

张凡¹ 徐文学² 唐玲¹ 王芳³ 原峰¹ 张敏¹

机载激光测深数据配准方法比较

摘要

机载激光测深 (Airborne LiDAR Bathymetry, ALB) 系统可以快速高效地获取海岛礁及其邻近区域的水上水下一体化数据,但是由于测量区域大部分位于地势变化缓慢的近岸浅水水域,点云密度低、厚度大,配准特征稀少,同名特征提取困难.针对机载激光测深数据的配准研究工作相对较少.本文以我国南海海域的机载激光测深点云为试验对象,比较基于不同几何特征的 ALB 点云数据配准方法,通过配准精度指标对快速点特征直方图 (Fast Point Feature Histograms, FPFH)、最长公共子序列 (Longest Common Subsequence, LCSS) 和广义迭代最近邻点 (Generalized Iterative Closest Point, GICP) 三种配准方法进行评定.试验结果表明,LCSS 线序列方法实现 ALB 点云数据配准方法的可靠性更高,能够克服对应特征匹配过程中信息单一以及噪声问题,提高特征曲线中对应点的稳健估计,增强航带数据配准的鲁棒性,是 ALB 数据配准的一种有效解决方案.

关键词

机载激光测深;点云配准;快速点特征直方图 (FPFH);最长公共子序列 (LCSS);广义迭代最近邻点 (GICP)

中图分类号 P229.1

文献标志码 A

收稿日期 2021-11-02

资助项目 国家自然科学基金 (41871381, 41401573);中央级公益性科研院所基本科研业务费专项资金 (2015P13);2021 年度广东省海洋综合管理专项资金

作者简介

张凡,男,硕士,研究方向为海洋地形数据处理与分析.zhangfan_far@163.com

徐文学 (通信作者),男,博士,硕士生导师,研究方向为激光扫描数据处理、海洋测绘.xuwx@fio.org.cn

1 广东省海洋发展规划研究中心,广州,510220

2 自然资源部第一海洋研究所,青岛,266061

3 国家海洋局北海海洋技术保障中心,青岛,266033

0 引言

机载激光测深 (Airborne LiDAR Bathymetry, ALB) 技术具有高精度、产品丰富等特点,特别适用于浅水区、海岛礁及邻近区域等地形复杂区域的水上水下一体化快速测量^[1-4].由于系统误差以及测量随机误差的共同影响,造成相邻航带同名点间存在空间偏移.为提高 ALB 数据质量,消除相邻航带点云之间的空间偏差,生成无缝产品,需要进行相邻航带间的点云配准.

当前,点云配准普遍采用由粗到精的配准策略.粗配准主要采用点、线、面等特征进行配准.基于点特征的配准是较常用的配准方法,用于配准的特征点不仅包括建筑物角点、路标等人工物体特征点,还可以是特征算子提取点,例如从图像领域扩展出的 3D-Harris^[5]、3D-尺度不变特征变换 (3D-Scale Invariant Feature Transform, 3D-SIFT)^[6] 方法都在点云配准方面取得了很好的效果^[7].针对具有丰富特征的建筑物点云,许多学者通过提取建筑物的轮廓线作为特征线段,以线对的方式查找同名特征,完成点云配准^[8-11].文献[12]将空间中钢铁结构特征转化成不同平面的线基元作为匹配依据,增加了特征数量集,完成多源数据配准.基于线特征的方法会受限于点云中特征比较丰富的情况,对扫描对象的依赖程度较强.文献[13]为提高配准的稳健性,针对目标点云完成自由曲面的构建,提出以点到目标平面 (P2P) 最小化距离为配准目标函数,而对于户外场景点云,网格优化过程则比较耗时.精配准主要采用迭代最近邻点法 (Iterative Closest Point, ICP)^[14] 及其改进、正态分布变换 (Normal Distributions Transform, NDT)^[15] 及其改进等方法实现.其中 ICP 方法是最具代表性的精配准方法,通过定义两组点云中最近点为同名点,仅依靠对应点间的欧式距离作为目标函数进行迭代,解算变换参数.此后研究人员又对 ICP 方法进行了改进,例如均值迭代最近点方法 (Mean-ICP, MICP)^[16]、广义迭代最近邻点 (Generalized Iterative Closest Point, GICP)^[17]、自适应 AK-D 树搜索方法 (Adaptive Approximate K-D Tree)^[18] 等.基于深度学习^[19-21] 的点云配准也取得了进展,例如:文献[22]提出端对端跨域配准 Y-Net 网络,建立了地面相机影像到三维点云空间特征对应关系;文献[23]提出一种基于空间和通道机制的 SCANet 网络,能够有效地将点云中的局部特征和全局特征相结合,增强输入特征的相关性,抑制了冗余信息,避免了局部最优的情况.以上方法都在小型基准数据

