

无附加信息的地面激光点云自动拼接方法

陈茂霖¹ 卢维欣¹ 万幼川¹ 田思忆² 杨 威¹

¹武汉大学遥感信息工程学院, 湖北 武汉 430079

²武汉市测绘研究院, 湖北 武汉 430022

摘要 提出了一种基于几何信息的点云自动拼接方法,该方法可以在没有强度、影像等附加信息的情况下实现点云测站间的自动拼接。通过特征距离直方图提取待拼接站的特征点,然后在参考站的特征空间中进行K临近查找得到特征点的初始匹配集合。提出相对高度和法向量的相似性度量,结合均方根距离剔除误匹配,计算得到初始转换参数,使用香农熵筛选复杂性较低的点参与迭代最临近点(ICP)精拼接。真实点云数据的实验证明,该方法可以剔除初始匹配集合中的误匹配,得到较好的初始转换参数,并提高ICP算法的效率和精度。

关键词 遥感; 点云拼接; 同名点筛选; 特征距离直方图; 迭代最临近点

中图分类号 TN958 **文献标识码** A

doi: 10.3788/CJL201643.0414003

Automatic Registration of Terrestrial Point Clouds without Additional Information

Chen Maolin¹ Lu Weixin¹ Wan Youchuan¹ Tian Siyi² Yang Wei¹

¹School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China

²Wuhan Institute of Surveying and Mapping, Wuhan, Hubei 430022, China

Abstract An automatic point clouds registration method is proposed based on geometric information. This method can realize point cloud automatic registration without additional intensity and images information. Feature points of registration scans are extracted by feature distance histogram, and the initial matching sets of matching points are searched by K closet neighbor search in feature space. Relative height and the normal vector similarity measure are put forward, false match is eliminated combining with the root mean square distance and the initial conversion parameters are calculated. Points of low complexity are selected by Shannon entropy to participate in iterative closet point (ICP) accurate registration. Experimental results of real point cloud data show that, the proposed method can eliminate false matching of initial matching set, get better initial transform parameters, and improve the efficiency and precision of ICP algorithm.

Key words remote sensing; point cloud registration; corresponding points filtering; feature distance histogram; iterative closet point

OCIS codes 280.3640; 150.6910; 150.1135

1 引言

地面激光扫描技术往往需要多点架站,实现对被扫描物体或区域的整体覆盖,而每一站获取的数据相对独立,拥有自己的局部坐标系。扫描得到的点云数据经过拼接之后才能用于后期处理,因此点云数据的拼接是点云数据处理和应用中的重要环节。

收稿日期: 2015-09-29; 收到修改稿日期: 2015-12-03

基金项目: 国家科技支撑计划(2014BAL05B07)、高等学校博士学科点专项科研基金(20130141130003)、中央高校基本科研业务费专项资金(2015213020202)

作者简介: 陈茂霖(1991—),男,博士研究生,主要从事地面激光点云处理方面的研究。E-mail: maolinchen@whu.edu.cn

导师简介: 万幼川(1960—),男,教授,博士生导师,主要从事遥感数据处理与应用、摄影测量与LIDAR数据处理方面的研究。E-mail: ychwan@whu.edu.cn

目前点云拼接算法中较多使用的是迭代最临近点(ICP)算法^[1-2],这种方法通过反复迭代查找最临近点可以将两组点集较好的拼合在一起。但是ICP算法往往需要较好的转换参数初值才能得到正确的收敛结果,否则可能出现局部收敛的情况。ICP算法的初值获取方法一般包括人工选取同名点、通过标靶获取、自动提取等方法。人工选取同名点的方法费时费力,并且有时不能保证精度;通过标靶进行拼接的方法精度较高,但局限性较大,标靶的摆放和看守浪费人力、物力,在一些特殊的环境中可能会出现标靶难以架设的情况。因此,国内外学者对点云的自动拼接进行了许多研究,以期减少点云拼接中的人工干预和工作量。

