

基于 FRICP 的部分重叠狭长点云配准算法 研究及应用

郭彪¹, 贺喜¹, 武致宇², 李权¹, 赖毅舟¹

(1. 华能澜沧江水电股份有限公司, 昆明 650200;

2. 中国电建集团昆明勘测设计研究院有限公司, 昆明 650032)

摘要: 基于点云技术的三维狭长复杂空间数字模型逐渐成为狭长复杂空间工程监测的有力手段, 受限于设备的工作方式, 对于狭长复杂空间的扫描通常需要多点位、多角度、多批次进行, 因此点云的配准是获得完整狭长复杂空间三维点云模型的关键技术。笔者基于 FRICP (Fast and Robust Iterative Closest Point) 算法, 针对狭长复杂空间点云数据的配准提出了一种有效且具有鲁棒性的算法。首先通过主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 计算合适的截面将狭长复杂空间点云一分为二, 以去除非重叠区域; 然后使用 FRICP (Fast and Robust Iterative Closest Point) 算法分别配准分段后的点云, 取误差最小的变换; 最后将变换应用到整个狭长复杂空间点云数据。实验结果表明了所提算法的可行性和鲁棒性, 为狭长复杂空间多点位、多角度、多批次点云数据配准提出了一种可行方法。

关键词: 点云数据; 点云配准; 主成分分析; 狭长复杂空间

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-1749.2025.01.15

0 引言

三维复杂空间数字信息是工程地质中的重要组成部分, 相较于人工测量和图片记录, 对其进行三维数字化不仅能有效反映复杂空间的平面位置、空间高程、起伏变化^[1-2]等, 同时可以对复杂空间进行结构面提取、坐标查询、距离测量等, 因此, 三维数字化技术逐渐成为复杂空间监测和测量的关键手段, 三维点云扫描技术常用来作为地下工程三维数字化的解决方案^[3-6], 但在实际工程应用中, 由于复杂空间是多位面的复杂结构的工程, 无法使用一站扫描获取整个空间的点云, 一般需要进行多点位、多角度、多批次扫描^[7], 因此, 为了得到完整的复杂空间点云

数字化模型, 需要进行精确的点云数据配准。

不同测站之间的点云配准方法主要包括两种: 一是基于固定标靶进行公共点转换, 根据相邻测站扫描 3 个及以上不共线的标靶进行数据拼接^[8], 通过在扫描前人工添加配准参考物, 在场景中无明显特征或者太复杂的情况下也可以获得良好的配准结果, 但是需要人工提前放置, 在野外等复杂场景增加了作业的危险程度, 配准过程也没有足够的自动化。二是根据重叠点云及特征自动配准^[9], 该方法根据重叠部分点云相同原理, 通过程序自动提取场景中的点云特征或是直接运用重叠点进行配准, 不需要人工添加特征, 降低了作业风险, 但是基于特征的自动配准方法其有效性取决于特征描述符的质量以及重叠部分大小。

收稿日期: 2023-11-28

基金项目: 中国华能集团有限公司科技项目 (HNKJ22-HF97)

第一作者: 郭彪 (1990—), 男, 硕士, 工程师, 主要从事水电站建设、运维及管理工作, E-mail: ad1076643125@163.com。

通信作者: 武致宇 (1994—), 男, 硕士, 工程师, 主要从事运行期水利工程检测检查研究, E-mail: 423665363@qq.com。

目前三维点云的自动配准流程可以分为两个阶段:粗配准和精细配准。粗配准也叫全局配准,旨在找到一个接近全局最优的粗配准结果,通常是提取点云上的显著特征进行配准,但配准结果的准确性往往取决于特征的有效性,对于狭长复杂空间这种接近圆柱体的结构,通常无法在其上提取出有效特征。精细配准旨在获取最佳的变换关系,通过逐步迭代的方式将一对三维点云的误差最小化。然而该算法容易陷入局部最优,无法保证收敛到全局最佳结果,所以需要良好的初始位姿保证能收敛到全局最优结果。目前应用最广泛的精细配准方法是迭代最近点(ICP, Iterative Closest Point)^[10]算法,经典 ICP 算法容易陷入局部最小值,许多研究者针对该问题提出了一系列的改进算法,比如 AA-ICP^[11]、Go-ICP^[12]、Symmetric-ICP^[13]、Fast and Robust ICP^[14]等,用来增加算法的收敛速度,或者减少离群点带来的影响,但是对于离群点过高(>50%)的情况,绝大部分 ICP 类的算法都不能稳定收敛到全局最优结果。笔者基于 Fast and Robust ICP 提出了一种改进的狭长复杂空间点云配准算法,通过 PCA 方法分割去除非重叠区域点云,避免了 FRICP 算法在配准狭长复杂空间点云时陷入错误的局部最小结果。根据实验,笔者提出的算法获得了较好的配准结果,并成功应用于某狭长复杂空间工程的配准中。