集上取得了成功,但对于机载或车载 LiDAR 扫描大型户外场景集的适用性仍待研究.文献[24]提出的深度直接配准网络 DDRNet,能够有效地对齐大规模场景的点云;文献[25]提出的 JoKNet 网络结构利用增强的特征描述模块,通过融合层次局部特征和上下文特征来自动为关键点投票打分,并根据损失函数使非对应关键点之间的特征距离最大化,对应关键点之间的特征距离最小化,在 WHU-TLS 和 ETH-TLS 等具有挑战性的大型户外场景(公园、森林、隧道、地下挖掘和山脉)基准数据集中实现了最优配准;文献[26]对激光雷达数据配准在摄影测量和遥感领域中的应用进行了全面综述;文献[27]对 TLS 点云配准及其优缺点进行了全面综述.

目前对于陆地激光点云配准方法的研究越来越成熟,但是对于水下激光点云数据配准的研究却较少.文献[28]提出一种基于非线性最小二乘的蒙特卡罗匹配方法,通过计算水深相对漂移误差进行分类和统计,根据均值和标准差对相邻航带的同名点进行滤波,利用蒙特卡罗随机采样点进行非线性最小二乘计算 7 个参数,完成 ALB 航带配准.文献[29]考虑到数据精度和空间特征的不同,对水下点云和陆地点云分别进行配准:对水下点云采用基于权值分布的由粗到精配准方法,分别采用隐式 B 样条曲面拟合方法和最小二乘趋势面拟合方法对重叠区域内的点云进行权值分配;对于陆地点云则采用以法向量和曲率为特征约束的 RANSAC-ICP 配准方法.当前水下点云数据配准方法较少,主要是由于 ALB 所获得点云数据大部分位于近岸浅水区域,地势变化缓慢、特征稀少,且存在点云密度低、厚度大等情况,增加了相邻航带间海底点云的配准难度.现有的陆地点云配准方法难以直接应用于 ALB 数据的配准.由于当前缺少成熟的水下点云数据集,基于深度学习的配准方法还需随着水下点云数据规模的增加及丰富逐步得到应用.基于此,本文通过快速点特征直方图(Fast Point Feature Histograms, FPFH)、最长公共子序列(Longest Common Subsequence, LCSS)和 GICP 三种方法在海底点云数据配准中的应用进行探究,并对点云配准的效果和精度进行对比分析,从而为 ALB 海底点云数据的配准工作提供参考.

1 ALB 点云配准方法

1.1 快速点特征直方图(FPFH)

为了探究基于点特征信息实现 ALB 点云数据

配准的可行性,本文利用点法向量信息构造 FPFH 描述子,提取关键点,实现 ALB 数据的配准.FPFH 是 PFH 的效率提升版,优化了点之间距离对于物体表面几何信息描述的影响程度,所以 FPFH 只保留了法向量的 $\{\alpha, \varphi, \theta\}$ 特征值.主要计算过程如下:

1) 对于每一个点 p_q , 计算与每个邻域点的特征值 $\{\alpha, \varphi, \theta\}$, 在设定的子区间内进行直方图统计,这个过程称为简化的点特征直方图(Sample-PFH);

2) 重新确定每个点 k 邻域,使用邻近的 SPFH 值来计算点 p_q 的最终直方图,FPFH 计算公式为

$$\text{FPFH}(P_q) = \text{SPFH}(P_q) + \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \frac{1}{w_i} \text{SPFH}(P_i), \quad (1)$$

式中, w_k 表示配准点的权重,可以设定为 p_q 与其邻近点 p_k 之间的距离,FPFH 邻域的计算示意图如图 1 所示.

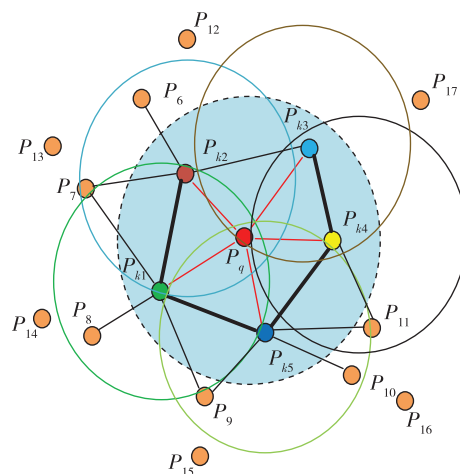


图 1 FPFH 邻域计算示意图

Fig. 1 Sketch of FPFH neighborhood calculation

FPFH 方法首先只对点 p_q 和邻域点对(图中红色线段)来估计它的 SPFH 值,相比 PFH 的标准计算少了邻域点之间的互联,然后对数据集中的所有点重复此操作,利用邻域点 p_k 的 SPFH 值和 p_q 的 SPFH 值重新计算权重,得到点 p_q 的 FPFH 值.整个过程中,FPFH 计算需要的连接点对用黑线相连,其中直接和 p_q 相连的点(图中粗黑线,细黑线为间接相连)会被重复计算两次.FPFH 描述子影响域半径扩大了 1 倍,能够更好地反映物体表面的几何特征.因此,FPFH 描述子既把复杂度降低到了 $o(nk)$,又保留了 PFH 大部分的识别特征.