点云自动拼接的研究可分为依赖点云附加信息的自动拼接和无附加信息条件下基于几何信息的自动拼接。依赖附加信息的自动拼接方法利用点云数据采集时的附加信息如强度信息、反射率信息、距离信息、色彩信息,得到对应的二维影像,通过影像的匹配得到同名点。文献[3]利用尺度不变特征转换(SIFT)在强度影像中提取特征点来进行匹配;文献[4]提出一种基于图像特征评价的自适应方法进行拼接;文献[5]首先对两测站获取的相机影像进行匹配得到同名点,然后借助相机与激光扫描仪之间的位置关系对点云进行匹配;文献[6]通过相机、光线混合探测相机等多源相机数据的融合实现了果树管层三维点云拼接。无附加信息点云的自动拼接一般通过提取点云中的几何特征进行特征查找和匹配:文献[7]提出一种三维积分特征描述,将特征按照一定的区间范围划分构成直方图,以该直方图为基础实现同名点的匹配;文献[8]也通过类似的方法在点特征的基础上实现点云的拼接;文献[9]通过局部法向量的变化提取特征点求取转换参数;文献[10]通过提取点云中的线特征实现城区建筑物点云的自动拼接;文献[11]提出一种基于SURF改进的适用于地面激光的正态分布变化配准方法;文献[12]通过语义信息提取并匹配场景中的面特征,实现点云的拼接;文献[13]提出一种基于点云单应性的ICP算法,具有稳定性强、收敛速度快等特点。

从以上国内外点云自动拼接研究现状可以看出,利用强度、相机影像等附加信息的拼接方法可以借助图像处理算法方便地实现点云匹配,但由于借助了附加信息,在一定的情况下会受到限制。利用点云几何特征进行拼接的方法容易得到过多的误匹配,影响匹配和拼接的精度,并且现有研究更多针对于简单的模拟数据,对实际点云数据可能难以得到较好的结果。因此,本文提出了一种无附加信息的点云自动拼接方法,分别通过特征距离直方图和特征空间的K临近查找实现特征点的提取和初始匹配,基于均方根距离并结合相对高度和法向量相似性对误匹配进行多次筛选,实现初始转换参数的计算,最后通过香农熵选择不确定性较低的点集参与ICP迭代过程,实现了高精度的点云自动拼接,并通过实际点云数据的拼接实验证明该方法的有效性。

2 点云的特征提取与拼接

2.1 算法流程综述

提出的点云自动拼接方法基于点云的几何特征,主要包括特征点提取、特征点匹配、误匹配剔除和ICP迭代几个步骤。本文算法主要流程如图1所示。

2.2 基于距离直方图的PFH特征点提取

点云数据中,不同位置的点云都会呈现出一定的几何特征,对某一点的邻域按照一定规则进行计算可以获得该点处的特征描述,点云中特征描述异于大多数的点所组成的集合便是该点云的特征点集。不同计算规则得到的特征描述对点云的识别能力也存在差异,常见的法向量、曲率等特征对点云的识别能力较弱,一般无法用于点云特征的提取,而在简单特征之外,国内外学者也提出了许多识别能力较强的点云特征描述方法,文献[14]通过对任意点的邻域内点对关系的量化处理和统计,得到一种多维几何统计特征——点特征直方图(PFH)特征,实现对复杂点的识别和区分,计算过程为

1) 法向量重定向。使每个点的法向量 n_p 方向统一指向测站点 O 的方向:

$$n_p = \begin{cases} -n_p, & \frac{\overline{OP} \cdot n_p}{\|\overline{OP}\|} < 0 \\ n_p, & \frac{\overline{OP} \cdot n_p}{\|\overline{OP}\|} \geq 0 \end{cases}, \quad (1)$$

式中 $\|\overline{OP}\|$ 表示向量的模。

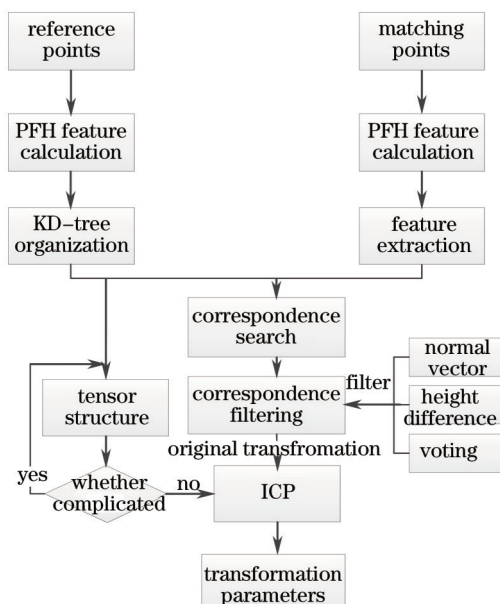


图 1 算法流程

Fig.1 Flow chat of algorithm

2) 局部坐标系构建。对于 P 点邻域中的任意点对 (P_i, P_j) , 分别构建局部坐标系。计算坐标系的原点:

$$P_s = \begin{cases} P_i, & \overline{P_i P_j} \cdot n_i > \overline{P_j P_i} \cdot n_j \\ P_j, & \overline{P_i P_j} \cdot n_i \leq \overline{P_j P_i} \cdot n_j \end{cases}, \quad (2)$$