1 点云配准方法原理

在狭长空间场景中,地基 LiDAR 只能扫描周围场景,无法获取远处的场景点云,通常的做法是使用地基 LiDAR 分站扫描狭长复杂空间获取分段点云数据,但是后续的地质操作需要在完整的点云模型上进行,因此,需要对点云进行配准处理,将各站数据组合。基于 ICP(Iterative Closest Point)方法设计出一种自动配准流程。配准流程如图 1 所示,首先,为了降低数据量,将点云稀疏化;然后通过笔者提出的基于 PCA 的方法将点云切割成两部分,以去掉非重叠部分;对分段点云依次进行配准运算,找到最佳配准变换矩阵,最后得到配准结果。

1.1 经典 ICP 方法原理

给定两组点云 $P = \{p_1, \dots, p_M\}$ 和 $Q = \{q_1, \dots, q_N\}$, 需要求得一个刚性变换 (R, t) , 使得点云 P 和点云 Q 对齐, 如下式所示:

$$\min_{R, t} \sum_{i=1}^M (D_i(R, t))^2 + I_{SO(d)}(R) \quad (1)$$

其中, $D_i(R, t) = \min_{q \in Q} \|Rp_i + t - q\|$ 是变换后的点 $Rp_i + t$ 到目标点集 Q 的距离, $I_{SO(d)}(\cdot)$ 是特殊正交群 $SO(d)$ 的指示器函数, 限定 R 为旋转矩阵:

$$I_{SO(d)}(R) = \begin{cases} 0, & \text{if } R^T R = I \text{ and } \det(R) = 1, \\ +\infty, & \text{others} \end{cases} \quad (2)$$



图 1 狭长复杂空间点云数据配准流程

Fig. 1 Long and narrow complex spatial point cloud data registration process

经典 ICP 算法通过迭代执行以下两个步骤来解决配准问题:

1) 找对应点步骤: 对目标点集应用变换 $(R^{(k)}, t^{(k)})$ 后, 对于每个点 $p_i \in P$, 在 Q 中找到距离其最近的点 $q_i^{(k)}$:

$$q_i^{(k)} = \operatorname{argmin}_{q \in Q} \|R^{(k)} p_i + t^{(k)} - q\| \quad (3)$$

2) 对齐步骤: 通过最小化对应点之间的 l_2 距离更新变换:

$$\begin{aligned} & (R^{(k+1)}, t^{(k+1)}) \\ & = \operatorname{argmin}_{R, t} \sum_{i=1}^M \|Rp_i + t - q_i^{(k)}\|^2 + I_{SO(d)}(R) \end{aligned} \quad (4)$$

其中第二步可以通过 SVD 方法^[15]得到闭式解, ICP 算法通过反复迭代执行以上两个步骤直至收敛。虽然 ICP 算法的收敛速度很快并且具有较高的准确性, 但是由于使用最小二乘法作为误差函数, 所以对于噪声很敏感。笔者使用张举勇等人提出的 Fast and Robust Iterative Closest Point 算法作为配准部分的算法。