1.2 最长公共子序列(LCSS)

相较于欧氏距离和动态时间规划(Dynamic

Time Warping, DTW), LCSS 方法^[30-31]一方面对噪声具有鲁棒性,并不需要每个值都要完成匹配,允许一些不匹配元素存在,且在匹配的过程中,该方法更多地关注曲线相似部分,较少或者几乎不关注曲线中的差别区域;另一方面,参与计算的两条曲线并不要求具有相同的长度,空间坐标轴对曲线的偏移也并无要求.目前许多学者已将 LCSS 方法运用到各种领域^[32-36].主要计算过程如下:

首先对 ALB 海底数据构建三角网,然后对三角网的每条边 AB 利用式(2)进行等值点 d 判断,等值点 d 的平面坐标 (x_d, y_d) 由式(3)线性内插得出.提取出的等值线点经 DBSCAN (Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise) 聚类 and 插值可生成特征曲线,提取出的线特征用于基于 LCSS 的 ALB 海底点云数据配准.

$$(z_A - z_d)(z_B - z_d) < 0, \quad (2)$$

$$\begin{cases} x_d = x_A + \frac{z_d - z_A}{z_B - z_A}(x_B - x_A), \\ y_d = y_A + \frac{z_d - z_A}{z_B - z_A}(y_B - y_A), \end{cases} \quad (3)$$

式中, (x_A, y_A, z_A) 为顶点 A 的坐标值, (x_B, y_B, z_B) 为顶点 B 的坐标值, (x_d, y_d, z_d) 为等值点 d 的坐标值.

假设目标曲线 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$, 待匹配曲线 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, u_i, v_j 分别代表子曲线段, LCSS 方法利用 V 的子曲线 v_j 循环遍历 U 的每一个子曲线, 获取并记录 LCSS 长度矩阵 M 及回溯路径方向矩阵 H . 从 M 矩阵的右下角进行回溯, 依照矩阵 H 记录的回溯方向, 其所在的行列值即为匹配特征点的对应位置. LCSS 过程会最大程度地提取出 U, V 两条曲线中长度最长的特征点, LCSS 方法的计算过程定义如下:

$$\text{LCSS}(U, V) = \begin{cases} 0, & U = \emptyset, V = \emptyset, \\ 1 + \text{LCSS}(u_{i-1}, v_{j-1}), & (f(u_i, v_j) < \delta), \\ \max(\text{LCSS}(u_{i-1}, v_j), \text{LCSS}(u_i, v_{j-1})), & \text{其他}. \end{cases} \quad (4)$$

式中, δ 表示目标相似阈值, $i = \{1, 2, 3, \dots, m\}$, $j = \{1, 2, 3, \dots, n\}$. 目标函数 $f(u_i, v_j)$ 采用文献[37]定义的空间曲线形变能量模型函数, 该空间曲线形变能量函数能有效度量曲线间的形变. 对于两条曲线序列 u_i, v_j , 它们的序列总长度分别为 m, n , 可根据曲线形变能量模型函数 $f(u_i, v_j)$ 提取出相似曲线特征, 并将长度值依次按规则记录到 LCSS 的回溯矩阵中, 直到对两条曲线序列判定完成. 最后根据对应特征

解算 ALB 点云配准变换参数.

1.3 广义迭代最近邻点 (GICP)

GICP 原理与 ICP 方法相同, 不同点在于收敛函数的改变. A, B 分别为已剔除不满足欧式距离阈值的待配准点云 $\{a_i\}_{i=1,2,\dots,N}$ 和目标点云 $\{b_i\}_{i=1,2,\dots,N}$, 得到对应点关系为 $\langle a_i, b_i \rangle$. 对于任意的刚性变换矩阵 T , 定义 $d_i^{(T)} = b_i - T \cdot a_i$, GICP 方法的核心目标函数为

$$T = \arg \min_T \sum_i d_i^{(T)\top} (C_i^B + T C_i^A T^\top)^{-1} d_i^{(T)}, \quad (5)$$