式中 n_i 和 n_j 分别为点对所对应的法向量。取点对中的另一个点为 P_s , 可以构建局部坐标系:

$$u = n_s, v = \overline{P_i P_s} \times u, w = u \times v. \quad (3)$$

3) 邻域点对关系量化。对于步骤 2) 得到的点对 (P_s, P_i) , 计算两点间的关系特征:

$$f_x(P_s, P_i) = \sum_{i=1}^{i \leq 4} m^{i-1} \times s(t_i, f_i) \begin{cases} 0, & f_i \leq t_{i,1} \\ \dots \\ j-1, & t_{i,j-1} < f_i \leq t_{i,j} \\ \dots \\ m-1, & t_{i,m-1} < f_i \end{cases}, \quad (4)$$

式中 f_i 为点对的几何特征, $m=2, 3, 4, \dots$, 表示对特征进行量化时划分的区间数, $t_{i,j}$ 表示对 f_i 划分的第 j 个阈值。点对的几何特征计算为

$$\begin{cases} f_1 = v \cdot n_i \\ f_2 = \|P_i - P_s\| \\ f_3 = u \cdot \overline{P_i P_s} \\ f_4 = w \cdot n_i / u \cdot n_i \end{cases}. \quad (5)$$

4) 点对关系统计。由(4)式可知, $f_x(P_s, P_i)$ 为整数, 且取值范围为 $[0, m^4-1]$, 即 P 邻域中的任意点对 (P_i, P_j) 间的关系被划分为 m^4 种情况。通过统计不同点对关系在 P 邻域中出现的频率, 可以构建一个 m^4 维的几何特征 F_m 来描述点云在 P 点特征。划分区间 m 越大, 点的邻域描述越详细, 但计算越复杂, 通常取 m 为 2。

由于 PFH 特征表现为多维特征, 因此一个点的 PFH 特征可以表达为

$$F^d = \{f_1, f_2, \dots, f_d\}, \quad (6)$$

式中 d 为特征描述的维度, f_i 表示第 i 个维度上的分量。点云整体的平均特征为

$$\overline{F^d} = \{\overline{f_1}, \overline{f_2}, \dots, \overline{f_d}\}, \quad (7)$$

因此, 可以计算每个点与平均特征的距离:

$$d(F_i^d, \bar{F}^d)^2 = |F_i^d - \bar{F}^d|^2 = \sum_{k=1}^d (f_k - \bar{f}_k)^2, \quad (8)$$

式中 F_i^d 为第 i 个点的 d 维特征描述, \bar{F}^d 为平均特征描述, f_k 和 \bar{f}_k 表示特征描述 F_i^d 和 \bar{F}^d 的第 k 个分量。

对每个点的特征距离进行统计可以绘制出特征距离分布直方图。在多数场景的特征空间中,往往存在大量相似特征,在特征距离分布中则表现为凸起的区间,使得特征距离的分布呈现为近似高斯分布,如图 2(a)所示。利用高斯分布的性质,取特征距离在 $\mu \pm \sigma$ 范围之外的点为特征点,如图 2(b)所示。临近点往往呈现相似的特征,对特征点进行采样,采样间隔记为 r_c ,构成待拼接点云的特征点集合 P ,这样可以避免在较小的范围内出现过多的相似特征点参与同名点查找。

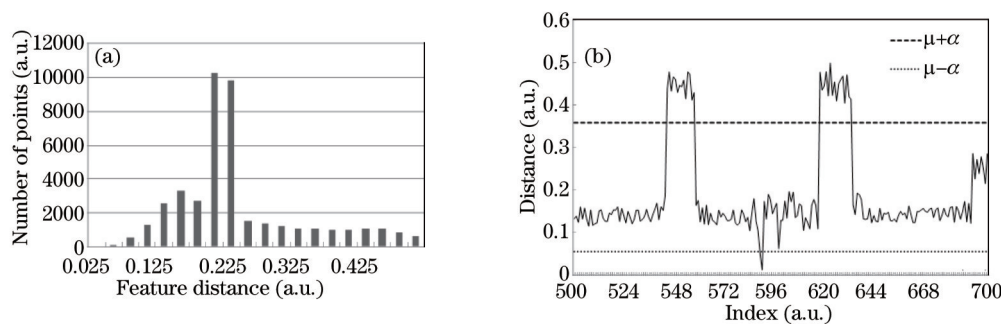


图 2 (a) 特征距离直方图; (b) 特征点的筛选

Fig.2 (a) Feature distance histogram; (b) feature points filtering

2.3 基于均方根距离的特征匹配

提取待拼接点云的特征点集后,在基准站点云的特征空间中为每个特征点查找特征最临近的 k 个点,可以构成如下的对应关系:

