

DOI: 10.19666/j.rlfed.202205073

# 基于改进 3D-Harris 角点检测算法的电厂 地下管廊点云拼接方法研究

仲宇<sup>1</sup>, 白钒<sup>1</sup>, 刘勇<sup>1</sup>, 黄磊<sup>1</sup>, 袁星<sup>1</sup>, 张羽兵<sup>1</sup>, 钟锦航<sup>2</sup>

(1. 国网江苏省电力工程咨询有限公司, 江苏 南京 210000;

2. 西安交通大学电气学院, 陕西 西安 710049)

**[摘要]** 提出一种基于改进 3D-Harris 角点检测算法的电厂地下管廊点云拼接方法。以电厂地下管廊多组海量点云数据为分析对象, 利用主成分分析法获取目标检测点在邻域点云微切平面上的法向信息, 进而提取点云的边界点; 构建基于目标检测点法向信息的协方差矩阵, 计算并比较其角点响应强度函数, 从中选出部分待筛选点作为真伪角点检测对象; 利用基于高斯曲率极值点的伪角点检测方法, 滤除伪角点并筛选出真角点; 最后通过快速点特征直方图方法匹配各组点云间的相似角点, 利用最近点搜索点云配准算法实现地下管廊多组点云间的拼接, 并与传统 3D-Harris 角点检测算法的结果进行比较。对比表明, 所提出算法计算耗时短且角点提取正确率高, 可实现电厂地下管廊海量点云的精确拼接。

**[关键词]** 电厂地下管廊; 点云拼接; 海量点云数据; 角点检测; Harris 算子

**[引用本文格式]** 仲宇, 白钒, 刘勇, 等. 基于改进 3D-Harris 角点检测算法的电厂地下管廊点云拼接方法研究[J]. 热力发电, 2023, 52(1): 89-97. ZHONG Yu, BAI Fan, LIU Yong, et al. Study on point cloud splicing method of underground pipe gallery in power plants based on improved 3D-Harris operator[J]. Thermal Power Generation, 2023, 52(1): 89-97.

## Study on point cloud splicing method of underground pipe gallery in power plants based on improved 3D-Harris operator

ZHONG Yu<sup>1</sup>, BAI Fan<sup>1</sup>, LIU Yong<sup>1</sup>, HUANG Lei<sup>1</sup>, YUAN Xing<sup>1</sup>, ZHANG Yubing<sup>1</sup>, ZHONG Jinhang<sup>2</sup>

(1. State Grid Jiangsu Electric Power Engineering Consulting Co., Ltd., Nanjing 210000, China;

2. College of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** In the point cloud splicing of underground pipe gallery in power plants, an improved algorithm with 3D-Harris operator about corner detection is proposed. In this algorithm, firstly, taking multiple sets of massive point cloud data of the underground pipe gallery as analysis object, the normal information of the target detection point on the adjacent point cloud microtangent plane is obtained through principal component analysis method, thus the boundary points of the point cloud are extracted. Secondly, the covariance matrix is constructed according to the normal information of the target detection point, then the corner response intensity function is calculated and compared, and some points are selected as calculation objects to judge whether they are true corner. Thirdly, the pseudo angles are filtered out and the true angles are selected by using a pseudoangle detection method based on Gaussian curvature extreme points. At last, the fast point feature histogram method is used to match similar corners between each group, and the nearest point search point cloud registration algorithm is used to realize the splicing of multiple points and cloud in the underground pipe gallery. The results are compared with that of the conventional 3D-Harris angular point detection algorithm. It is proved that the method in paper takes less time to calculate and has a higher corner-point extraction accuracy, which can realize accurate splicing of massive point cloud of underground pipe gallery.

收稿日期: 2022-05-09 网络首发日期: 2022-08-02

基金项目: 国网江苏省电力工程咨询有限公司科技项目 (J2021007)

Supported by: Science and Technology Project of National Grid Jiangsu Electric Power Engineering Consulting Co., Ltd. (J2021007)

第一作者简介: 仲宇 (1991), 男, 工程师, 主要研究方向为电力工程建设, 509493525@qq.com。

**Key words:** underground pipe gallery of power plant; splicing of point cloud; massive point cloud data; corner detection; Harris operator

地下管廊是电厂的重要基础设施,也是容纳管线和管道的生命线工程,其日常有序的规范化管理是电厂安全运行的保证。目前,随着三维激光扫描技术在城市测绘、工程测量等领域中的广泛应用,研究人员利用点云数据对地下管廊进行逆向三维建模,获悉管廊的状态信息,进而可更好地辅助进行电厂地下管廊日常运维作业。

在实际应用中,由于地下管廊跨度长,在采用激光扫描仪扫描获取点云数据时,常需在多个不同地点采集多组激光点云数据,并将其拼接为完整的管廊点云,因此点云的拼接精度便决定了后续管廊三维模型重建的精度。

点云拼接的本质是点云的局部配准,其技术思路是在不同点云之间的重叠部分搜索多对同名点,根据同名点对将各组点云统一至同一坐标系下。特征点检测是搜索同名点对的重要方法,Harris 特征点(又称角点)是最有代表性的特征点之一,它是三维模型中局部区域的凸点,即在空间某方向上坐标值的极值点,如立方体的顶点、平面上的尖锐点等。考虑到电厂地下管廊内存有较多拐角、长方体支架等规则几何体,含有丰富的角点信息,因此在地下管廊的点云拼接中,亦适于选用角点作为点云特征点。

在三维点云的角点检测及其应用研究方面,文献[1]提出一种基于 2D-Harris 角点检测算法的三维点云特征点检测器,实验证明该算法具有较好的鲁棒性。文献[2]在考虑光照变化、尺度变化等情况下,对 3D-Harris 角点检测算法进行了性能评估,实验证明 3D-Harris 角点检测算法具有较好的稳定性。文献[3]引入正交梯度算子结合传统 Harris 算子及自相关函数,提出了一种基于 Harris 角点自适应特征描述、提取和匹配的点云粗配准算法。文献[4]针对传统点云配准方法在面对海量点云数据时常出现的计算量大、配准效果差等问题,提出了一种基于改进 Harris 算子结合尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, SIFT)算法的改进 Harris-SIFT 算法点云数据角点检测方法。而文献[5]提出了一种基于变形分析的三维 Susan 角点检测算法,利用变形函数和相似比较函数,该方法能够准确地三维网格模型上定位特征角点。文献[6]则针对初值估计误差等问题,提出一种基于 3D-Harris 角点检测

