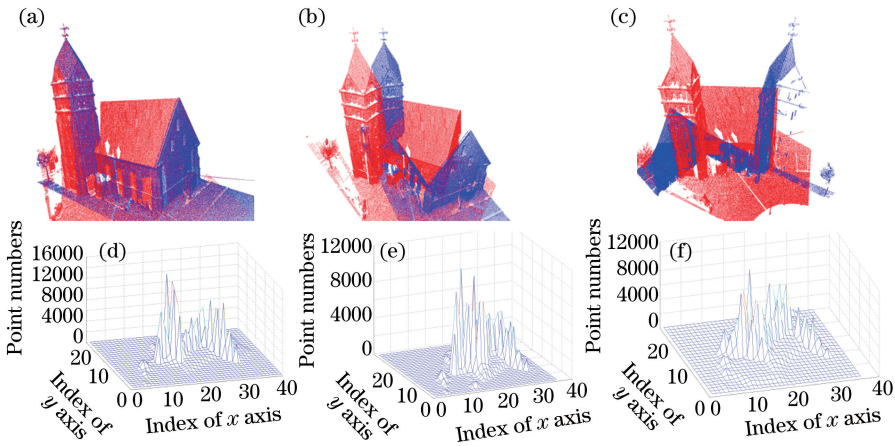


图1 不同旋转参数对应的点云分布。(a)正确配准;(b)错误配准1;(c)错误配准2;(d)正确配准时的点云分布;(e)错误配准1对应的点云分布;(f)错误配准2对应的点云分布

Fig. 1 Point cloud distributions corresponding to different rotation parameters. (a) Correct registration; (b) incorrect registration 1; (c) incorrect registration 2; (d) point cloud distribution of correct registration; (e) point cloud distribution of incorrect registration 1; (f) point cloud distribution of incorrect registration 2

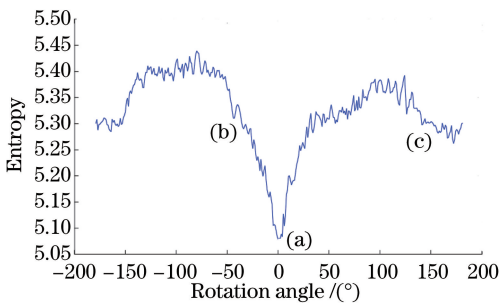


图2 熵值变换与 $z$ 轴对应的旋转角间的关系, $0^\circ$ 对应正确配准时的空间分布情况

Fig. 2 Relationship between entropy change and rotation angle around  $z$  axis.  $0^\circ$  corresponds to space distribution of correct registration

### 3 基于最佳分布查找的点云配准

地面激光扫描一般要求扫描仪架设近似水平<sup>[21]</sup>,在一些特殊情况下,如近距离对较高目标进

行扫描时可能需要将扫描仪倾斜,此时可以基于地面法向量进行旋转使其与 $x$ - $o$ - $y$ 平面保持基本平行<sup>[22]</sup>。在此前提下,可将参考点云 $\mathbf{M}$ 和待配准点云 $\mathbf{Q}$ 在 $x$ - $o$ - $y$ 平面上的投影坐标表示为相应的 $x$ 和 $y$ 坐标。在 $x$ - $o$ - $y$ 投影空间中,若 $\mathbf{M}$ 和 $\mathbf{Q}$ 的测站位置间距为 $L$ ,可令 $\mathbf{Q}$ 的测站位置沿 $\mathbf{M}$ 对应的坐标系的 $x$ 轴平移距离 $L$ ,将 $\mathbf{Q}$ 转换至 $\mathbf{M}$ 坐标系下,此时 $\mathbf{Q}$ 的原点变为 $(L, 0)$ ,然后令 $\mathbf{M}$ 和 $\mathbf{Q}$ 绕各自的原点 $(0, 0)$ 和 $(L, 0)$ 逆时针旋转,则存在旋转角 $\kappa_M$ 和 $\kappa_Q$ 使 $\mathbf{M}$ 和 $\mathbf{Q}$ 变为成功配准时的姿态,此时 $\mathbf{M}$ 和 $\mathbf{Q}$ 的坐标满足

$$\begin{bmatrix} \cos \kappa_M & -\sin \kappa_M \\ \sin \kappa_M & \cos \kappa_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_M \\ y_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \kappa_Q & -\sin \kappa_Q \\ \sin \kappa_Q & \cos \kappa_Q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_Q \\ y_Q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L \\ 0 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