1.2 FRICP 算法原理

ICP 可以被解释为定点迭代过程, 可以用安德森加速算法提高收敛速度。安德森加速算法是一种成熟的定点迭代加速技术。

1.2.1 安德森加速: 加速收敛过程

给定一个定点迭代过程 $x^{(k+1)} = G(x^{(k)})$, 定义其残差函数为 $F(x) = G(x) - x$, 记 $F^{(k)} = G$

$(x^{(k)})$ 。根据定点迭代的定义,函数 G 映射的定点 x^* 满足 $F(x^*) = G(x^*) - x^* = 0$ 。相对于原始迭代方式,安德森加速不只利用当前信息进行优化,而是利用最近的 m 个迭代结果进行组合优化,即使用 $x^{(k-m)}, x^{(k-m+1)}, \dots, x^{(k-1)}, x^{(k)}$ 计算得到新的 $x^{(k+1)}$,事实证明,在大多数情况下,该算法都可以更快的收敛到一个固定点^[16]:

$$x^{(k+1)} = G(X^{(k)}) - \sum_{j=1}^m \theta_j^* (G(x^{(k-j+1)}) - G(x^{(k-j)})) \quad (5)$$

其中, $(\theta_1^*, \dots, \theta_m^*)$ 是下面最小二乘问题的解:

$$\begin{aligned} & (\theta_1^*, \dots, \theta_m^*) \\ & = \operatorname{argmin} \| F^{(k)} - \sum_{j=1}^m \theta_j (F^{(k-j+1)} - F^{(k-j)}) \|^2 \end{aligned} \quad (6)$$

研究表明,安德森加速是一种求解残差函数根的准牛顿方法^[17],可以提高线性收敛的定点迭代的收敛速度^[18]。

上面的计算过程表明,安德森算法的新加速值是历史值的仿射组合,而旋转矩阵 R 的仿射组合一般并不是旋转矩阵,为了解决这个问题,可以使用李代数将变换矩阵 $T = \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 进行参数化。

所有的变换矩阵组成了李群 $SE(3)$,其对应的李代数 $se(3)$ 形式如下:

$$T^\wedge = \begin{bmatrix} S & \rho \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

李群向李代数的映射通过矩阵指数运算给出:

$$T = \exp(T^\wedge) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{n!} (T^\wedge)^n \quad (8)$$

反之,可以通过对数映射从 T 得到 T^\wedge :

$$T^\wedge = \log(T) \quad (9)$$

李代数描述了李群的局部性质,李群对加法运算不封闭,可以先通过对数映射参数化为李代数,在李代数空间中进行安德森加速,最后使用指数运算映射回原李群空间,得到加速后的变换矩阵 T 。

1.2.2 Welsch's 函数:获得鲁棒性

标准 ICP 通过对对应点之间的 l_2 距离衡量对齐误差,这会导致在点云存在外点或者部分匹配情况下,对应误差过大,进而影响点云的配准结果和优化方向,为了使正确对应点对之间的误差较小,同时抑制错误点对之间的大误差,引入了鲁棒误差测量函数,Welsch's 函数,其形式如下所示:

$$\Psi_v(x) = 1 - \exp\left(-\frac{x^2}{2v^2}\right) \quad (10)$$

其中, v 是用户设置的参数,通过 Welsch's 函数测量配准误差,则优化函数式(1)变成如下形式:

$$\min_{R,t} \sum_{i=1}^M \Psi_v(D_i(R,t)) + I_{SOCD}(R) \quad (11)$$

Welsch's 函数的图像如图 2 所示,在 $[0, +\infty)$ 上单调递增,且上限为 1,因此,该函数对异常值和部分重叠造成的较大偏差并不敏感。

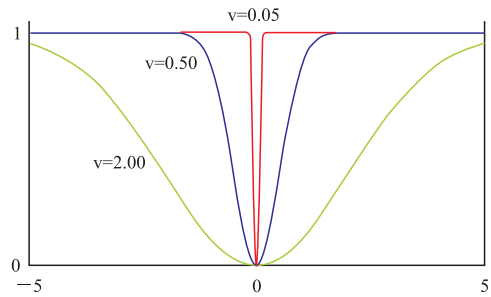


图 2 Welsch's 函数图像

Fig. 2 Welsch's function graph

2 狭长复杂空间配准跳出极小值解决方案

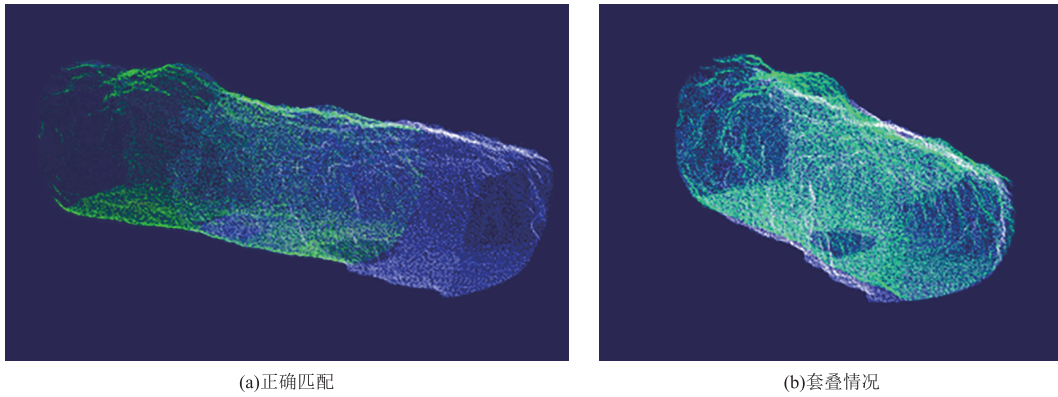
ICP 算法虽然准确且高效,但是由于待优化函数(目标函数)是非凸的,所以容易陷入局部最小值,需要良好的初始配准作为前提。一般情况下,在大部分点云配准中,为了获取良好的初值配准,往往先采用粗配准对齐点云,再采用 ICP 算法优化。狭长复杂空间作为一种不规则的地质结构,较难提取出有意义的特征用来进行粗配准。经过研究,提出了一种可以应用在低重叠狭长复杂空间点云数据,直接使用 ICP 算法的配准方法,并且可以避免 ICP 方法陷入极小值。

2.1 狭长复杂空间点云配准问题分析

由于 ICP 算法固有的局限性,在配准狭长复杂空间点云数据时会存在以下两个问题:

2.1.1 部分重叠带来的套叠问题

为了扫描到完整的狭长复杂空间数据,每站之间不能完全重合,这导致在配准过程中,有相当一部分点云不存在对应点,即所谓的外点。狭长复杂空间点云的变化程度不足以弥补这部分外点引起的误差,所以如果直接使用全部数据进行配准,就会出现套叠的情况,如图 3 所示。



(a)正确匹配

(b)套叠情况

图 3 正确匹配和套叠情况

Fig. 3 Correct match and overlap status

2.1.2 局部极小值问题

由于狭长复杂空间具有近似圆柱的几何形状, 当两个待配准狭长复杂空间点云数据之间的旋转角度差距在 90 度到 180 度之间时, ICP 算法就会陷入局部极值, 即得到两个狭长复杂空间数据在相反方向上的配准结果, 如图 4 所示。针对狭长复杂空间点云数据, 笔者提出了一种方法跳出局部极小值, 即寻找到一个合适的旋转轴, 使狭长复杂空间点云数据绕此轴旋转 180 度。

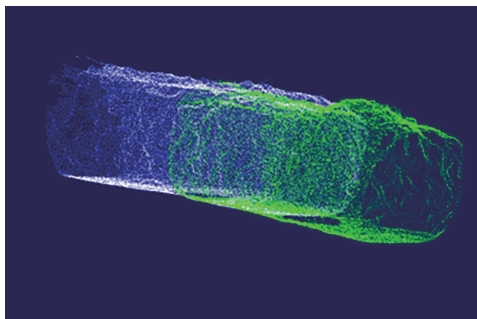


图 4 相反方向的错误配准结果

Fig. 4 Mismatched registration results in the opposite direction

2.2 基于主成分分析法的解决方案

为了解决 ICP 方法在配准部分重叠狭长空间时存在的问题, 笔者提出了一种基于主成分分析进行点云分段配准的方法, 该方法①通过切割点云, 将大部分外点去除, 使 ICP 方法只使用内点计算, 避免了全部点云参与运算得到的点云套叠问题; ②通过旋转, 将点云在两个相反的方向进行配准, 帮助算法跳出局部极值。算法流程如图 5 中所示:

主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 是一种数据分析方法, 通过正交变换将一组可

能存在相关性的变量转换成一组不相关的正交变量, 这组正交变量叫做主成分, 将主成分对应的样本方差按照从大到小排序, 样本方差越大代表样本在此特征上变化越大。根据定义, 最大的主成分方向和狭长复杂空间走向一致, 如图 6 所示:

```

Algorithm 1 Improved methodology based on FRICP.


---


Input: The source point cloud data  $P_s$ ; The target point cloud data  $P_t$ ;
Output: The transformation matrix  $T$ 
1:  $Plane_s = \text{fitplane}(P_s), Plane_t = \text{fitplane}(P_t)$ ; // Fitting cutting planes using PCA method
2: Using plane  $Plane_s$  to cut the  $P_s$ , obtaining  $A_1$  and  $A_2$ ; Using plane  $Plane_t$  to cut the  $P_t$ , obtaining  $B_1$  and  $B_2$ ;
3:  $T = \mathbf{0}, RMSE = +\infty$ 
4: for  $i$  in  $[1, 2]$  do
5:   for  $j$  in  $[1, 2]$  do // Paired registration
6:      $T_{ij}, RMSE_{ij} = \text{FRICP}(A_i, B_j)$ 
7:     if  $RMSE_{ij} < RMSE$  then
8:        $T = T_{ij}, RMSE = RMSE_{ij}$ 
9:     end if
10:     $B_j = \text{Rotate}(B_j)$  // Jumping out of local minima through rotation
11:     $T_{ij}, RMSE_{ij} = \text{FRICP}(A_i, B_j)$ 
12:    if  $RMSE_{ij} < RMSE$  then // Record the optimal transformation and RMSE
13:       $T = T_{ij}, RMSE = RMSE_{ij}$ 
14:    end if
15:  end for
16: end for
17: return  $T, RMSE$ ;

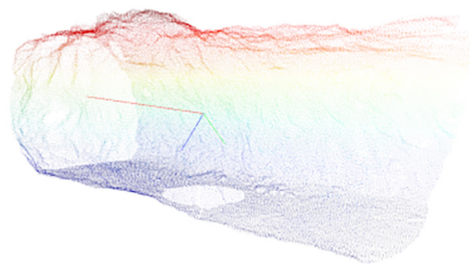

---



```

图 5 算法流程图

Fig. 5 Algorithm flow chart



红色直线为最大主成分方向

图 6 主成分分析结果

Fig. 6 Principal component analysis result

数据采集时,每段狭长复杂空间之间保留约 50% 的重叠率,由于 ICP 算法将所有点都考虑在内,在狭长复杂空间这种近似圆柱体的几何形状上,没有剧烈变化,过低的重叠率会导致配准失败。为了解决此问题,需要将非重叠点云部分去除。根据外业作业流程,每段点云的一半与前次扫描点云重叠,而另一半与下次扫描重叠,如图 7 所示。

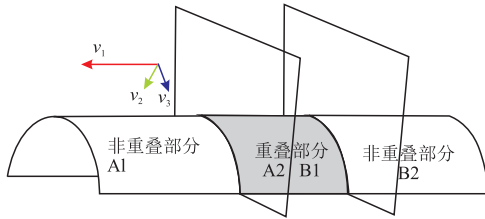


图 7 点云切割示意图

Fig. 7 Schematic of point cloud cutting

通过切割去除非重叠部分点云可以使算法得到正确的配准结果,而不会产生套叠情况。通过求取狭长点云的特征向量来获得点云切割平面,对于狭长结构点云,如图 8 所示,其第一特征向量 V_1 与结构走向平行,而第二特征向量 V_2 和第三特征向量 V_3 恰好可以组成一个垂直于结构走向的切割平面,依据此平面在点云的中心点位置进行切割,可以将点云的重叠部分和非重叠部分分离,记作 A_1 和 B_1 ,相同的操作处理另一点云,得到点云块 A_2 和 B_2 ,两两匹配,可以获得 $A_1A_2, A_1B_2, B_1A_2, B_1B_2$ 四组点云,分别使用 FRICP 方法进行配准,即可避免套叠情况。