算法与改进快速点特征直方图(fast point feature histogram, FPFH)的点云配准算法,运用 3D-Harris 角点检测算法检测点云中的角点,并通过 FPFH 描述角点特征。

在三维点云的拼接和配准研究方面,文献[7]采用 Kinect 传感器采集多组点云数据,在构建局域网的基础上,通过光束法区域网平差实现点云拼接。文献[8]利用二维图像和三维点云间的对应关系为点云精配准提供初值,进而实现点云拼接。文献[9]提出一种基于 SIFT 特征点云拼接方法,以 SIFT 关键点反映三维点云的特征信息,求得多视点云的关键点并匹配各点间的对应关系,进而实现多视点云的拼接。文献[10]提出了一种基于多视点云和改进的最近点搜索算法的点云拼接方法。

上述文献主要针对小规模的标准点云模型开展研究,点云拼接效果良好。但对于大规模点云的三维重建,尤其在面向地下管廊等海量点云的处理方面,研究内容涉及较少。而且上述角点检测算法在面对大规模点云数据时,通常会出现计算量大、抗噪能力弱、部分特征点间的错误对应关系难以得到纠正等问题。因此,目前缺乏针对地下管廊海量数据的有效点云拼接方法。

针对含复杂几何结构的三维点云,传统 3D-Harris 角点检测算法<sup>[1]</sup>首先在目标检测点上通过最小二乘法拟合一个二次曲面;然后建立一个固定边长的立方体窗口,通过描述窗口内所有点在横纵坐标上偏导数的变化程度,建立角点检测的协方差矩阵;最后计算角点响应来检测角点。该方法在仿射变换和噪声干扰上具有较好的鲁棒性,但是在面对大规模点云数据时表现不佳,这是因为其存在以下问题:

1) 计算效率低 该方法需要以每点邻域内所有点为计算对象拟合其二次曲面,并计算立方体窗口内所有点的偏导数。但是拟合曲面方程和计算偏导数的计算量大,而且通常曲面拟合的效果差,因此后续点云计算的准确度难以保证。

2) 易检测出伪角点 由于在检测结果中通常存在部分伪角点,但是该方法无法进一步甄别真伪角点,因此最终角点的检测正确率难以保证。

针对上述问题,本文提出一种基于改进 3D-Harris 角点检测的地下管廊海量点云拼接方法。在该方法

角点检测的流程中, 仅需通过主成分分析 (principal component analysis, PCA) 构造点云各点上的微切平面, 并通过计算近邻点至微切平面间距离的变化程度, 来检测目标点是否为角点, 无需通过最小二乘来拟合二次曲面以及计算各点在该曲面上的偏导数。针对在实际面向大规模点云的应用中, 算法计算效率低的问题, 提出了根据点云法向信息和点集几何分布特性来提取点云边界的预处理策略。针对在实际角点检测中, 易检测出伪角点的问题, 提出了通过高斯曲率极值点来剔除伪角点的后处理策略。实例验证表明, 基于点云法向和曲率信息的改进 3D-Harris 角点检测算法是一种高效、高检测正确率的点云特征点检测方法, 可实现地下管廊海量点云的拼接优化。

### 1 改进 3D-Harris 角点检测算法

改进 3D-Harris 角点检测算法的核心思想是通过计算目标检测点邻域内的法向量, 拟合其点云表面的微切平面, 并根据近邻点在移动前后与微切平面间距离的变化程度来检测目标点是否为角点, 最后利用曲率信息检测法剔除伪角点。其主要工作可分为 3 个步骤:

1) 点云边界提取 从空间几何特性来看, 角点是指在几何特征上突出的点, 在三维模型上通常描述为多面体的顶点、凸型曲面的尖锐点等。而在点云数据中, 角点往往分布于点云边界上。因此, 在原始海量点云数据的预处理中, 需要对点云边界点进行识别和提取, 以减少后续点云数据处理的计算量, 从而提高角点检测的正确率。该步骤对点云中任意目标检测点采用  $K$  最近邻 ( $K$ -nearest neighbor, KNN) 算法确定其邻域点, 并通过 PCA 算法计算点云数据在该点处的法向量, 然后根据法向量拟合其微切平面方程, 从而利用点集几何分布特征提取点云边界。

2) 改进角点检测 在点云各点上构造的微切平面中, 首先, 通过构造点强度函数来描述近邻点与切平面间距离的变化程度; 然后, 建立角点检测的协方差矩阵; 最后, 根据角点响应公式检测目标点是否为角点。

3) 伪角点剔除 由于角点检测结果中可能存在伪角点, 所以需要进一步甄别真伪角点。三维点云的模型表面可认为是由无数条曲线构成的曲面, 其弯曲程度可由曲率表示。在微分几何中, 曲面上任一点的高斯曲率是该点处 2 个主曲率的乘积<sup>[11]</sup>。

真角点上的高斯曲率具有 2 个特性: 高斯曲率大于 0; 该点应为邻域内高斯曲率的极大值点。因此, 可以利用点云曲率信息剔除伪角点, 其具体方法是利用近邻点的法向量计算该点的曲率信息, 再以邻域内高斯曲率的极大值点作为真角点, 从而提高角点检测的正确率。