式中: $(x_M, y_M)$ 和 $(x_Q, y_Q)$ 分别表示 $\mathbf{M}$ 和 $\mathbf{Q}$ 的原始投影坐标; $\kappa_M$ 和 $\kappa_Q$ 分别表示 $\mathbf{M}$ 和 $\mathbf{Q}$ 绕各自原点逆

时针旋转的角度。(6)式可以变换为旋转和平移矩阵的形式,表达式为

$$\begin{bmatrix} x_M \\ y_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \kappa_M & -\sin \kappa_M \\ \sin \kappa_M & \cos \kappa_M \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} \cos \kappa_Q & -\sin \kappa_Q \\ \sin \kappa_Q & \cos \kappa_Q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_Q \\ y_Q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos \kappa_M & -\sin \kappa_M \\ \sin \kappa_M & \cos \kappa_M \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} L \\ 0 \end{bmatrix}. \quad (7)$$

由(7)式可知, $\mathbf{M}$ 和 $\mathbf{Q}$ 的投影空间转换参数的搜索范围对应 $\kappa_M$ 、 $\kappa_Q$ 和 $L$ 的取值范围。由于测量得到的 $L$ 值可能存在误差 $d_L$ ,将 $L$ 取值范围设为 $[L-d_L, L+d_L]$ 。因此, $\mathbf{M}$ 和 $\mathbf{Q}$ 的配准问题转换为在 $\kappa_M$ 、 $\kappa_Q$ 和 $L$ 的取值范围内,基于投影空间的分布熵寻找 $\mathbf{M}$ 和 $\mathbf{Q}$ 之间的最集中分布。本文将角度搜索间隔设为 $1^\circ$ ,在 $[0^\circ, 360^\circ]$ 范围内进行搜索, $L$ 的搜索间隔设为 $d_L/5$ ,则 $L$ 的取值范围为 $\{L_k | L_k = L + d_L \times (k-5)/5, k=1, 2, \dots, 11\}$ , $k$ 为对应下标号。 $\mathbf{M}$ 和 $\mathbf{Q}$ 分布的集中程度本身受到测站间距的影响,为了消除测站间距对点云分布熵的影响,在不同的 $L$ 取值下,根据(5)式计算 $\kappa_M$ 、 $\kappa_Q \in [0^\circ, 360^\circ]$ 范围内最小熵值与平均熵值的偏差值,使用最大偏差值对应的距离 $L'$ 以及该距离下最小熵值对应的旋转角 $\kappa'_M$ 和 $\kappa'_Q$ 计算 $\mathbf{M}$ 和 $\mathbf{Q}$ 在投影平面内的转换参数。实现 $x$ - $o$ - $y$ 投影平面内的坐标转换后,通过点云滤波得到两站点云的地面点,基于地面点 $z$ 值偏移估算三维平移矩阵的 $z$ 分量 $H'$ ,转换关系可由(7)式中的二维空间扩展至三维空间,表达式为

$$\begin{bmatrix} x_M \\ y_M \\ z_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \kappa'_M & -\sin \kappa'_M & 0 \\ \sin \kappa'_M & \cos \kappa'_M & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} \cos \kappa'_Q & -\sin \kappa'_Q & 0 \\ \sin \kappa'_Q & \cos \kappa'_Q & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_Q \\ y_Q \\ z_Q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos \kappa'_M & -\sin \kappa'_M & 0 \\ \sin \kappa'_M & \cos \kappa'_M & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} L' \\ 0 \\ H' \end{bmatrix} = \mathbf{R}(0, 0, \kappa'_Q - \kappa'_M) \begin{bmatrix} x_Q \\ y_Q \\ z_Q \end{bmatrix} + \mathbf{R}(0, 0, -\kappa'_M) \begin{bmatrix} L' \\ 0 \\ H' \end{bmatrix}, \quad (8)$$