式中, 当协方差矩阵 $C_i^B = I, C_i^A = \mathbf{0}$ 的时候, $T = \arg \min_T \sum_i \|d_i^{(T)}\|^2$, 此时, GICP 就变成了“point-to-point”形式的经典 ICP 方法. 同时, 在 GICP 模型上还可以自由选择协方差矩阵, 对于“point-to-plane”的 ICP 方法:

$$T = \arg \min_T \left\{ \sum_i \|P_i \cdot d_i\|^2 \right\}, \quad (6)$$

式中, P_i 是在 b_i 平面的法向量投影, 为正交矩阵, $P_i = P_i^2 = P_i^\top$. 将式(6)转化为式(7), 当协方差矩阵 $C_i^B = P_i^{-1}, C_i^A = \mathbf{0}$ 时, 可得到 GICP 的“point-to-plane”的 ICP 方法.

$$\begin{aligned} T &= \arg \min_T \left\{ \sum_i \|P_i \cdot d_i\|^2 \right\} = \\ &= \arg \min_T \left\{ \sum_i (P_i \cdot d_i)^\top \cdot (P_i \cdot d_i) \right\} = \\ &= \arg \min_T \left\{ \sum_i d_i^\top \cdot P_i \cdot d_i \right\}. \end{aligned} \quad (7)$$

2 试验与分析

2.1 数据来源

本文 ALB 试验数据为自然资源部第一海洋研究所与 Optech 公司合作于 2012 年 12 月底采用 Aquarius 测深激光扫描仪对中国南海部分海岛及其周边水域进行测深实验的数据, 分别记为海岛 I 和海岛 II, 如图 2 所示. 海岛 I 试验区域中海底地形起伏较多且复杂, 底质主要以珊瑚礁、礁石碎块为主, 最大水深处达到了 14 m; 海岛 II 试验区域中海底地形较为平坦, 其深度沿远离海岛方向逐渐增加, 底质以砂质为主, 最大水深为 19 m^[1,38-39].

2.2 试验结果与分析

本文使用 FPFH、LCSS 和 GICP 三种方法实现 ALB 海底点云数据配准, 分别从视觉上 and 配准误差上进行分析. 为更好地展示配准效果, 本文首先通过提取配准之后点云的等值线从视觉上共同评价三种

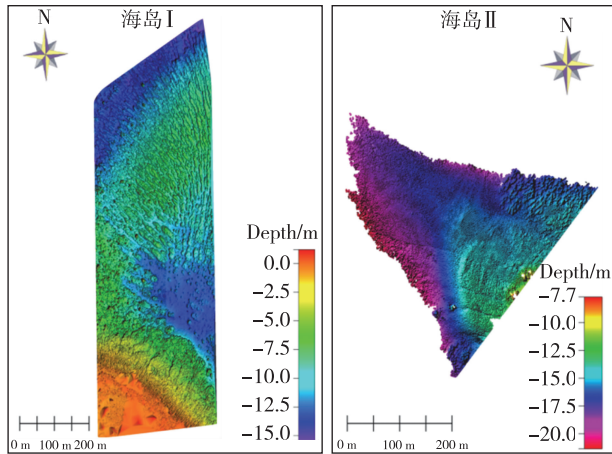


图 2 ALB 点云数据

Fig. 2 ALB point cloud data

方法的可靠性.从海岛 I 试验区中选取三处区域展示采用不同方法对海底点云数据进行配准的结果,采样区域均在同一尺度下进行截取,如图 3 所示.图 3 中从左至右四列依次分别为配准前、FPFH 配准、LCSS 配准和 GICP 配准后的对应等值线位置图,等值线分别用不同的颜色进行显示,目标点云中的等值线均用黄色显示.首先,从三处区域中提取的等值线进行观察,配准之后都与目标点云等值线走向一致,无很大偏离目标点云等值线情况存在.但对比三种配准方法,基于 FPFH 方法的配准效果并不理想,

在一些区域的等值线会有较大的距离差存在;GICP 方法配准结果相对较好,配准后的等值线已经能够较好地贴合在一起,能够有效缩减同名特征线之间的空间距离差;LCSS 方法配准效果最好,配准后的等值线已经能够紧密贴合在一起.由于海岛 I 中存在珊瑚礁、礁石碎块,GICP 方法和 LCSS 方法在特征丰富的区域也都表现很好,说明两种配准方法的稳健性更强,在特征提取方面更加敏感.