$$p_i \rightleftharpoons \{q_i^1, \dots, q_i^j, \dots, q_i^k\}, p_i \in P, q_i^j \in Q, \quad (9)$$

式中 P 为待拼接点云的特征点集, p_i 为 P 中的第 i 个点, Q 为特征点对应的同名点集, $\{q_i^j\}$ 为点 p_i 对应的 k 临近点集, P 和 Q 构成了两站间的初始特征匹配集合。

p_i 的初始特征匹配集中包含了与其特征最相似的 k 个点,但集合中一般存在较多的误匹配点,需要进一步的筛选。筛选过程中,使用均方根距离 $d_{\text{RMS}}^{[13]}$ 作为点集相似性的度量:

$$d_{\text{RMS}}(P', Q') = \sqrt{\frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n (\|p_i - p_j\| - \|q_i - q_j\|)^2}, \quad (10)$$

式中 P', Q' 为 P, Q 的子集,包含 n 对匹配点, p_i 和 q_i 分别表示两个点集中的第 i 个点。 d_{RMS} 距离被普遍用于衡量蛋白质分子间的相似性^[15],应用于点云中可以在没有转换参数的前提下计算两组点集构成的相似程度。文献[7]和[14]都基于刚体转换的特性,在迭代中使用 d_{RMS} 距离筛选误匹配点,但由于仅根据距离作为判定条件,迭代可能停止于局部的 d_{RMS} 最小。相对于文献[7]和[14],本文提出了一种基于多条件筛选的匹配迭代方法,进行误匹配点的筛选:

1) 二阶匹配基查找。对 $p_i \in P$, 寻找 $p_m \in P$, 使得两点的同名点集中存在同名点 q_i^j 和 q_m^n , 并能求得最小均方根距离 $d_{\text{RMS}}(P', Q')$, 其中 $P' = \{p_i, p_m\}$, $Q' = \{q_i^j, q_m^n\}$ 。令 p_i, p_m 与 q_i^j, q_m^n 组成一个二阶匹配基 (P', Q') , 对 P' 和 Q' 中的同名点对, 计算相对高度相似性:

$$f_h(p_i, q_i^j) = \begin{cases} 1, & \text{abs}[z(p_i) - z_g] - [z(q_i^j) - z_g'] \leq t_h \\ 0, & \text{abs}[z(p_i) - z_g] - [z(q_i^j) - z_g'] > t_h \end{cases}, \quad (11)$$

式中 $f_h(p_i, q_i^j)$ 表示点对是否在 z 轴方向上的相似性, $z(p_i)$ 和 $z(q_i^j)$ 分别为两点的 z 坐标, z_g 和 z_g' 分别为两站地面平均 z 坐标, abs 表示绝对值, t_h 为阈值, 本文取为 0.2 m。在地面激光点云处理中,地面点的提取和过滤有多种方法,本文地面法向量均为垂直方向,并通过法向量提取地面点。然后计算当前二阶匹配基的法向量

相似性:

$$f_a(P', Q') = \begin{cases} 1, \text{abs}[\langle n(p_i), n(p_m) \rangle - \langle n(q_i^j), n(q_m^n) \rangle] \leq t_a \\ 0, \text{abs}[\langle n(p_i), n(p_m) \rangle - \langle n(q_i^j), n(q_m^n) \rangle] > t_a \end{cases}, \quad (12)$$

式中 $n(p)$ 表示 p 点处指向测站点 $(0, 0, 0)$ 方向的法向量, t_a 为阈值, 本文取为 20° 。若有 $f(P', Q') = f_h(p_i, q_i^j) \wedge f_h(p_m, q_m^n) \wedge f_a(P', Q') = 1$, 则将 (P', Q') 加入二阶匹配基集合 $O_{b_{j2}}$, 并将 p_i 、 p_m 及其同名点集在当前合并过程中标为不可选。