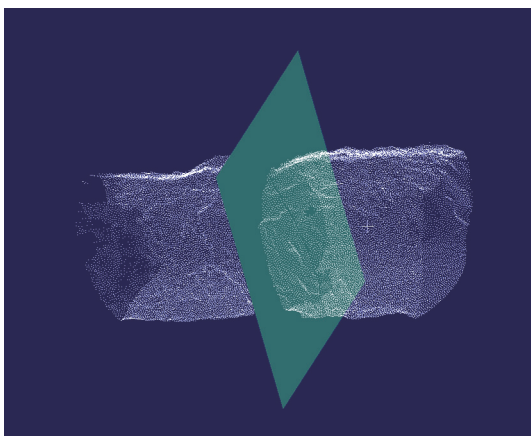


图 8 拟合平面对点云的分割结果

Fig. 8 Segmentation results of fitting a plane to the point cloud

为了解决旋转角度过大导致的算法陷入错误局部极小值问题,考虑到狭长复杂空间点云的特殊情况,一般只有配准正确和配准方向相反两种情况,选择第三特征向量 V_3 作为旋转轴,对上述每一对点云,在配准完成后,选择其中一个点云绕旋转轴旋转 180 度,再次执行 FRICP 算法,这样,就得到了 8 组变换 T_1, T_2, \dots, T_8 ,其中配准误差最小的一组变换即是所需的正确变换矩阵。

3 实验

为了评估所提算法的有效性,笔者选取了一组采集自 Z+F IMAGER[®] 5016 地面 3D 激光扫描仪,扫描精度为 1 mm 的西南某隧洞点云数据,来验证所提配准流程的有效性,每站约有 1 千万个点,并与标准 ICP、Sparse ICP 和 FRICP 的配准结果进行了比较,结果如下所示:

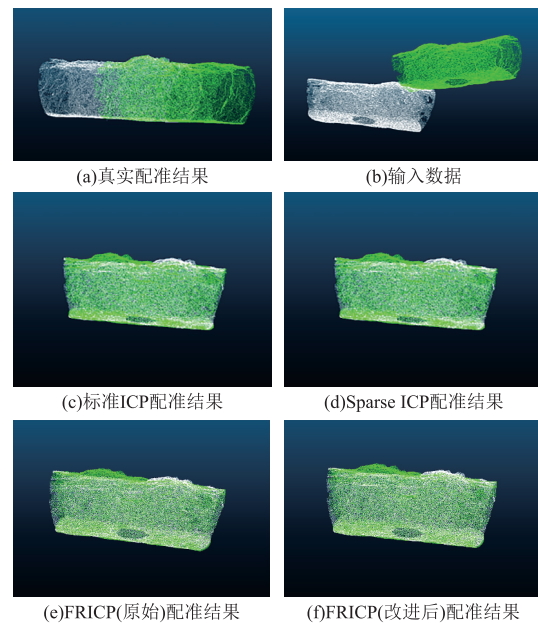


图 9 不同方法配准结果

Fig. 9 Registration results of different methods

从图 9 可以看出,过低的重叠率对 ICP 类算法的准确性是致命的,虽然 Sparse ICP 和 FRICP 通过权重函数降低了非重叠区域的贡献,但是也无法避免得到错误的配准结果,只有去除非重叠部分的点云,才能得到正确的结果,实验效果证明了笔者提出算法的有效性。

为了衡量配准点云与真实点云之间的误差,笔者采用如下均方根误差(RMSE, root mean square error)公式:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \|Rp_i + t - q_i^*\|_2^2} \quad (12)$$

其中, (R, t) 是算法所求变换, q_i^* 为真实点云中与

p_i 对应的点。图 9 中不同方法配准结果的 RMSE 如表 1 所示:

表 1 部分狭长复杂空间点云数据配准均方根误差

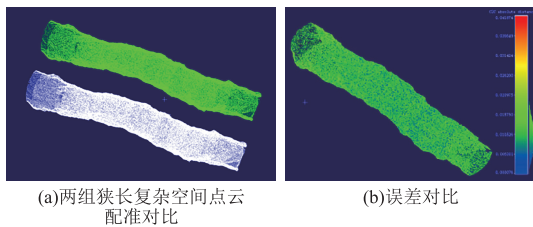
Tab. 1 RMSE of partial long and narrow complex spatial point cloud data registration 单位:厘米(cm)