在海岛 II 试验区中同样选取三处区域进行三种方法的配准展示,配准结果如图 4 所示,图 4 中从左至右四列的分布及展示同图 3,目标点云中的等值线均用青色显示.根据图 4 中三处采样区域配准结果可知,FPFH 方法在地形平坦、特征稀少的海底区域中,难以提取出有效的同名特征点,配准效果较差.从图 4 第二列中可以清晰地看出,在较多的区域产生了错误的配准结果,配准后的对应等值线发生了明显的偏移.GICP 方法在图 4 中第三处采样区域中配准后的表现效果要比 LCSS 方法稍差.在同一处特征区域内,GICP 方法配准后提取的部分等值线会明显偏离目标点云等值线.LCSS 方法在三种方法中配准效果最好,配准后对应的等值线没有发生明显的偏移.相对于特征丰富的海岛 I 试验区域,海岛 II 试验区域的特征稀少,配准效果也较海岛 I 试验区域的效果差.通过图 3 和图 4 可以看出,在两组不同海



图 3 海岛 I 部分采样区域配准结果

Fig. 3 Registration results of some point cloud data sampled from island I

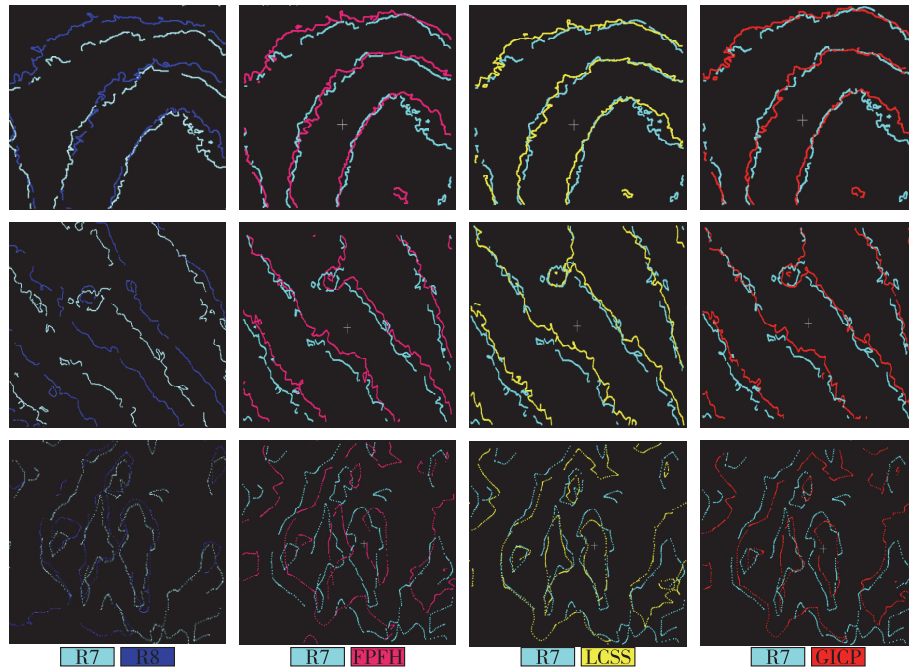


图4 海岛II部分采样区域配准结果

Fig. 4 Registration results of some point cloud data sampled from island II

底底质环境中,基于 LCSS 的配准方法均能获得较优的配准结果.

通常通过衡量待配准点云变换前后特征点与真实值的角度旋转偏差和平移偏差来评价配准方法的精度.对于陆地点云来讲,无论是通过实地控制点的布设还是依靠人工辅助选择特征点^[40],都会得到绝对的参考值来评估提出方法的有效性,定量地评价点云配准精度.但是,由于海底底质变化复杂,且容易受潮流的影响,难以布设稳定的标靶辅助完成相邻航带的配准及精度评价.而且受测深仪器能力以及点云的不规则性限制,也难以保证能测量到完整的标靶.因此,本文将手动配准方式求解的点云配准变换参数作为真值,验证三种配准方法的变换矩阵精度,如表1和表2所示.从表1和表2中可以看出,LCSS方法配准结果与手动配准参数误差均最小,GICP方法次之,FPFH方法偏差最大,这也与通过视觉分析的结果相一致.FPFH方法的配准结果明显产生了误匹配,难以直接应用于ALB海底点云数据的配准.这是由于海底点云数据存在一定的厚度,且点密度较陆地稀疏,影响了点云法向量的计算,从而会引起错误的配准.

为了更好地验证不同配准方法的有效性,本文还对待配准点云重叠区域中点与真值之间的距离差值进行了统计分析.计算源点云经三种配准方法变

表1 海岛I配准参数误差

Table 1 Island I registration parameter error

配准方法	σ_{R_x}/deg	σ_{R_y}/deg	σ_{R_z}/deg	σ_{T_x}/m	σ_{T_y}/m	σ_{T_z}/m
FPFH	1.174 6	0.420 0	0.013 1	5.826 0	4.828 5	0.124 5
GICP	0.018 6	0.005 9	0.000 5	0.301 6	0.129 0	0.030 3
LCSS	0.001 5	0.001 9	0.000 3	0.182 0	0.073 5	0.011 3