本文提出的改进 3D-Harris 角点检测算法流程如图 1 所示。

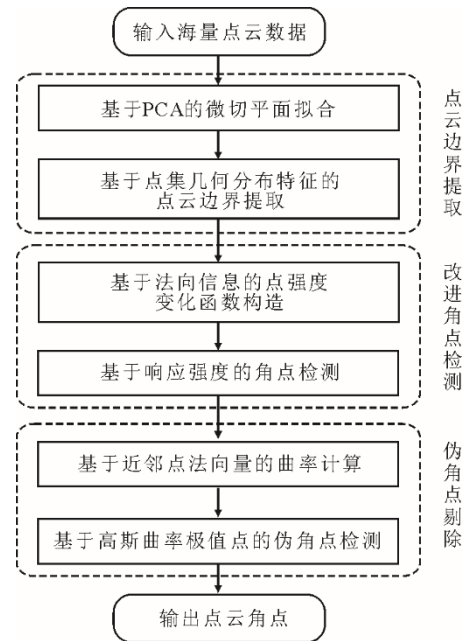


图 1 改进 3D-Harris 角点检测算法流程  
Fig.1 Flow of the improved 3D Harris corner detection algorithm

#### 1.1 基于点集几何分布特征的点云边界提取方法

判断点云集  $C$  中任一点  $C_i(i=1,2,\dots,n)$  是否为点云边界点, 基本算法步骤如下。

##### 1.1.1 建立点 $C_i$ 上的微切平面方程

采用 KNN 算法搜寻  $C_i$  在特征空间中欧氏距离最近的  $k$  个点, 将其  $k+1$  个点视作近邻点集  $S$ 。假设近邻点集  $S=\{S_i(x_i, y_i, z_i)\}$ , 则向量  $X$ 、 $Y$ 、 $Z$  分别为  $X=(x_1, x_2, x_3, \dots, x_{k+1})^T$ ,  $Y=(y_1, y_2, y_3, \dots, y_{k+1})^T$ ,  $Z=(z_1, z_2, z_3, \dots, z_{k+1})^T$ 。对  $X$ 、 $Y$ 、 $Z$  去均值化, 构造近邻点集  $S$  的协方差矩阵  $H$ , 其矩阵元素及矩阵为:

$$\text{cov}(a, b) = E(ab) - E(a)E(b) \quad (1)$$

$$H_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} \text{cov}(X, X) & \text{cov}(X, Y) & \text{cov}(X, Z) \\ \text{cov}(Y, X) & \text{cov}(Y, Y) & \text{cov}(Y, Z) \\ \text{cov}(Z, X) & \text{cov}(Z, Y) & \text{cov}(Z, Z) \end{bmatrix} \quad (2)$$

计算协方差矩阵  $H$  的特征值, 并将最小特征值对应的特征向量单位化, 作为点  $C_i$  上的单位法向量  $N_C(n_A, n_B, n_C)$ , 假设平面方程一般形式为:

$$Ax + By + Cz + D = 0 \quad (3)$$

即可求得点  $C_i(x_i, y_i, z_i)$  的微切平面方程, 计算公式为:

$$n_A x + n_B y + n_C z - n_A x_i - n_B y_i - n_C z_i = 0 \quad (4)$$

### 1.1.2 提取点云边界点

将近邻点集  $S$  向式(4)微切平面作投影, 其投影点集记为  $S' = \{S'_i(x'_i, y'_i) | i=0, 1, \dots, k\}$ , 其中  $S'_0$  为点  $C_i$  的投影点。对于点云在微切平面上的投影点, 如果点  $C_i$  近邻点的投影点分布不均匀, 则点  $C_i$  有较大可能是点云边界点; 反之如果投影点均匀分布, 则点  $C_i$  不是边界点<sup>[12-13]</sup>。

可利用投影点向量之间的夹角来描述投影点的分布情况, 进而提取点云边界点。具体而言, 以投影点  $S'_0$  为起始点, 任意近邻点的投影点为终点, 定义向量  $S'_0 S'_j (j=1, 2, \dots, k)$ , 并以  $S'_0$  为中心,  $S'_0 S'_j$  为  $U$  轴, 法向量  $N_c$  为  $W$  轴,  $U \times W$  为  $V$  轴, 建立局部坐标系  $(S'_0, U, V, W)$ 。

按逆时针方向计算每 2 个邻近向量间的夹角, 即计算  $S'_0 S'_j$  与  $S'_0 S'_{j-1}$  的夹角  $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$ , 图 2 为点云在微切平面上的投影示意。

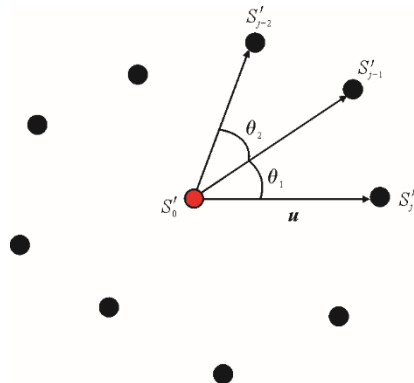


图 2 点云在微切平面上的投影示意  
Fig.2 Projection point of point cloud on the micro tangent plane

对夹角  $\theta$  进行排序, 取其最大的  $\theta_{\max}$ , 当  $\theta_{\max}$  大于预设的阈值  $\zeta$ , 则认为  $C_i$  为点云边界点。以多面体的棱边为例, 其近邻点在微切平面上的投影点会围绕棱边的投影线分布较为密集, 而对于固定数量  $k+1$  的投影点, 在切平面上其他地方的分布则较为稀疏, 因此投影点的整体分布不均匀, 投影点向量间夹角的变化较大, 其中必然存在较大的夹角, 即可提取棱边作为模型的边界; 与此相反, 模型平坦面上的近邻点在微切平面上的投影点分布较为均匀, 因此投影点向量间的夹角相差较小, 即可排除平坦面作为模型边界。需要说明的是, 阈值  $\zeta$  是

一个超参数, 要根据点云数据的实际情况进行手动调整, 一般情况设为  $\pi/2$ 。最后, 通过遍历点云并进行边界点的提取, 得到点云边界集  $P = \{(P_1, P_2, \dots, P_m) | m < n\}$ 。