	ICP	Sparse ICP	FRICP(original)	Ours	Total
RMSE	7.808 4	8.122 8	8.064 9	0.121 5	1.160 8

从表 1 可以看出,笔者所提算法产生的配准结果和真实点云之间误差可以控制在毫米级以内,工程上常用的精度为厘米级,综上,可以满足工程需求。

为了验证算法产生的误差累积,笔者对六站狭长复杂空间点云进行配准,每站长约 7.1 m,去除重叠区域,总计长度约 23.2 m,配准结果如图 10 所示。从表 1 中可以看出,误差大小和单次配准没有较大差别,累积误差在 1.16 cm 左右。综上可知,算法造成的累积误差在可接受范围内。

由上述实验结果可以看出,所提算法对大多数情况的狭长复杂空间点云数据都可以产生正确的配准结果,即使出现错误也可以进行纠正,累积误差在可接受范围内,可以在实际工程中应用。



绿色为原始配准点云,白色为笔者所提算法配准点云

图 10 两组狭长复杂空间点云配准对比和误差对比

Fig. 10 Comparison of two sets of long and narrow complex spatial point cloud registrations and error comparison

4 结论

笔者提出了一种针对狭长复杂空间点云数据的配准算法,该方法通过点云稀疏化,根据 PCA 分割狭长复杂空间点云使 ICP 算法可以直接应用在狭长复杂空间点云的配准上,并且解决了点云数据重叠率低和错误的局部极小值导致的配准错误问题,通过在实际工程数据上进行实验证明了算法的有效性。与标准 ICP、Sparse ICP 和原始 FRICP 配准方法相比,该方法在配准前去除非重叠点云,避免算法

得到错误结果,不需要提取点云特征,不需要额外标定信息,配准错误可以自动纠正。该算法可以提高狭长复杂空间工程施工中的配准速度,减少人工成本,提高工作效率,为狭长复杂空间点云数据配准提出了一种新的解决方案。

参考文献:

- [1] 冯艺,孙红亮. 三维多波束系统在库区冲刷淤积计算分析中的应用[J]. 物探化探计算技术, 2020, 42(1): 104-110.
FENG Y, SUN H L. Application of 3-D multi-beam sonar system in calculation and analysis of scouring and siltation in reservoir area[J]. Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration, 2020, 42(1): 104-110. (In Chinese)
- [2] 何磊,苗放,唐姝娅,等. 无人机遥感图像及其三维可视化在汶川地震救灾中的应用[J]. 物探化探计算技术, 2010, 32(2): 206-210+111-112.
HE L, MIAO F, TANG S Y. Unmanned aerial vehicle remote sensing image and three-dimensional visualization applied in wen-chuan earthquake[J]. Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration, 2010, 32(2): 206-210+111-112. (In Chinese)
- [3] 苗亚哲,李胜波,邓安仲,等. 三维激光点云数据在既有地下人防工程 BIM 模型重建中的应用[J]. 测绘通报, 2019(6): 100-104.
MIAO Y Z, LI S B, DENG A Z, et al. Application of 3D laser point cloud data in the reconstruction of BIM model in existing underground civil defense engineering [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(6): 100-104. (In Chinese)
- [4] 张永光,刘豪杰,尹小磊,等. 点云数据多站拼接在水利工程测绘中的应用[J]. 华北水利水电学院学报, 2013, 34(3): 74-77.
ZHANG Y G, LIU H J, YIN X L, et al. Application of multi-station registration of point clouds data in hydraulic engineering surveying and mapping[J]. Journal