将(8)式得到的转换参数作为初始值代入ICP算法,得到最终精配准结果。

## 4 实验与分析

### 4.1 实验数据

为了验证本文方法的有效性,共选取3组点云数据进行实验,数据基本信息如表1所示。三种测距方式对应的误差 $d_L$ 分别为0.1, 20, 0.1 m。配准前的初始位置如图3(a)~(c)所示,测站架设均为近似水平,未进行精确整平。表2展示了3组数据的配准顺序(source和reference分别为待配准数据和参考数据)、测站位置间距和参考距离,参考距离由手工选点结合ICP得到的转换参数计算获得,S1~S6分别表示第1~6测站的数据。

表1 数据基本信息

Table 1 Basic information of datasets

Item	Dataset 1	Dataset 2	Dataset 3
Scanner	Reigl-	Reigl-	STONE
	VZ400	VZ400	X300
Angular resolution / ( $^\circ$ )	0.04	0.04	0.08
Point density range / cm	0.1-6	0.1-7	0.5-13
Average point number	4073886	11821030	2081043
Number of stations	6	6	3
Station position acquisition method	Tape measure	Mobile GPS	RTK

3组数据的配准结果和测站位置如图3(d)~(f)所示,图中数字表示测站位置和编号,配准误差如表3所示,表3中 $\Delta\varphi$ 、 $\Delta\omega$ 和 $\Delta\kappa$ 分别为 $\varphi$ 、 $\omega$ 、 $\kappa$ 对应的配准误差。以手工选取同名点结合ICP精配准获得的转换参数作为参考,转换参数误差由实验所得转换参数与参考值对比所得。测站距离误差是所提方法得到的测站位置间距与参考值之间的偏差。3组数据的方均根误差(RMSD)均达到了厘米级,并与表1中对应的密度范围一致。第3组数据基于实时动态测量(RTK)获取测站位置,得到的转换参数误差和测站位置间距最佳,但RMSD最大,这是由于数据的平均点云密度较数据1和2更小。数据2的配准结果表明,手机GPS也可以用来获取可靠的测站间距。尽管手机定位可能存在较大误差,但通过二维空间中的最佳分布查找并纠正测站位置间距的偏差,仍可获得较高精度的转换参数。

### 4.2 对比实验

为了测试本文方法的精度和稳定性,将其与基于二维SIFT特征<sup>[12]</sup>和三维FPFH特征<sup>[14]</sup>的自动

表2 测站间距及配准顺序

Table 2 Distances between adjacent station positions and registration order

Source	Reference	Dataset 1		Dataset 2		Dataset 3	
		Initial distance /m	Reference distance /m	Initial distance /m	Reference distance /m	Initial distance /m	Reference distance /m
S1	S2	15.150	15.127	43.4	28.712	31.513	31.520
S2	S3	18.060	18.322	43.0	46.529	37.768	37.724
S3	S4	20.813	20.791	44.5	38.302	—	—
S5	S4	17.909	17.908	54.4	47.843	—	—
S6	S5	18.864	17.173	48.7	28.896	—	—