## 1.2 基于法向信息的角点检测算法

判断点云边界集  $P$  中的点  $P_i (i=1, 2, \dots, m)$  是否为角点, 具体算法步骤如下。

### 1.2.1 构造点强度函数

计算  $P_i$  所在的近邻点集  $S$ , 各点到式(4)微切平面的距离  $d$  为:

$$d = \frac{|n_A x + n_B y + n_C z + D|}{\sqrt{n_A^2 + n_B^2 + n_C^2}} = n_A x + n_B y + n_C z + D \quad (5)$$

其中:  $n_A^2 + n_B^2 + n_C^2 = 1$ 。

以点  $P_i$  为中心, 建立一个固定边长为  $l$  的小立方体  $T$ , 该小立方体  $T$  包含一定数量的点  $T_i$ , 此外该小立方体可以沿任意方向在近邻点集  $S$  拟合的曲面  $L$  上滑动, 假定曲面  $L$  上每一近邻点  $S_i$  上有对应的强度值  $f$ , 而  $f$  可由该点  $S_i$  到点  $P_i$  微切平面的距离  $d$  表示, 即:

$$f = d = n_A x + n_B y + n_C z + D \quad (6)$$

因此, 当小立方体  $T$  发生  $[u, v, w]$  移动时, 那么动前与移动后对应小正方块中的点  $T_i$  强度值  $f_i$  变化可描述为:

$$E(u, v, w) = \sum_{(x, y, z) \in T} \omega(x, y, z) \cdot [f(x+u, y+v, z+w) - f(x, y, z)]^2 \quad (7)$$

式中:  $E(u, v, w)$  为在小立方体移动前后所有点  $T_i$  强度值  $f_i$  的变化程度;  $[u, v, w]$  为小立方体  $T$  沿任意方向的偏移量;  $\omega(x, y, z)$  为权值函数, 反映了坐标位置对应的权值系数。考虑到当目标检测点 (即小立方体中心点) 是角点时, 该点强度值的变化对于  $E(u, v, w)$  的贡献最大, 而离中心点较远的点的强度值变化较平缓, 对于  $E(u, v, w)$  的贡献小。因此, 这些点的权值系数应为较小值, 根据小立方体各点到中心点的距离, 在此可采用高斯分布函数表示为  $\omega(x, y, z)$ :

$$\omega(x, y, z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_0^R e^{-\frac{(x^2+y^2+z^2)}{2\sigma^2}} dx dy dz \quad (8)$$

式(7)可依据泰勒公式在点  $(x, y, z)$  处进行一阶展开, 即:

$$f(x+u, y+v, z+w) \approx f(x, y, z) + uf_x(x, y, z) + vf_y(x, y, z) + wf_z(x, y, z) \quad (9)$$

式中:  $f(x, y, z)$  为  $T_i$  到点  $P_i$  微切平面的距离值,  $f_x$ 、 $f_y$ 、 $f_z$  分别为强度值  $f$  在坐标轴方向上的梯度值。

因此式(7)可简化为:

$$E(u, v, w) = \sum_{(x, y, z) \in T} \omega(x, y, z) [un_A + vn_B + wn_C]^2 \quad (10)$$

$E(u, v, w)$ 亦可表示为矩阵形式:

$$E(u, v, w) = [uvw]M[uvw]^T \quad (11)$$

其中,

$$M = \sum_{(x, y, z) \in T} \omega(x, y, z) \begin{bmatrix} n_A^2 & n_A n_B & n_A n_C \\ n_B n_A & n_B^2 & n_B n_C \\ n_C n_A & n_C n_B & n_C^2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中:  $(n_A, n_B, n_C)$ 为点  $P_i$ 上的单位法向量。

### 1.2.2 计算角点响应强度

对每一次移动的小立方体  $T$  计算  $E(u, v, w)$ , 并采用式(13)计算得到角点响应值  $R$ :

$$R = \det(M) - \delta(\text{trace}(M))^2 \quad (13)$$

式中  $R$  的大小取决于  $M$  的特征值。若  $P_i$  是角点, 则  $|R|$  较大; 若  $P_i$  处于平坦曲面, 则  $|R|$  较小。设定角点判定阈值  $\gamma$ , 当  $R$  大于  $\gamma$ , 则判断  $P_i$  为角点。其中  $\gamma$  和  $\delta$  都是超参数, 需要根据点云的实际情况进行试验来确定其合理取值。最后, 根据角点响应公式, 即可得到一个待检角点集  $Q = \{Q_i(x_i, y_i, z_i) | i=1, 2, \dots, r\}$ 。

## 1.3 基于曲率信息的伪角点检测方法

### 1.3.1 计算各点的高斯曲率

在微分几何中, 曲面上一点的高斯曲率  $K$  可以由该点处 2 个主曲率的乘积计算得出, 即:

$$K = k_1 k_2 \quad (14)$$

式中:  $k_1$  和  $k_2$  分别为曲面上该点的最大主曲率和最小主曲率。

主曲率可以利用最小二乘法对局部点云进行曲面拟合来计算。但是这种方法效率低下, 且曲面拟合的效果欠佳, 可能会产生较大的误差。Zhang X 等<sup>[14]</sup>提出利用目标点的近邻点法向量来构造一个法向截面圆, 并根据 2 点的位置和法向信息来估计点的法向曲率, 进而计算该点的主曲率。具体算法步骤如下。

图 3 为法向曲率的计算示意。根据图 3, 假设对于点云中的每一点  $p$ , 其邻域内有  $m$  个近邻点,  $q_i$  为点  $p$  的第  $i$  个近邻点,  $q_i$  的法向量为  $M_i$ 。以点  $p$  为中心建立局部正交坐标系  $(B, I, N)$ ,  $N$  为点  $p$  的单位法向量,  $B$  和  $I$  为正交的单位向量, 此时可以通过点  $p$  和点  $q_i$  的密切圆来估计点  $p$  的法向曲率。