表2 海岛II配准参数误差

Table 2 Island II registration parameter error

配准方法	σ_{R_x}/deg	σ_{R_y}/deg	σ_{R_z}/deg	σ_{T_x}/m	σ_{T_y}/m	σ_{T_z}/m
FPFH	0.023 8	0.013 3	0.013 1	1.723 1	0.259 7	0.084 2
GICP	0.027 3	0.011 0	0.018 3	0.605 8	0.515 1	0.086 8
LCSS	0.019 0	0.003 9	0.004 2	0.301 7	0.050 9	0.018 3

换后的点与手动配准后的点之间的距离差值,并进行距离差值统计分析,计算结果分别见表3和表4.由于FPFH方法配准效果最差,因此没有在表中进行FPFH方法的比较.结果表明,经LCSS方法配准后,海岛I和海岛II实验区域内的点间距均值分别为0.067和0.281 m,标准差分别为0.038和0.023 m,表现最优,能够满足国际水道测量组织(IHO)水道测量规范(S-44)的海底地形精度要求.GICP配准方法在特征较多的海岛I实验区域内也能达到较好的配准结果,点间距均值为0.145 m.由于海底区域人工构筑物、珊瑚礁等显著特征稀少,表征地形地貌的等值线等特征曲线反而可以被更好地提取,曲线

能清晰地描述出待配准对象的轮廓特征和趋势变化特征,同时 LCSS 曲线匹配方法可根据目标曲线特征情况灵活构建曲线相似性目标函数.因此,LCSS 方法在这三种方法中配准效果最好.

表 3 海岛 I 点云配准转换距离差值统计

Table 3 Difference of registration conversion distance for island I

配准方法	真值点距离差值/m				点数
	最大值	最小值	均值	标准差	
原始数据	1.560	1.121	1.357	0.109	70 761
GICP	0.276	0.046	0.145	0.065	
LCSS	0.156	0.005	0.067	0.038	

表 4 海岛 II 点云配准转换距离差值统计

Table 4 Difference of registration conversion distance for island II

配准方法	真值点距离差值/m				点数
	最大值	最小值	均值	标准差	
原始数据	1.746	0.202	0.903	0.388	20 798
GICP	0.731	0.667	0.615	0.023	
LCSS	0.342	0.232	0.281	0.023	

从整体配准结果来看,具有更多显著特征的 ALB 海底点云数据具有更好的配准结果,这也是当前所有点云配准方法都面临的问题.但是,不管是对特征较多的礁石和珊瑚礁区,还是对特征稀少的平坦砂质区域,LCSS 算法都能得到较优的配准结果.而且在构造线特征完成 LCSS 对应特征提取的过程中,提取的曲线并没有经过平滑处理,减少了数据处理的复杂度以及配准方法的难度.因此,相较于 FPFH 配准方法和 GICP 配准方法,LCSS 方法在 ALB 海底点云数据配准工作中的鲁棒性和可靠性更好.

3 结论

本文对比分析了三种基于不同几何特征的 ALB 海底点云数据配准方法的有效性.基于 FPFH 特征描述子的点云配准方法根据点法向量信息进行关键点检测,不需要额外的辅助特征信息,实现原理简单,但是针对 ALB 数据中海底特征信息单一的情况,FPFH 方法适用起来会比较困难,计算的初始变换参数误差较大,造成粗配准效果不理想,所以在实际应用中利用 FPFH 方法完成 ALB 航带数据配准需要考虑进行多重约束,增强该方法的有效性.LCSS 方法和 GICP 方法虽然都可以克服点特征信息单一的局

限性,完成空间局部信息的细微变化检测,从而提高 ALB 数据的非显著性特征,但两者中 LCSS 方法配准效果更好,通过构造的自由曲线,利用改进或已有的数学模型能够更加充分地考虑相邻航带同名特征差异,完成 ALB 航带配准.而且在不同海底地势和底质区域提取的特征曲线不需要进行平滑处理,能够对数据中存在的噪声更加鲁棒,比 FPFH 和 GICP 方法可靠性更高,可在数据特征较少的情况提供有效的 ALB 海底点云数据配准解决方案.