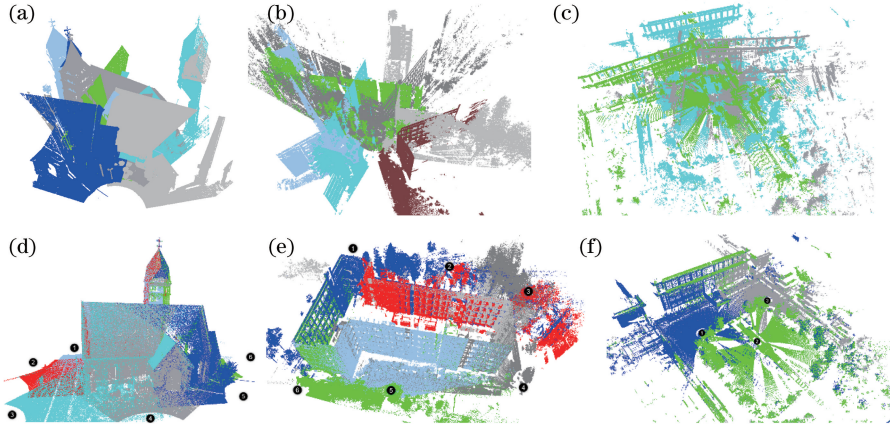


图3 配准前后的三组点云数据。(a)配准前的数据1;(b)配准前的数据2;(c)配准前的数据3;(d)配准后的数据1;(e)配准后的数据2;(f)配准后的数据3

Fig. 3 Three groups of point clouds before and after registration. (a) Dataset 1 before registration; (b) dataset 2 before registration; (c) dataset 3 before registration; (d) dataset 1 after registration; (e) dataset 2 after registration; (f) dataset 3 after registration

表3 配准误差

Table 3 Registration error

Dataset	Conversion parameter error						Distance error	
	$\Delta\varphi /(^{\circ})$	$\Delta\omega /(^{\circ})$	$\Delta\kappa /(^{\circ})$	$\Delta x /cm$	$\Delta y /cm$	$\Delta z /cm$	RMSD /cm	Station distance error /cm
Dataset 1	0.12	0.15	0.06	4.3	4.2	1.5	3.1	2.2
Dataset 2	0.20	0.22	0.09	6.5	5.5	3.9	2.3	4.9
Dataset 3	0.30	0.24	0.11	8.0	7.0	2.5	2.9	8.5

配准方法进行对比。由于格网宽度  $t_G$  对本文方法的配准结果有直接影响,设定  $t_G \in [0.5 \text{ m}, 3 \text{ m}]$ ,增长间隔为  $0.1 \text{ m}$ ,对每组数据进行 26 次重复实验。基于 FPFH 的自动配准方法使用了随机抽样一致性(RANSAC)法<sup>[23]</sup>获取最终同名点对,每次运行结果存在差异,因此对每组数据进行 30 次重复实验。为了提高 FPFH 配准的效率,对原始数据中基于边长  $0.2 \text{ m}$  的三维格网进行简化。由于 SIFT 特征提取对同一影像的运行结果不变,在每组点云的强度影像上只进行一次实验。表 4~6 分别展示了数据 1、2 和 3 多次重复实验的结果,表格的 5 列分别表示参与配准的测站编号、重叠率、多次重复配准的成

功和失败次数、粗配准耗时。实验中,通过人工判定数据已正确对齐且 RMSD 不大于 1.5 倍密度的结果为成功配准,多次实验结果以均值 $\pm$ 标准差的形式表示。

SIFT、FPFH 和本文方法的配准成功次数分别为 12, 360, 312, 相应的成功配准次数分别为 2, 60, 196, 可见本文方法的成功率最高。基于 SIFT 和 FPFH 的配准方法的失败原因主要为视角变换带来的局部特征变化以及窗体带来的大量重复和对称结构,如图 4 所示。与基于特征的配准方法相比,本文方法不依赖细节特征寻找同名点,在处理包含较多重复和对称结构的点云数据时具有更好的稳定性。

基于 SIFT 特征的配准方法的粗配准效率最高,其原因在于强度影像可以显著减少参与运算的数据量,同时简化相邻数据间的查找关系。而基于 FPFH 的配准方法效率最低,因为其需要在每个三维点处构建邻域,并基于该邻域进行统计运算。本文方法的粗配准效率介于上述两种方法之间,主要受点云水平外包围盒大小的影响,随包围盒的增大