即点  $p$  相对于点  $q_i$  的法向曲率  $k_f$  为:

$$k_f = \frac{\sin \beta}{|pq_i| \sin \alpha} \quad (15)$$

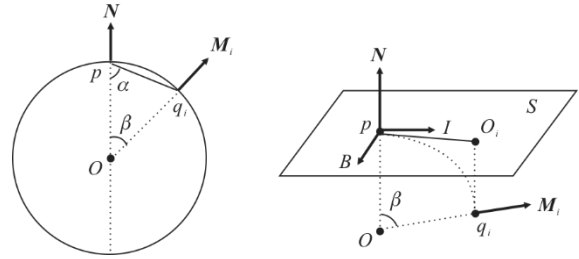


图 3 法向曲率的计算示意  
Fig.3 Calculation of normal curvature

假设  $S_p$  为点  $p$  所在的平面, 对于主曲率  $k_1$  和  $k_2$ ,  $\theta_k$  为 2 个主曲率所在曲线方向间的夹角,  $pO_i$  为矢量  $pq_i$  在平面  $S_p$  上的投影,  $\theta_B$  为矢量  $B$  和矢量  $pO_i$  间的夹角。根据欧拉公式, 法向曲率  $k_f$  和 2 个主曲率  $k_1$ 、 $k_2$  关系为:

$$k_f = k_1 \cos(\theta_k + \theta_B) + k_2 \sin^2(\theta_k + \theta_B) \quad (16)$$

求解  $k_1$  和  $k_2$  的过程可以视作一个优化问题, 即:

$$\min_{k_1, k_2, \theta_B} \sum [k_1 \cos(\theta_k + \theta_B) + k_2 \sin^2(\theta_k + \theta_B) - k_f]^2 \quad (17)$$

求解  $k_1$  和  $k_2$  后, 根据式(14)即可求解该点的高斯曲率  $K$ 。

### 1.3.2 剔除伪角点

高斯曲率的大小表现了曲面的弯曲程度, 曲面上一点的高斯曲率  $K$  如果小于 0, 则该点处于形如“马鞍面”的曲面中; 若高斯曲率  $K$  大于 0 且接近 0, 则该点处于较为平坦的曲面上; 若高斯曲率  $K$  大于 0 且接近 1, 则该点处于平面上较为突出的尖锐点。

因此, 根据角点的几何特征, 真角点应是邻域内高斯曲率的极大值点。对于待检角点集  $Q = \{Q_i(x_i, y_i, z_i) | i=1, 2, \dots, r\}$ , 可比较  $Q_i$  邻域内每一点的高斯曲率大小, 以此来检测并剔除伪角点。

邻域内高斯曲率大小的比较是一个寻优问题, 由于只需在曲面上搜寻局部的极值点, 而不是找到最值点, 因此无须使用具有全局最值优化特点的算法, 本文采用具有局部优化功能的贪心算法, 若  $Q_i$  为邻域内的高斯曲率极大值点, 则  $Q_i$  为真角点。具体算法步骤如下。

首先, 以  $Q_i$  为搜索初始点, 在原始点云集  $C_i(i=1, 2, \dots, n)$  中, 采用  $K$  最近邻算法搜寻与  $Q_i$  欧氏距离最近的  $k$  个点, 将其  $k+1$  个点视作  $Q_i$  的近邻点集  $Q_b$ 。然后, 根据高斯曲率的计算方法, 估计  $Q_i$  和点集  $Q_b$  的高斯曲率, 迭代比较邻域内各点高斯曲率  $K$  的大小, 搜寻邻域内的高斯曲率极大值点。若该极大值点与  $Q_i$  为同一点, 则认为  $Q_i$  为真角点; 反之则认为  $Q_i$  为伪角点。最终获得真角点集  $Q_T$ 。

## 2 点云拼接

点云拼接实质上是点云局部配准,即点云拼接只针对点云间的重叠部分。因此,在提取各组点云的 Harris 角点以后,对于 2 组点云间的重叠部分,需要构建基于 Harris 角点的点特征描述符,找到至少 3 组具有相似特征的关键点,由 3 组对应点确定唯一变换矩阵,进而实现点云拼接。具体算法步骤如下。

### 2.1 构建点特征描述符

在真角点集  $Q_T$  中任取一点  $h_i$ , 计算该点与邻域内各点之间关系  $(\alpha, \Phi, \Theta_F)$ , 得到简化的特征直方图 (simplified point feature histograms, SPFH)。

假定空间中有 2 点, 一点为  $h_i$ , 一点为近邻点  $h_j$ , 在其中一点上使用局部坐标系  $U'V'W'$ ,  $n_i$  和  $n_j$  分别是  $h_i$  和  $h_j$  上单位法向量, FPFH 原理如图 4 所示。局部坐标系坐标轴可表示为:

$$U' = n_i \quad (18)$$

$$V' = U' \times \frac{\overrightarrow{h_i h_j}}{|\overrightarrow{h_i h_j}|} \quad (19)$$

$$W' = U' \times V' \quad (20)$$

计算 2 点  $h_i$  和  $h_j$  与其对应的法线  $n_i$  和  $n_j$  之间的相对偏差, 法线  $n_i$  和  $n_j$  之间的偏差可以用一组角度  $(\alpha, \Phi, \Theta_F)$  来表示, 计算式为:

$$\alpha = V' \cdot n_j \quad (21)$$

$$\Phi = U' \cdot \frac{\overrightarrow{h_i h_j}}{d'} \quad (22)$$

$$\Theta_F = \arctan(W' \cdot n_j, U' \cdot n_j) \quad (23)$$

式中:  $d'$  为 2 点  $h_i$  和  $h_j$  之间的欧氏距离。

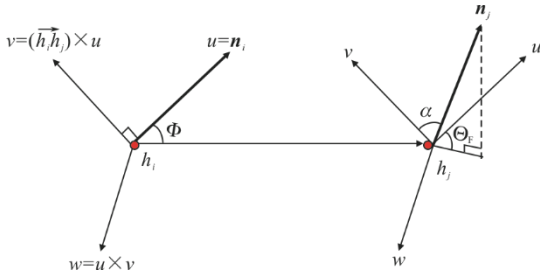


图 4 FPFH 原理示意  
Fig.4 Principle of the FPFH

### 2.2 计算 FPFH

重新计算  $h_i$  与  $k$  邻域内每一点的 SPFH, 进而计算出  $h_i$  的快速点特征直方图<sup>[15]</sup>, 计算公式为:

$$\text{FPFH}(h_i) = \text{SPFH}(h_i) + \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \frac{1}{e_j} \text{SPFH}(h_j) \quad (24)$$