2) 匹配基合并与迭代。对二阶匹配基集合中的任意匹配基 $O_{b_{j2}}[i]$, 寻找不含重复点的匹配基 $O_{b_{j2}}[j]$, 使得两个匹配基所含的四对点的整体均方根距离达到最小, 将 $O_{b_{j2}}[i]$ 和 $O_{b_{j2}}[j]$ 组成一个四阶匹配基, 计算对应的法向量相似性, 将法向量相似性为 1 且 d_{RMS} 距离小于 $2r_c$ 的匹配基加入四阶匹配基集合 $O_{b_{j4}}$ 中。最后, 将 $O_{b_{j2}}[i]$ 和 $O_{b_{j2}}[j]$ 中的点以及同名点集在当前合并过程中标为不可选。按照四阶匹配基集合的生成方法继续构建八阶匹配基集合 $O_{b_{j8}}$ 。

3) 转换参数计算。使用 $O_{b_{j8}}$ 中的每个转换基分别计算转换参数, 对 $O_{b_{j8}}$ 中所有待拼接点 p_i 进行坐标变换, 变换后同名点间距离小于 r_c 的点计为有效匹配, 并为对应的转换参数投票, 最终取得票最多的转换参数为初始转换参数。

2.4 基于香农熵的精拼点集筛选

通过特征匹配计算得到的初始转换参数可以将两组点云粗拼在一起, 粗拼得到的点云还需要进行精拼接。使用最多的精拼接方法为 ICP 算法^[1-2], 通过迭代为每个待拼接点选择临近对应点, 不断更新初始转换参数, 使两组点云间的距离收敛于最小。对应点的选取是 ICP 迭代过程中的一个关键步骤, 大量不精确的对应点会降低收敛速度甚至使得转换参数收敛于局部最小值。

实际地物往往包含多种形状, 使得点云在不同部位表现出不同的分布。在形状复杂的部位, 点云分布的不确定性增加, 使得对应点的选取精度降低, 进而降低了 ICP 迭代的精度。本文方法基于结构张量^[16]计算香农熵, 进而衡量点云的复杂性, 并使用复杂性较低点参与 ICP 算法的迭代。对一个点 P 及其邻域计算香农熵可得:

$$E_p = -\mathbf{a}_l \times \ln(\mathbf{a}_l) - \mathbf{a}_p \times \ln(\mathbf{a}_p) - \mathbf{a}_s \times \ln(\mathbf{a}_s), \quad (13)$$

式中 \mathbf{a}_l 、 \mathbf{a}_p 和 \mathbf{a}_s 分别为 P 点及其邻域的线性、平面和球形结构张量, 是对 P 点邻域内点云分布特性的衡量。局部点云分布往往呈现线性、平面和散乱等三种特性, 分别对应 \mathbf{a}_l 、 \mathbf{a}_p 和 \mathbf{a}_s 三种结构张量, 三种结构张量越相近则计算所得的熵值越大, P 点邻域所呈现的分布特性越模糊, 点云在 P 点处的复杂性越高。依据点云复杂性, 可以筛选得到参与 ICP 迭代的点集:

$$P = \left\{ p \mid E_p < E_a, E_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_{p_i} \right\}, \quad (14)$$

式中 E_a 为点云的平均熵值。

3 实验与分析

3.1 点云粗拼接实验

基于均方根距离的特征匹配方法对图 3 中的两站点云进行特征提取和匹配, 图 3(a)~(d) 为两站实际点云

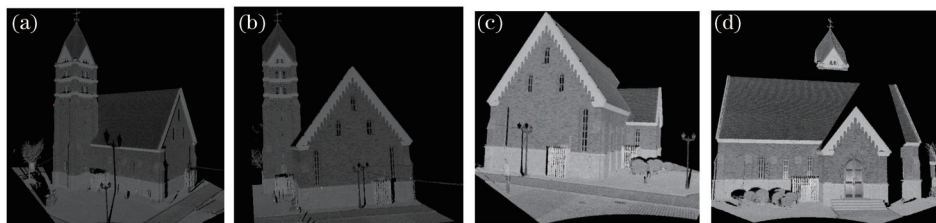


图 3 实验数据
Fig.3 Experimental data

数据,实验中依次标号为1~4。实验仅基于点云的几何信息和深度影像进行处理和显示。

基于PFH特征对待拼接点云进行特征计算和提取,特征点采样间隔 r_c 取为0.3 m,进行粗拼接实验,结果如表1、表2和图4所示,图4(a)~(b)、(c)~(d)和(e)~(f)分别为测站1~4两两匹配的结果,图4(g)~(h)为无附加筛选条件的测站1和2的匹配结果。此外,图5为部分特征临近查找的结果。