参考文献

References

- [1] 郭锴,刘焱雄,徐文学,等.机载激光测深波形分解中 LM 与 EM 参数优化方法比较[J].测绘学报,2020,49(1):117-131
GUO Kai, LIU Yanxiong, XU Wenxue, et al. Comparison of LM and EM parameter optimization methods for airborne laser bathymetric full-waveform decomposition [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2020, 49(1):117-131
- [2] 王丹韵,徐青,邢帅,等.机载激光测深去卷积信号提取方法的比较[J].测绘学报,2018,47(2):161-169
WANG Dandi, XU Qing, XING Shuai, et al. Comparison of signal extraction method for airborne LiDAR bathymetry based on deconvolution [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2018, 47(2):161-169
- [3] Xu W X, Guo K, Liu Y X, et al. Refraction error correction of airborne LiDAR bathymetry data considering sea surface waves [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 102:102402
- [4] Guo K, Xu W X, Liu Y X, et al. Gaussian half-wavelength progressive decomposition method for waveform processing of airborne laser bathymetry [J]. Remote Sensing, 2017, 10(2):35
- [5] 范强,刘鹏,杨俊,等.基于 3D-Harris 与 FPFH 改进的 3D-NDT 配准算法 [J].图学学报,2020,41(4):567-575
FAN Qiang, LIU Peng, YANG Jun, et al. Improved 3D-NDT point cloud registration algorithm based on 3D-Harris and FPFH [J]. Journal of Graphics, 2020, 41(4):567-575
- [6] 史明霞,张旭,张涛.基于 SIFT 特征的肺部非刚性配准应用研究 [J].计算机技术与发展,2017,27(11):181-186
SHI Mingxia, ZHANG Xu, ZHANG Tao. Research on application of pulmonary non-rigid registration method with 3D-SIFT features [J]. Computer Technology and Development, 2017, 27(11):181-186
- [7] 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. IEEE, 2009:3212-3217
- [8] 童礼华,程亮,李满春,等.建筑轮廓的车载和航空 Li-

- DAR 数据配准 [J]. 测绘学报, 2013, 42 (5): 699-706, 714
- TONG Lihua, CHENG Liang, LI Manchun, et al. Registration of vehicle and airborne LiDAR with building contours [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2013, 42(5): 699-706, 714
- [9] 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 Yongbo, YANG Huachao, LIU Yanhua, 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
- [10] Cheng X L, Cheng X J, Li Q, et al. Automatic registration of terrestrial and airborne point clouds using building outline features [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(2): 628-638
- [11] 徐景中, 王佳荣. 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 [J]. 计算机应用, 2020, 40(6): 1837-1841
- XU Jingzhong, WANG Jiarong. Auto-registration method of ground based building point clouds based on line features and iterative closest point algorithm [J]. *Journal of Computer Applications*, 2020, 40(6): 1837-1841
- [12] Guo M, Sun M X, Pan D, et al. High-precision detection method for large and complex steel structures based on global registration algorithm and automatic point cloud generation [J]. *Measurement*, 2021, 172: 108765
- [13] Grant D, Bethel J, Crawford M. Point-to-plane registration of terrestrial laser scans [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, 72: 16-26
- [14] 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
- [15] Biber P, Strasser W. The normal distributions transform; a new approach to laser scan matching [C] // *Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003)* (Cat. No. 03CH37453). October 27 - 31, 2003, Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2003: 2743-2748
- [16] Okuda H, Kitaaki Y, Hashimoto M, et al. Fast and high-accurate 3D registration algorithm using hierarchical M-ICP [C] // *Proceedings of the SPIE*, 2005, 6051: 60510N-60510N-8. DOI: 10.1117/12.648811
- [17] Segal A, Haehnel D, Thrun S. Generalized-ICP [C] // *Robotics; Science and Systems V*. June 28 - July 1, 2009, University of Washington, Seattle, USA. 2009
- [18] Lee J D, Hsieh S S, Huang C H, et al. Adaptive dual AK-D tree search algorithm for ICP registration applications [C] // *2006 IEEE International Conference on Multimedia and Expo*. July 9 - 12, 2006, Toronto, ON, Canada. IEEE, 2006: 177-180
- [19] Perez-Gonzalez J, Luna-Madrigal F, Piña-Ramirez O. Deep learning point cloud registration based on distance features [J]. *IEEE Latin America Transactions*, 2019, 17(12): 2053-2060
- [20] Aoki Y, Goforth H, Srivatsan R A, et al. PointNetLK: robust & efficient point cloud registration using PointNet [C] // *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 15 - 20, 2019, Long Beach, CA, USA. IEEE, 2019: 7156-7165
- [21] Kurobe A, Sekikawa Y, Ishikawa K, et al. CorsNet: 3D point cloud registration by deep neural network [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(3): 3960-3966
- [22] Liu W Q, Wang C, Chen S T, et al. Y-Net: learning domain robust feature representation for ground camera image and large-scale image-based point cloud registration [J]. *Information Sciences*, 2021, 581: 655-677
- [23] Zhou R Q, Li X X, Jiang W S. SCANet: a spatial and channel attention based network for partial-to-partial point cloud registration [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2021, 151: 120-126
- [24] Zhang Z H, Chen G L, Wang X, et al. DDRNet: fast point cloud registration network for large-scale scenes [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 175: 184-198
- [25] Wang Y, Yang B S, Chen Y P, et al. JoKdNet: a joint keypoint detection and description network for large-scale outdoor TLS point clouds registration [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 104: 102534
- [26] Cheng L, Chen S, Liu X Q, et al. Registration of laser scanning point clouds: a review [J]. *Sensors*, 2018, 18(5): 1641
- [27] Dong Z, Liang F X, Yang B S, et al. Registration of large-scale terrestrial laser scanner point clouds: a review and benchmark [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 163: 327-342
- [28] Yang F L, Su D P, Zhang K, et al. Mosaicing of airborne LiDAR bathymetry strips based on Monte Carlo matching [J]. *Marine Geophysical Research*, 2017, 38(3): 303-311
- [29] Ji X, Yang B S, Tang Q H, et al. A coarse-to-fine strip mosaicing model for airborne bathymetric LiDAR data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(10): 8129-8142
- [30] Vlachos M, Kollios G, Gunopulos D. Discovering similar multidimensional trajectories [C] // *Proceedings 18th International Conference on Data Engineering*. February 26 - March 1, 2002, San Jose, CA, USA. IEEE, 2002: 673-684
- [31] Vlachos M, Hadjieleftheriou M, Gunopulos D, et al. Indexing multidimensional time-series [J]. *The VLDB Journal*, 2006, 15(1): 1-20
- [32] 潘荣江, 孟祥旭, 屠长河. 一种基于 LCS 的物体碎片自动拼接方法 [J]. 计算机学报, 2005, 28(3): 350-356
- PAN Rongjiang, MENG Xiangxu, TU Changhe. Fragment re-assembly based on LCS matching [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2005, 28(3): 350-356
- [33] Latecki L J, Megalooikonomou V, Wang Q, et al. An elastic partial shape matching technique [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(11): 3069-3080
- [34] Vrigkas M, Karavasilis V, Nikou C, et al. Matching mixtures of curves for human action recognition [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2014, 119: 27-40
- [35] 王华夏, 程咏梅, 刘楠, 等. 面向地形等高线匹配的三