式中:  $e_j$  为以点  $h_i$  为中心的  $k$  邻域影响范围。根据上述分析, FPFH 表示了该点在其邻域内的几何特性。

### 2.3 局部点云的粗配准

在 2 组点云间的重叠部分找到至少 3 组具有相似 FPFH 特征的对应点, 假若 3 组对应点为  $(a_1, b_1)$ 、 $(a_2, b_2)$ 、 $(a_3, b_3)$ , 采用奇异值分解法, 可由 3 组对应点确定唯一变换矩阵。首先把  $\{a_i\}$ 、 $\{b_i\}$  的形心当作原点建立局部坐标系, 重新计算  $\{a_i\}$  和  $\{b_i\}$  的相对坐标  $\{a_{c_i}\}$ 、 $\{b_{c_i}\}$ , 即:

$$\{a_{c_i}\} = \{a_i\} - \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 a_i \quad (25)$$

$$\{b_{c_i}\} = \{b_i\} - \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 b_i$$

通过  $\{a_{c_i}\}$  和  $\{b_{c_i}\}$  求解矩阵  $G$ , 并对  $G$  进行奇异值分解, 即:

$$G = \sum_{i=1}^3 a_{c_i} b_{c_i}^T = U \Sigma V^T \quad (26)$$

式中:  $\Sigma$  为一个三行三列的矩阵, 除主对角线上的元素以外全为 0, 主对角线上每个元素都为奇异值。则变换矩阵的旋转矩阵  $R_0$ 、平移向量  $t_0$  为:

$$R_0 = V U^T \quad (27)$$

$$t_0 = q - R_0 p$$

式中:  $q$ 、 $p$  分别为 2 组需拼接的点云。

至此, 得到初始旋转矩阵、平移向量  $[R_0, t_0]$ , 完成局部点云的粗配准。

### 2.4 局部点云的精配准

为了提高局部点云的拼接精度, 对粗配准后的点云进行精配准。Besl P J 等<sup>[16]</sup>提出的迭代最近点算法 (iterative closest point, ICP) 基本原理是, 通过迭代计算, 求得点云间坐标变换的旋转矩阵  $R_0$  和平移向量  $t_0$ , 使得 2 组点云间的欧氏距离构成的残差平方和最小。

2 组真角点集  $h_p$  和  $h_q$  对应着 2 组待拼接的原始点云, 对  $h_q$  建立 kd-tree, 设置迭代次数为  $c_{\max}$ 。在  $h_p$  中待拼接的局部点云区域, 对每一个角点, 在  $h_q$  中查找距离最近的点, 并与其组成关键点对。基于最小二乘法的优化思想, 使得点云  $h_p$  和  $h_q$  间拼接满足式(28):

$$\min E(Z, t) = \frac{1}{n} \sum_{p=1}^n \|h_q - (Z h_p + t)\|^2 \quad (28)$$

当计算迭代次数大于  $c_{\max}$ , 选取配准误差最小的组合结果, 得到最优变换矩阵  $[Z, t]$ 。

### 3 实验分析

为验证算法可行性，选用 2 组通过激光扫描仪 Faro350 扫描获得的电厂地下管廊点云作为实验分析数据。此外本文实验的硬件环境为 Inter(R) Core(TM) i5-7400 CPU @ 3.00 GHz 处理器，16.0 GB 内存；系统环境为 64 位 Win10 操作系统；软件环境为 Visual Studio2017、开源点云库 PCL1.9.1。

#### 3.1 改进 3D-Harris 角点检测的算例分析

本文提出的基于点云边界和曲率信息的改进 3D-Harris 角点检测算法，首先对点云数据进行边界提取，图 5 和图 6 分别为第 1 组和第 2 组点云的边界提取。由图 5 和图 6 可见，待拼接的 2 组原始点云由红色点标识，分别包含 931 734 和 791 707 个点；提取后点云边界点标识绿色，分别包含 61 249 和 50 837 个点。

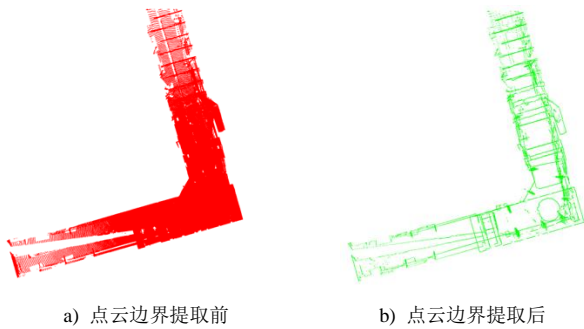


图 5 第 1 组点云的边界提取  
Fig.5 Boundary extraction from the first set of point cloud data

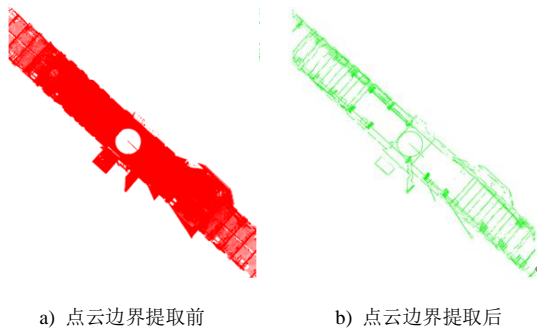


图 6 第 2 组点云的边界提取  
Fig.6 Boundary extraction from the second set of point cloud data

与传统的点云滤波处理相比，点云边界提取的优点在于考虑到大部分角点的分布特点，把计算的重点专注于边界点上，有效缩小了检索空间，大大减少了计算量。该步骤耗时最多，需要对所有点云进行邻域内法向信息计算，第 1 组和第 2 组点云边界提取分别耗时 236 s 和 221 s。