从实验中可以得到下述结论:

1) 由图5可知,特征空间内的临近查找能为每个特征点找到几何特性相似的一组点集,这些点都具有与特征点相似的特征直方图,尽管特征点的正确匹配包含在它的特征匹配集合内,但由于特征匹配集内部特征的相似性,难以根据特征直方图直接得到正确匹配。

2) 由表1可知,在没有强度、影像等附加信息的情况下,仅基于几何特征提取的特征点数量较少;同时,由于重叠率较低和特征重复等原因,匹配集合内包含正确匹配点的数目仅为特征点总数的10%~20%。在这种情况下,本文方法可以通过距离、法向量和相对高度等条件有效剔除匹配集中的不正确匹配,估算两站点云间的初始转换参数,实现粗拼接。

3) 在图4(g)~(h)中,2、3、7处出现了明显的匹配错误,进而影响了匹配基内其他点的匹配准确性,其中2、7两个点可以通过相对高度相似性剔除,3号点可以通过法向量相似性剔除,进而得到如图4(a)~(b)所示的正确匹配结果。由此可知,仅基于距离的筛选方法可能会得到局部最佳的八阶匹配基,产生部分错误匹配点。本文方法增加了法向量和相对高度的筛选条件,可以得到更高的匹配正确率。

4) 表2分别列出了拼接前后的匹配点对坐标以及每对点间的误差。由于特征点的采样间隔为0.3 m,对应点间的理论距离在0~0.6 m之间,可以看到拼接后的对应点误差符合理论预期。

表1 两种算法对比

Table 1 Comparison of two algorithms

Scans	Overlap rate	Algorithm	Number of feature points	Number of correct matching points	Number of discovered points	ICP result
1~2	69.8%	distance filter	110	16	4	succeed
		distance with additional filter	110	16	8	succeed
2~3	43.6%	distance filter	97	15	2	failed
		Distance with additional filter	97	15	8	succeed
3~4	58.5%	distance filter	96	17	2	failed
		distance with additional filter	96	17	6	succeed

表2 测站1和2匹配点坐标及拼接误差

Table 1 Coordinate of matching point and registration error between scan 1 and 2

Index	Matching points of reference scan /m			Matching scan points/m						Error /m
	X	Y	Z	before registration			after registration			
				X	Y	Z	X	Y	Z	
1	-12.8002	3.9991	1.4448	-14.1747	-4.152	0.9144	-12.8240	4.2751	1.4248	0.2777
2	-12.8952	3.9037	1.834	-14.3569	-4.2122	1.243	-12.9487	4.1447	1.7599	0.2577
3	-15.8393	-6.5149	8.5577	-22.1992	-11.88	7.6076	-15.8462	-6.1631	8.5538	0.3519
4	-12.8924	4.2751	1.9217	-14.2627	-3.89	1.2038	-13.0287	4.469	1.7087	0.3186
5	-12.7988	4.3914	-0.0118	-14.1345	-4.329	-0.6389	-12.7141	4.0819	-0.1232	0.3397
6	-12.9189	4.1583	-0.0117	-14.2747	-4.5077	-0.5697	-12.7455	3.8599	-0.0451	0.3467
7	-16.6839	-6.0887	14.509	-22.9733	-11.45	13.6053	-16.6795	-5.9459	14.5551	0.1501
8	-13.0965	4.3469	3.8285	-14.2669	-4.2395	3.3048	-12.8392	4.2458	3.8183	0.2766

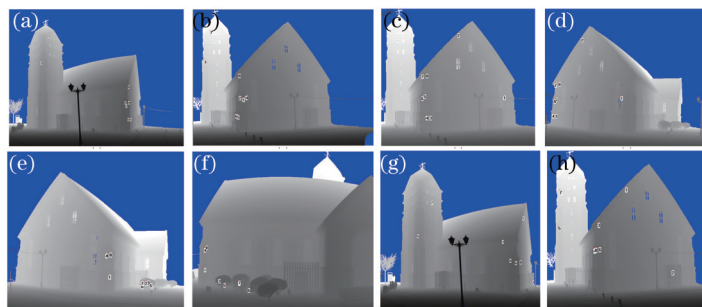


图4 特征匹配结果对比。(a)、(b) 测站1和2的匹配结果; (c)、(d) 测站2和3的匹配结果; (e)、(f) 测站3和4的匹配结果; (g)、(h) 无筛选条件的1和2测站匹配结果