- of North China Institute of Water Conservancy and Hydroelectric Power, 2013, 34(3): 74–77. (In Chinese)
- [5] 王峰, 林鸿, 李长辉. 地面三维激光扫描技术在城市测绘中的应用[J]. 测绘通报, 2012(5): 47–49.
WANG F, LIN H, LI C H. Application of terrestrial 3D laser scanning technology in urban surveying[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2012(5): 47–49. (In Chinese)
- [6] 赵宁宁, 吴伟, 王勇. 基于三维激光扫描技术的地铁隧道结构变形监测应用研究[J]. 中国矿业, 2020, 29(6): 176–180.
ZHAO N N, WU W, WANG Y. Research on application of structural deformation monitoring of metro tunnel based on 3D laser scanning technology[J]. China Mining Magazine, 2020, 29(6): 176–180. (In Chinese)
- [7] 王玉鹏, 卢小平, 葛晓天, 等. 地面三维激光扫描点云精度评定[J]. 测绘通报, 2011(4): 10–13.
WANG Y P, LU X P, GE X T, et al. Point precision assessment for terrestrial 3D laser scanning[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2011(4): 10–13. (In Chinese)
- [8] 杨荣华, 吕美英, 花向红. 一种多站标靶点云整体配准算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(10): 1189–1193.
YANG R H, LV M Y, HUA X H. An algorithm for the multiview target point cloud global registration[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014, 39(10): 1189–1193. (In Chinese)
- [9] 张体浪, 徐晓龙, 杨亚峻, 等. 基于特征点匹配的排水管道声点云模型配准算法[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(5): 215–223.
ZHANG T L, XU X L, YANG Y J, et al. Sound point cloud model registration algorithm for drainage pipeline based on feature point matching[J]. Computer Measurement & Control, 2024, 32(5): 215–223. (In Chinese)
- [10] 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.
- [11] PAVLOV A L, OVCHINNIKOV G W, DERBY-SHEV D Y, et al. AA-ICP: Iterative closest point with Anderson acceleration[C]//2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). May 21–25, 2018, Brisbane, QLD, Australia. IEEE, 2018: 3407–3412.
- [12] YANG J L, LI H D, JIA Y D. Go-ICP: Solving 3D registration efficiently and globally optimally [C]//2013 IEEE International Conference on Computer Vision. December 1–8, 2013, Sydney, NSW, Australia. IEEE, 2013: 1457–1464.
- [13] RUSINKIEWICZ S. A symmetric objective function for ICP[J]. ACM Transactions on Graphics, 2019, 38(4): 1–7.
- [14] ZHANG J Y, YAO Y X, DENG B L. Fast and robust iterative closest point[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(7): 3450–3466.
- [15] SORKINE-HORNUNG, OLGA, MICHAEL RABINOVICH. Least-squares rigid motion using svd[J]. Computing, 2017, 1(1): 1–5.
- [16] WALKER H F, NI P. Anderson acceleration for fixed-point iterations[J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 2011, 49(4): 1715–1735.
- [17] FANG H R, SAAD Y. Two classes of multiseant methods for nonlinear acceleration[J]. Numerical Linear Algebra with Applications, 2009, 16(3): 197–221.
- [18] EVANS C, POLLOCK S, REBHOLZ L G, et al. A proof that Anderson acceleration improves the convergence rate in linearly converging fixed-point methods (but not in those converging quadratically)[J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 2020, 58(1): 788–810.

Research and application of partially overlapping point cloud registration algorithm based on FRICP

GUO Biao¹, HE Xi¹, WU Zhiyu², LI Quan², LAI Yizhou¹

(1. Huaneng LanCangJiang River Hydropower Co. , Ltd, Kunming 650200, China;

2. POWERCHINA Kunming Engineering Corporation Limited, Ltd, Kunming 650032, China)

Abstract: Based on laser point cloud technology, three-dimensional models of complex spatial environments have gradually become a powerful tool for monitoring complex spatial engineering. Due to the working principles of devices like laser scanners, scanning long and narrow complex spaces often requires multiple stations. Therefore, point cloud registration is critical for obtaining a complete three-dimensional point cloud model of such spaces. This paper presents an effective and robust algorithm based on the FRICP (Fast and Robust Iterative Closest Point) algorithm for point cloud registration of long and narrow complex spatial data. Firstly, Principal Component Analysis (PCA) is used to compute appropriate cross-sections to divide the point cloud into two parts, removing non-overlapping regions. Then, the FRICP algorithm is applied separately to register the segmented point clouds, selecting the transformations with the most minor errors. Finally, these transformations are applied to the entire point cloud dataset of the long and narrow complex spatial environment. Experimental results demonstrate the feasibility and robustness of the proposed algorithm, providing a viable approach for segmenting and registering point clouds of long and narrow complex spatial environments.

Keywords: LiDAR point cloud; point cloud registration; principal component analysis; long and narrow complex spaces