而降低。

综合而言,与基于特征的自动配准方法相比,本文方法的配准成功率最高,运行效率也高于三维特征配准方法。由于本文方法主要关注点云二维分布的一致性,减少了由视角变换、结构重复和对称带来的配准错误,提高了自动配准的稳定性,尤其在包含大量重复结构的场景中具有更好的适用性。

表 4 数据 1 配准结果

Table 4 Registration results of dataset 1

Source	Reference	Overlap rate /%	Method	Number of successful/failed runs	Execution time of coarse registration /s
S1	S2	52.4	SIFT	1/1	8.336
			FPFH	27/30	178.3±11.2
			Proposed method	20/26	43.6±12.2
S2	S3	23.1	SIFT	0/1	7.678
			FPFH	1/30	169.1±4.8
			Proposed method	22/26	41.6±10.4
S3	S4	35.7	SIFT	1/1	8.492
			FPFH	17/30	220.5±9.6
			Proposed method	18/26	55.4±13.3
S5	S4	24.9	SIFT	0/1	4.651
			FPFH	6/30	211.9±7.0
			Proposed method	17/26	47.3±11.2
S6	S5	25.9	SIFT	0/1	8.633
			FPFH	1/30	40.1±13.4
			Proposed method	11/26	22.0±7.0

表 5 数据 2 配准结果

Table 5 Registration results of dataset 2

Source	Reference	Overlap rate /%	Method	Number of successful/failed runs	Execution time of coarse registration /s
S1	S2	23.7	SIFT	0/1	18.7
			FPFH	1/30	1470.2±28.8
			Proposed method	12/26	100.2±47.8
S2	S3	26.6	SIFT	0/1	17.8
			FPFH	2/30	966.6±38.7
			Proposed method	20/26	162.2±27.0
S3	S4	19.3	SIFT	0/1	16.9
			FPFH	0/30	2587.7±153.8
			Proposed method	14/26	194.5±52.9
S5	S4	29.6	SIFT	0/1	13.5
			FPFH	1/30	2090.2±281.5
			Proposed method	15/26	139.5±103.3
S6	S5	32.1	SIFT	0/1	11.2
			FPFH	1/30	1543.6
			Proposed method	13/26	158.2±29.6

表 6 数据 3 配准结果

Table 6 Registration results of dataset 3

Source	Reference	Overlap rate /%	Method	Number of		Execution time of coarse registration /s
				successful/failed runs		
S1T	0/1	48.3	S1		S2	17.6
			FPFH	1/30		2438.3±261.7
			Proposed method	19/26		99.5±74.8
			SIFT	0/1		49.127
S2	S3	22.9	FPFH	2/30		3477.1±318.1
			Proposed method	15/26		88±75.2

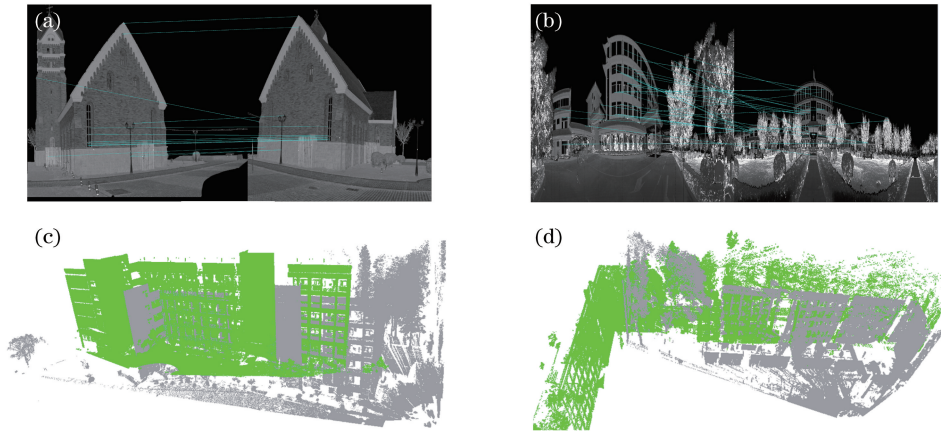


图 4 视角变换、结构相似和对称导致的特征配准错误。(a)视角变换和对称结构带来的误匹配;(b)相似结构带来的误匹配;(c)相似结构带来的平移错误;(d)对称结构带来的旋转错误