Fig.4 Contrast of feature matching results. (a)、(b) Matching results of scan 1 and 2; (c)、(d) matching results of scan 2 and 3; (e)、(f) matching results of scan 3 and 4; (g)、(h) matching results of scan 1 and 2 without filtering limits

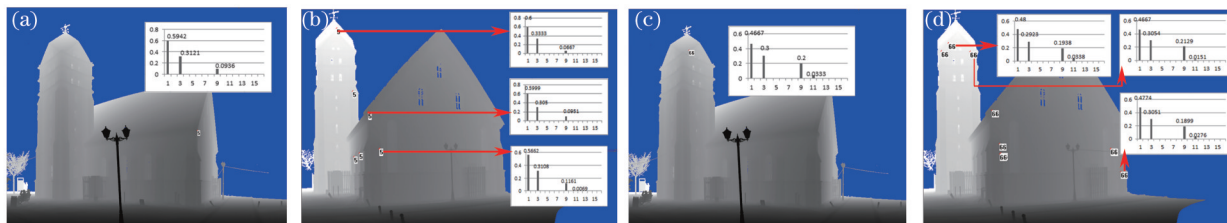


图5 候选匹配点及特征。(a)、(b) 5号点及其部分候选匹配点的特征; (c)、(d) 66号点及其部分候选匹配点的特征

Fig.5 Candidate matching point and features. (a)、(b) features of some candidate matching points and point 5; (c)、(d) features of some candidate matching points and point 66

匹配得到同名点之后,可以实现各个测站间的粗拼接和精拼接,如图6所示。图6(a)为根据匹配得到的同名点计算得到的粗拼接结果,在1和2处有较大偏差,图6(b)为ICP精拼接处理后可以得到的结果,1和2的偏差都得到了很好地修正,可以看到本文方法提供的初始转换参数可以为ICP算法提供可用的初始转换参数。

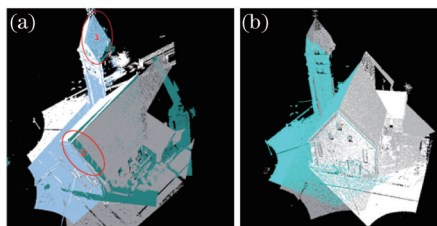


图6 四站拼接结果。(a) 粗拼接结果; (b) ICP精拼接结果

Fig.6 Registration results of four scans. (a) Result of coarse registration; (b) result of ICP accurate registration

3.2 ICP精拼接对比实验

针对测站1和2的点云,分别使用整体点集和筛选点集进行精拼接对比。通过点云复杂度的筛选可以得到待拼接站中复杂度较低的点云参与ICP迭代计算,如图7所示。图7(a)为待拼接点云的复杂度分布,图7(b)为复杂度小于均值的筛选后点集,用于参与ICP迭代计算,可以看到,边缘点的复杂度较高且变化较大,内部点的复杂度较小且分布稳定。图7(c)为ICP精拼接的结果。

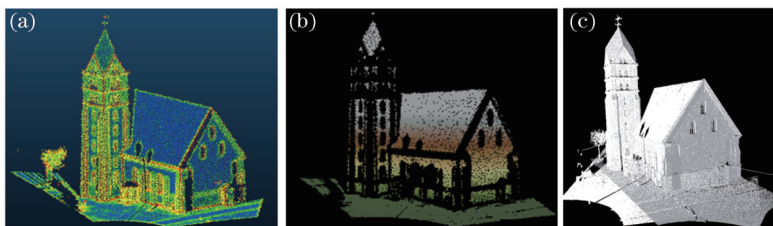


图7 复杂度计算和筛选。(a) 复杂度分布; (b) 简单点集合; (c) 拼接结果

Fig.6 Complexity calculation and filtering. (a) Distribution of complexity; (b) set of simple points; (c) registration result

表3为使用整体点集和筛选点集参与ICP迭代的对比结果。由表3可知,不确定性较低点集参与的ICP迭代收敛更快,并且降低迭代点集的不确定性可以提高算法的收敛速度;以拼接后两站间临近点的平均距离作为ICP迭代精度,可以看到使用不确定性较低点集参与ICP迭代可以在一定程度上提高迭代的精度。因此,利用不确定性较低点集参与ICP迭代的方法可以提高ICP精拼接的效率和精度。