- 重约束 LCSS 算法[J].西北工业大学学报,2017,35(1):38-42
WANG Huaxia, CHENG Yongmei, LIU Nan, et al. A algorithm based on triple constraint LCSS for terrain contour lines matching[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2017, 35(1):38-42
- [36] 张萍,李必军,郑玲,等.一种基于改进 LCSS 的相似轨迹提取方法[J].武汉大学学报·信息科学版,2020,45(4):550-556
ZHANG Ping, LI Bijun, ZHENG Ling, et al. A similar trajectory extraction method based on improved LCSS [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(4):550-556
- [37] Yang B S, Zang Y F. Automated registration of dense terrestrial laser-scanning point clouds using curves [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 95:109-121
- [38] 彭琳,刘焱雄,邓才龙,等.机载激光测深系统试点应用研究[J].海洋测绘,2014,34(4):35-37,42
PENG Lin, LIU Yanxiang, DENG Cailong, et al. Experiment of airborne laser bathymetry [J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2014, 34(4):35-37,42
- [39] Zhang Z, Zhang J Y, Ma Y, et al. Retrieval of nearshore bathymetry around Ganquan island from LiDAR waveform and QuickBird image [J]. Applied Sciences, 2019, 9(20):4375
- [40] Li J P, Yang B S, Chen C, et al. NRLL-UAV: non-rigid registration of sequential raw laser scans and images for low-cost UAV LiDAR point cloud quality improvement [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 158:123-145

Comparison of airborne LiDAR bathymetry data registration methods

ZHANG Fan¹ XU Wenxue² TANG Ling¹ WANG Fang³ YUAN Feng¹ ZHANG Min¹

1 Guangdong Center for Marine Development Research, Guangzhou 510220

2 First Institute of Oceanography, Ministry of Natural Resources, Qingdao 266061

3 State Oceanic Administration North Sea Marine Technology Support Center, Qingdao 266033

Abstract Airborne LiDAR Bathymetry (ALB) system can quickly and efficiently obtain the integrated overwater and underwater data of sea islands, reefs and their adjacent areas. However, due to the fact that most of the measurement areas are shallow near-shore waters with slow terrain changes, the obtained point cloud is low in density and large in thickness, resulting in rare registration characteristics. Few studies have been done on the registration of ALB data due to the difficulty in extracting their homonymous features. To address this problem, we employ three registration methods including Fast Point Feature Histograms (FPFH), Longest Common Subsequence (LCSS) and Generalized Iterative Closest Point (GICP) to register the ALB point cloud data in the South China Sea. The registration performance comparison shows that the LCSS line sequence outperforms the other two methods in registration accuracy and reliability. Moreover, the LCSS can tackle the problems of single information and noise in the corresponding feature matching, improve the robust estimation of corresponding points in the feature curve, and enhance the robustness of airstrip data registration. It can be concluded that the LCSS is an effective solution for ALB data registration.

Key words airborne LiDAR bathymetry (ALB); point cloud registration; fast point feature histograms (FPFH); longest common subsequence (LCSS); generalized iterative closest point (GICP)