Fig. 4 Registration errors caused by view change and structural similarity and symmetry. (a) Incorrect registration caused by view change and structural symmetry; (b) incorrect registration caused by structural similarity; (c) incorrect translation caused by structural similarity; (d) rotation error caused by structural symmetry

本文方法的配准结果受到测站间距估算方法、重叠度、格网宽度  $t_G$ 、密度、点云倾斜程度等因素的影响。由表 4~6 可知,卷尺、手机 GPS 和 RTK 三种测距方法对应的配准成功率分别为 67.7%、56.9% 和 65.4%,卷尺和 RTK 的配准成功率明显高于手机 GPS。配准成功率随测站间重叠度的减小呈现下降趋势。

为了研究格网宽度  $t_G$  对配准结果的影响,选取数据 1 中的测站 S2-S3、数据 2 中的测站 S2-S3 和数据 3 中的测站 S1-S2,展示不同  $t_G$  下的 RMSD 和配准时间,如图 5 所示。从配准结果来看,成功配准结果的误差与点云平均密度近似。点云密度较大时[图 5(a),0.8 cm], $t_G$  取值较大(大于 2.5 m)则配准错误较多;点云密度较小时[图 5(c),4.32 cm], $t_G$  取值较小(小于 1 m)则配准错误较多;点云密度适中时[图 5(b),1.96 cm], $t_G$  取值范围内配准错误分布相对均匀。因此,合适的  $t_G$  取值应随点云密度减小而增加。从配准效率来看, $t_G$  取值越小则配准时间越长, $t_G$  在小于 2 m 时

对配准效率的影响明显, $t_G$  大于 2 m 后配准效率趋于稳定。

为了研究密度变化对配准结果的影响,选取数据 3 中的点云 S1,对其进行不同比例的降采样,并在  $t_G$  为 1.5 m 的设置下与 S2 进行配准,结果如图 6 所示。可见配准误差随采样比例的减小而小幅度增加,在采样比例极小(小于 15%)时,开始出现错误配准。

为了研究点云倾斜程度对配准结果的影响,在数据 3 中将点云 S1 绕 X 轴和 Y 轴旋转一定角度后,使用本文方法与点云 S2 进行配准。表 7 展示了成功配准的 RMSD。可以看到,在成功配准的结果中,倾斜角对最终精度影响较小。测试点云在某方向的倾斜角超过  $6^\circ$  时,配准均未取得成功,这种情况下,尽管 ICP 精配准可以基于地面点将倾斜角纠正,但由较大倾斜带来的水平偏差通常难以纠正。因此,在扫描仪大幅倾斜时获取的点云需要基于地面法向量进行旋转预处理,使地面与  $x-o-y$  平面大致平行。