表3 使用不同点集的ICP拼接对比

Table 3 Comparison of ICP registration using different datasets

	Iteration number	Precision /mm	Average entropy
All points	6	7.29	0.4125
Filtered points	4	7.01	0.2307

4 结 论

针对无附加信息的点云,提出了一种仅基于几何特征点云自动拼接方法,通过特征距离直方图和特征空间的K临近搜索得到初始特征匹配集合,然后基于均方根距离筛选误匹配,并提出相对高度和法向量相似性用于辅助误匹配点的筛选,最后选取不确定性较低点集参与ICP精拼接。真实场景点云的拼接实验结果表明,基于该方法可以在特征点较少以及初始特征匹配正确率较低的情况下,有效剔除初始特征匹配集合中的误匹配,为ICP算法提供较好的初始转换参数,使用不确定性较低点集参与的ICP精拼接方法可以提高精拼接的效率和精度。

参 考 文 献

- 1 Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- 2 Zhang Z. Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces[J]. International Journal of Computer Vision, 1994, 13(2): 119-152.
- 3 Li Jian, Wang Zongmin, Ma Yurong, *et al.*. Automatic and accurate mosaicking of point clouds from multi-station laser scanning[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014, 34(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, 34(9): 1114-1120.
- 4 Wu Mengqi, Li Zhongwei, Zhong Kai, *et al.*. Adaptive point cloud registration method based on geometric features and photometric features [J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(2): 0215002.
伍梦琦, 李中伟, 钟 凯, 等. 基于几何特征和图像特征点云自适应拼接方法[J]. 光学学报, 2015, 35(2): 0215002.
- 5 Weinmann M, Weinmann M, Hinz S, *et al.*. Fast and automatic image-based registration of TLS data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2011, 66(6): S62-S70.
- 6 Zhou Wei, Ma Xiaodan, Zhang Lijiao, *et al.*. Three-dimensional point cloud splicing of tree canopy based on multi-source camera[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(12): 1215003.
周 薇, 马晓丹, 张丽娇, 等. 基于多源信息融合的果树冠层三维点云拼接方法研究[J]. 光学学报, 2014, 34(12): 1215003.
- 7 Gelfand N, Mitra N J, Guibas L J, *et al.*. Robust global registration[C]. Symposium on Geometry Processing, 2005, 2(3): 5.
- 8 Rusu R B, Blodow N, Marton Z C, *et al.*. Aligning point cloud views using persistent feature histograms[C]. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2008: 3384-3391.
- 9 Huang Yuan, Da Feipeng, Tao Haiji, *et al.*. An automatic registration algorithm for point cloud based on feature extraction[J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(3): 0308002.
黄 源, 达飞鹏, 陶海跻. 一种基于特征提取点云自动配准算法[J]. 中国激光, 2015, 42(3): 0308002.
- 10 Stamos I, Leordean M. Automated feature-based range registration of urban scenes of large scale[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003, 2: 555-561.
- 11 Zhang Xiao, Zhang Aiwu, Wang Zhihua. Point cloud registration based on improved normal distribution transform algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2014, 51(4): 041002.
张 晓, 张爱武, 王致华. 基于改进正态分布变换算法点云配准[J]. 激光与光电子学进展, 2014, 51(4): 041002.
- 12 Pu Shi, Li Jingwei, Guo Siqing. 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.
- 13 Wei Shengbin, Wang Shaoqing, Zhou Changhe, *et al.*. An iterative closest point algorithm based on biunique correspondence of point clouds for 3D reconstruction[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(5): 0515003.
- 韦盛斌, 王少卿, 周常河, 等. 用于三维重建的点云单应性迭代最近点配准算法[J]. 光学学报, 2015, 35(5): 0515003.
- 14 Rusu R B, Marton Z C, Blodow N, *et al.*. Persistent point feature histograms for 3D point clouds[C]. Proc 10 th Int Conf Intel Autonomous Syst (IAS-10), Baden-Baden, Germany, 2008: 119-128.
- 15 Koehl P. Protein structure similarities[J]. Current Opinion in Structural Biology, 2001, 11(3): 348-353.
- 16 West K F, Webb B N, Lersch J R, *et al.*. Context-driven automated target detection in 3D data[C]. Defense and Security, International Society for Optics and Photonics, 2004: 133-143.

栏目编辑: 苏 岑