利用基于点云法向信息的角点检测方法，初步遴选出待检测真伪角点的点集，图 7 和图 8 分别为第 1 组和第 2 组点云初步遴选的角点。其中红色点代表从原始点云中提取的点云边界点，蓝色点代表初步遴选的“角点”，第 1 组和第 2 组分别提取了 458 和 412 个“角点”。该步 2 组点云数据处理耗时较短，分别为 32 s 和 24 s。

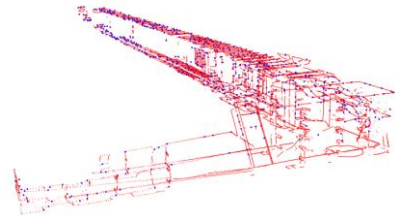


图 7 第 1 组点云初步遴选的角点  
Fig.7 Preliminary corner detection from the first set of point cloud data

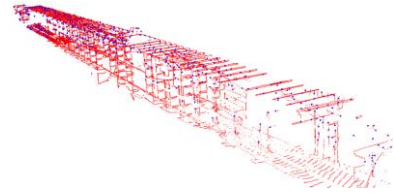


图 8 第 2 组点云初步遴选的角点  
Fig.8 Preliminary corner detection from the second set of point cloud data

利用曲率信息筛选出最终的真角点，2 组点云最终筛选的角点如图 9 和图 10 所示。2 组点云数据最终分别筛选出 147 和 110 个角点，该步分别耗时 20 s 和 16 s。

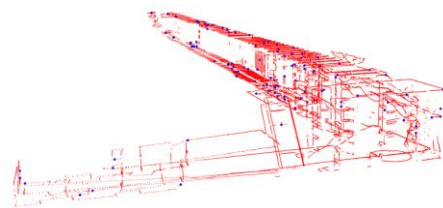


图 9 第 1 组点云最终筛选的角点  
Fig.9 Final corner detection from the first set of point cloud data

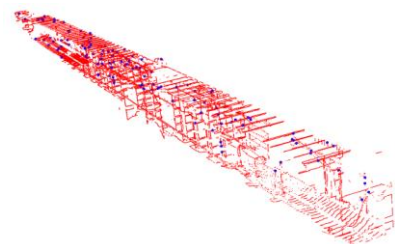


图 10 第 2 组点云最终筛选的角点  
Fig.10 Final corner detection from the second set of point cloud data

为比较不同算法间性能的差异,利用相同点云数据,采用传统 3D-Harris 角点检测算法<sup>[1]</sup>进行角点检测,2 组点云的角点提取结果如图 11、图 12 所示。由图 11、图 12 可见,2 组点云最终分别提取 125 和 104 个角点,由于每一点邻域内的二次曲面方程都需要通过最小二乘法来拟合,因此计算耗时较长,分别为 1 023 s 和 987 s。

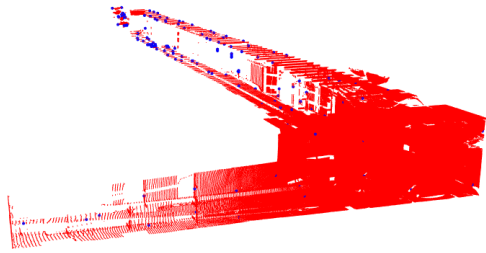


图 11 第 1 组点云通过传统方法提取的角点  
Fig.11 Extraction results of conventional 3D-Harris algorithm from the first set of point cloud data

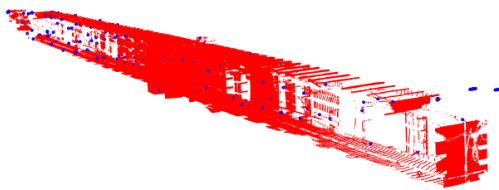


图 12 第 2 组点云通过传统方法提取的角点  
Fig.12 Extraction results of conventional 3D-Harris algorithm from the second set of point cloud data

此外,由于 3D-Harris 角点检测算法根据角点响应公式进行判别,当检测点的角点响应值  $R$  大于预设的阈值  $\gamma$ ,则判定该点为角点。因此,可以通过比较角点及其邻域内其他点  $R$  值的大小,来计算 Harris 角点的正确提取率,当该点的  $R$  值是其邻域内  $R$  值的极大值,则该点是真角点;反之,该点是伪角点。综上所述,传统 3D-Harris 角点检测算法和本文改进算法的性能对比见表 1。

表 1 角点检测算法的对比结果

Tab.1 Comparison results of corner detection algorithms

对比算法	点云数量	角点数量	计算耗时/s	正确率/%
传统算法 <sup>[5]</sup>	931 734	125	1 023	74
	791 707	104	987	
本文算法	931 734	147	288	85
	791 707	110	261	

从表 1 可以看出,在面对较大规模的点云数据时,本文算法的计算耗时远远低于传统 3D-Harris 角点检测算法,且本文算法有着更高的角点正确提取率。

### 3.2 点云拼接的算例分析

一般情况下,虽然同一被测物在不同组点云中的位置信息不一致,但是由于物体的几何结构和局部空间信息并未发生变化,因此不同组点云在同一位置上的角点有着较为相似的几何特性。以 2 组点云最终筛选的角点集作为实验对象,分别计算各角点的快速点特征直方图。以其中 2 点为例,将角点的特征信息以统计的方式放入直方图中,横坐标表示每一角点的 FPFH 结果有 33 维特征,纵坐标表示该区内近邻点的数量,角点的 FPFH 特征如图 13 和图 14 所示。

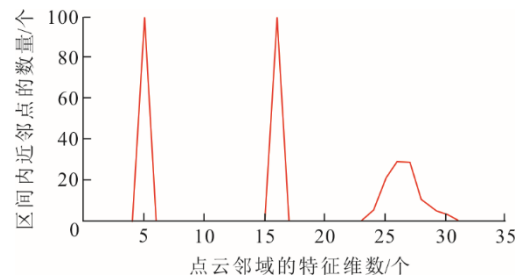


图 13 第 1 组点云中 1 个角点的 FPFH 特征  
Fig.13 FPFH characteristics of a corner from the first set of point cloud data