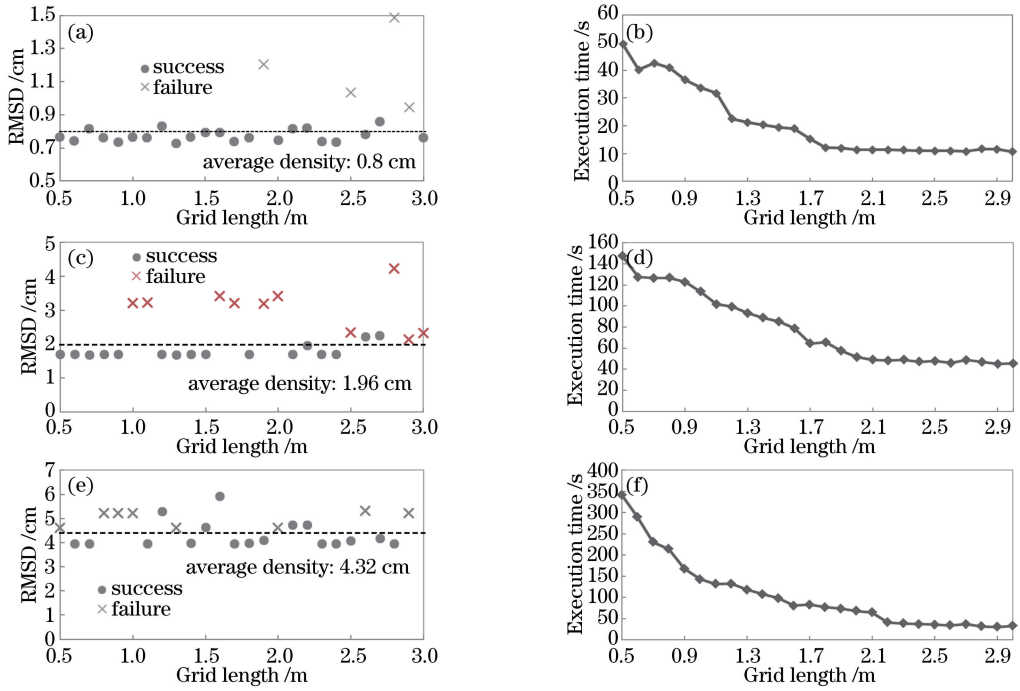


图 5 不同格网宽度的配准误差与时间。(a)(b)数据 1 中的测站 S2-S3;(c)(d)数据 2 中的测站 S2-S3;  
(e)(f)数据 3 中的测站 S1-S2

Fig. 5 Registration error and time in terms of different  $t_G$ . (a)(b) S2-S3 of dataset 1; (c)(d) S2-S3 of dataset 2;  
(e)(f) S1-S2 of dataset 3

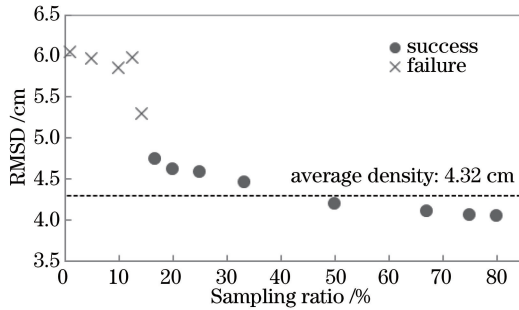


图 6 基于采样比例的密度变化实验

Fig. 6 Density change experiments corresponding to different sampling ratios

表 7 不同倾斜角对应的配准方均根误差

Table 7 Registration mean root errors corresponding to different tilted angles

Rotation angle / (°)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Around X axis /cm	4.0	4.1	4.1	4.1	4.3	4.3	Failure	Failure	Failure	Failure
Around Y axis /cm	4.1	4.0	4.2	4.1	4.2	4.3	Failure	Failure	Failure	Failure

## 5 结 论

从点云整体分布角度提出一种基于点云间的投影分布熵的自动配准方法,利用投影分布熵来描述点云空间分布情况,并查找两站点云间的最佳分布。与基于特征的自动配准方法相比,该方法无需提取点云

细节特征,而是更关注点云整体分布的一致性。三组地面激光点云数据的配准实验表明,该方法在处理视角变换较大以及存在较多相似、对称结构的点云数据时具有更高的稳定性和成功率,而且配准效率高于基于三维特征的配准方法。该方法适用于地形起伏较小的场景,未来研究中将改进平移矩阵  $z$  分量的计算



方法,并解决建筑物的二维结构相似性可能带来的问题,进一步提高该方法的场景适用性。

## 参 考 文 献

- [1] Pu S, Vosselman G. Knowledge based reconstruction of building models from terrestrial laser scanning data [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2009, 64(6): 575-584.
- [2] Fang W, Huang X F, Zhang F. 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.
- [3] Li C, Lu X P, Zhu N N, *et al.* Continuously extracting section and deformation analysis for subway tunnel based on LiDAR points [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2015, 44(9): 1056-1062.  
李程, 卢小平, 朱宁宁, 等. 基于激光点云的隧道断面连续提取与形变分析方法[J]. *测绘学报*, 2015, 44(9): 1056-1062.
- [4] Bu G C, Wang P. Adaptive estimation method for diameter at breast height based on terrestrial laser scanning [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(8): 082803.  
步国超, 汪沛. 基于单站地面激光雷达数据的自适应胸径估计方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(8): 082803.
- [5] 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.
- [6] Chen Y, Medioni G. Object modelling by registration of multiple range images [J]. *Image and Vision Computing*, 1992, 10(3): 145-155.
- [7] Low K L. Linear least-squares optimization for point-to-plane ICP surface registration[R/OL]. [S.l.: s. n.], 2004: TR04-004 [2019-01-01]. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.298.4533>.
- [8] Zhang Z Y. Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1994, 13(2): 119-152.
- [9] Barnea S, Filin S. Keypoint based autonomous registration of terrestrial laser point-clouds [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2008, 63(1): 19-35.
- [10] Li J, Wang Z M, Ma Y R, *et al.* Automatic and accurate mosaicking of point clouds from multi-station laser scanning[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(9): 1114-1120.  
李健, 王宗敏, 马玉荣, 等. 多站激光点云数据全自动高精度拼接方法研究[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2014, 39(9): 1114-1120.
- [11] Bendels G H, Degener P, Wahl R, *et al.* Image-based registration of 3D-range data using feature surface elements [C]//*Proceedings of the 5th International Conference on Virtual Reality, Archaeology and Intelligent Cultural Heritage*, December 7-10, 2004, Oudenaarde, Belgium. Switzerland: Eurographics Association Aire-la-Ville, 2004: 115-124.
- [12] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [13] Theiler P W, Wegner J D, Schindler K. Keypoint-based 4-points congruent sets-automated marker-less registration of laser scans [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 96: 149-163.
- [14] 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, 2009: 3212-3217.
- [15] Chen M L, Lu W X, Wan Y C, *et al.* Automatic registration of terrestrial point clouds without additional information[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2016, 43(4): 0414003.  
陈茂霖, 卢维欣, 万幼川, 等. 无附加信息的地面激光点云自动拼接方法[J]. *中国激光*, 2016, 43(4): 0414003.
- [16] Lu J, Peng Z T. Iterative interpolation point cloud registration algorithm based on fast point feature histograms[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2014, 36(6): 12-17.  
陆军, 彭仲涛. 基于快速点特征直方图的特征点云迭代插值配准算法[J]. *国防科技大学学报*, 2014, 36(6): 12-17.
- [17] Pu S, Li J W, Guo S Q. Registration of terrestrial laser point clouds by fusing semantic features and GPS positions[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2014, 43(5): 545-550.  
浦石, 李京伟, 郭四清. 融合语义特征与 GPS 位置

- 的地面激光点云拼接方法[J]. 测绘学报, 2014, 43(5): 545-550.
- [18] 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.
- [19] Tan Z G, Lu M, Guo Y L, *et al.* Multi-view point cloud scenes mosaic based on projective distribution entropy[J]. Chinese Journal of Lasers, 2012, 39(11): 1114003.  
谭志国, 鲁敏, 郭裕兰, 等. 基于投影分布熵的多视点三维点云场景拼接方法[J]. 中国激光, 2012, 39(11): 1114003.
- [20] Shannon C E. A mathematical theory of communication [J]. ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review, 2001, 5(1): 3-55.
- [21] Brenner C, Dold C, Ripperda N. Coarse orientation of terrestrial laser scans in urban environments [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2008, 63(1): 4-18.
- [22] Polewski P, Erickson A, Yao W, *et al.* Object-based coregistration of terrestrial photogrammetric and ALS point clouds in forested areas [J]. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2016, III-3: 347-354.
- [23] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.