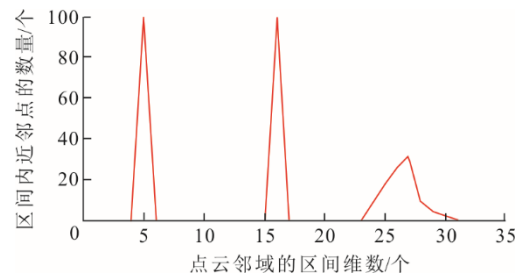


图 14 第 2 组点云中 1 个角点的 FPFH 特征  
Fig.14 FPFH characteristics of a corner from the second set of point cloud data

由图 13 和图 14 可见,2 个角点的 FPFH 信息相似程度较高,因此可以将这 2 点当作一组对应点,根据 FPFH 的相似程度,找到至少 3 组以上的对应点,即可确定局部点云间的变换矩阵,实现点云粗配准。最后将该变换矩阵作为初值,采用 ICP 配准算法进一步优化点云拼接。图 15 为 2 组地下管廊点云的拼接结果。

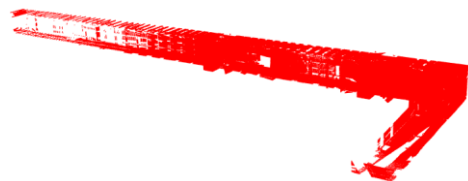


图 15 2 组地下管廊点云的拼接结果  
Fig.15 Splicing result of two sets of point cloud

图16为4组地下管廊点云数据的拼接结果,共包含近400万个点,实现了地下管廊点云的完整拼接。



图16 地下管廊完整点云的拼接结果  
Fig.16 Complete splicing of multiple point clouds

## 4 结 论

1) 本文提出了一种改进3D-Harris角点检测方法。该方法首先提取点云边界,然后基于法向信息实现3D-Harris角点检测,最后利用曲率信息对伪角点进行检测及剔除。

2) 本文提出的改进3D-Harris角点检测方法相较于传统角点检测算法,在面向大规模点云数据时,计算耗时少且角点提取正确率高。

3) 本文提出的点云拼接方法在面向具有管廊特征的海量点云时,有着较强的特征识别性能和良好的拼接效果。

4) 本文提出的方法在处理管廊点云的拼接问题时,具有较高的计算效率、较强的特征识别能力,在面向大规模点云的拼接处理上具有良好的使用前景。

### 【参 考 文 献】

- [1] SIPIRAN I, BUSTOS B. Harris 3D: a robust extension of the Harris operator for interest point detection on 3D meshes[J]. Visual Computer, 2011, 27(11): 963.
- [2] HENDAOU R, ABDELLAOUI M, DOUIK A. Synthesis of spatio-temporal interest point detectors: Harris 3D, MoSIFT and SURF-MHI[C]//2014 1st International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP). IEEE, 2014.
- [3] 王丞, 田暄, 郭瑞, 等. 自适应Harris角点提取的点云粗配准算法[J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(3): 33-44. WANG Cheng, TIAN Xuan, GUO Rui, et al. Coarse point cloud registration based on adaptive Harris corner extraction[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(3): 33-44.
- [4] 李昌华, 史浩, 李智杰. 基于卷积神经网络结合改进Harris-SIFT的点云配准方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(20): 230-239. LI Changhua, SHI Hao, LI Zhijie. Point cloud registration method based on combination of convolutional neural network and improved Harris-SIFT[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 230-239.
- [5] 林增刚, 张艳宁, 郭哲. 基于变形分析的三维 Susan 角点检测算法[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(8): 3141-3144. LIN Zenggang, ZHANG Yanning, GUO Zhe. 3D Susan corner detection algorithm based on deformation analyzing[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(8): 3141-3144.
- [6] 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.
- [7] XU H, YU L, HOU J, et al. Automatic reconstruction method for large scene based on multi-site point cloud stitching[J]. Measurement, 2018, 131: 590-596.
- [8] SUNGH O, BYU N, KEONH W A, et al. Registration of 3D scan data using image reprojection[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2017, 18(9): 1221-1229.
- [9] CHU J, NIE C M. Multi-view point clouds registration and stitching based on SIFT feature[C]//2011 3rd IEEE International Conference on Computer Research and Development (ICCRD 2011). IEEE, 2011: 274-278.
- [10] 陈金广, 郭秋梦, 马丽丽, 等. 用于多视点云拼接的改进ICP算法[J]. 计算机系统应用, 2018, 27(1): 180-184. CHEN Jinguang, GUO Qiumeng, MA Lili, et al. Improved ICP algorithm for multi-view point cloud splicing[J]. Computer Systems & Applications, 2018, 27(1): 180-184.
- [11] 马骊溟, 徐毅, 李泽湘. 基于高斯曲率极值点的散乱点云数据特征点提取[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(9): 2341-2344. MA Liming, XU Yi, LI Zexiang. Extracting feature points for scattered points based on gauss curvature extreme point[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(9): 2341-2344.
- [12] 陈义仁, 王一宾, 彭张节, 等. 一种改进的散乱点云边界特征点提取算法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(23): 177-180. CHEN Yiren, WANG Yibin, PENG Zhangjie, et al. Improved algorithm for extraction of boundary characteristic point from scattered point cloud[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(23): 177-180.
- [13] 孙殿柱, 范志先, 李延瑞. 散乱数据点云边界特征自动提取算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2008, 36(8): 82-84. SUN Dianzhu, FAN Zhixian, LI Yanrui. Automatic extraction of boundary characteristic from scatter data[J]. Journal of Huazhong University of Science & Technology, 2008, 36(8): 82-84.
- [14] ZHANG X, LI H, CHENG Z. Curvature estimation of 3D point cloud surfaces through the fitting of normal section curvatures[J]. Proceedings of Asia Graph, 2008, 13: 72-79.
- [15] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]//IEEE International Conference on Robotics & Automation. IEEE, 2009.
- [16] 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.

(责任编辑 杜亚勤)