

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)04-0133-07

基于点云的柔性线缆模型三维重建方法

章立, 彭涛¹, 黄焕¹, 袁雨晨², 戴岑², 郭健²

(1. 国网江苏省电力有限公司常州供电分公司, 常州 江苏 213000; 2. 南京理工大学, 南京 江苏 210094)

摘要: 针对旁路带电作业机器人自主识别线缆的技术需求, 提出了一种基于点云的柔性线缆模型的三维重建方法。通过引入注意力机制的 Point Transformer 模型, 将线缆准确地从复杂背景中分割出来, 确保线缆点云的精准提取。同时, 设计了一种改进的 K-means 算法, 将线缆点云数据分割为多个近似圆柱体的聚类簇。为了提高点云处理精度, 使用基于主轴投影的排序算法并通过 B 样条插值的方法准确获得线缆的中心线函数表达; 然后根据中心线上均匀采样点的切向量构建了变换矩阵, 通过对圆形点云单元的变换与叠加得到线缆的三维模型。实验结果表明所提算法可以对不同弯曲程度的线缆实现快速高精度的点云模型重建, 在处理复杂形态和遮挡线缆时表现出了显著优势, 具有较强的鲁棒性和适用性, 能够满足实际带电作业环境中的实时性要求。

关键词: 柔性线缆; 机器人视觉; K-means; 点云语义分割; 点云重建; 带电作业

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)04-0133-07

3D reconstruction method of flexible cable model based on point cloud

ZHANG Li¹, PENG Tao¹, HUANG Huan¹, YUAN Yuchen², DAI Cen², GUO Jian²

(1. Changzhou Power Supply Branch, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Changzhou 213000, Jiangsu, China;

2. Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, Jiangsu, China)

Abstract: To address the technical requirement of autonomous cable identification by bypass live-line robots, a 3D reconstruction method based on a flexible cable model using point cloud is proposed. By introducing an attention-based Point Transformer model, the cable is accurately segmented from the complex background, ensuring precise extraction of the cable point cloud. Simultaneously, an improved K-means algorithm is designed to segment the cable point cloud data into multiple approximately cylindrical clusters. To improve point cloud processing accuracy, a sorting algorithm based on principal axis projection and B-spline interpolation are used to accurately obtain the centerline function expression of the cable. Then, a transformation matrix is constructed based on the tangent vectors of uniformly sampled points on the centerline. The 3D model of the cable is obtained by transforming and superimposing the circular point cloud units. Experimental results show that the proposed algorithm can achieve fast and high-precision point cloud model reconstruction for cables with different degrees of curvature. It exhibits significant advantages in handling complex shapes and obstructed cables, demonstrating strong robustness and applicability, and can meet the real-time requirements of actual live-line working environments.

Keywords: flexible cable; robot visual perception; K-means; point cloud semantic segmentation; point cloud reconstruction; Live-line work

线缆挂接是旁路作业机器人的关键作业任务之一。机器人在抓取线缆时, 为了确定合适的抓取点, 需要获取线缆的三维形态。然而, 线缆是由金属导体和橡胶组成的一种可变形线性物体 (deformable linear objects, DLOs)。可变形线性物体通常具有复杂的几何形状, 与刚体不同, 其在运动过程中可能发生较大形变, 这就要求建模方法能够准确地描述这些形状的变化。Borum 等^[1]通过将问题转化为几何最优控制问题的解来估计弹性杆的形状。Yan 等^[2]采用基于模型的自监督学习方法对绳子的二维形状进行估计。但这些方法只适用于平面情况。Bretl 和 McCarthy^[3]提出了一种用于估算长度固定、两端姿态可调

的柔性管形状的解析方法。Caldwell 等^[4]通过测量与操纵臂相互作用时的力和位移, 来确定柔性环的参数。总之, 现有的研究成果主要是针对二维平面的或者两端位姿可得的 DLOs 的形状进行估计。而在很多实际应用场合, 需要在没有足够先验知识的情况下重建物体的三维形状。

在带电作业现场, 物体检测精度会受到室外环境的影响^[5]。因此, 在线缆重建之前, 需要使用分割技术来获得精确的感兴趣区域。随着深度学习技术以及计算机视觉的成熟, 3D 点云语义分割 (point cloud semantic segmentation, PCSS) 正成为研究热点^[6]。Qi 等^[7]提出的 PointNet 使用了具有置换不变性的操作符, 如逐点多层感知机和最大池化层, 直

收稿日期: 2024-07-02; 录用日期: 2024-07-31

基金项目: 国家电网有限公司科技项目资助 (J2023016)

作者简介: 章立 (1978—), 男, 高级工程师, 研究方向: 不停电作业。

通信作者: 袁雨晨 (2000—), 男, 硕士研究生, 研究方向: 激光 SLAM。

引用本文: 章立, 彭涛, 黄焕, 等. 基于点云的柔性线缆模型三维重建方法 [J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(4): 133-139. (ZHANG Li, PENG Tao, HUANG Huan, et al. 3D reconstruction method of flexible cable model based on point cloud [J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(4): 133-139.)

接从点集中提取特征。但该方法对每个点的操作过于独立,没有考虑到邻近点的交互关系,对局部特征的提取和处理能力有所欠缺。PointNet++^[8]作为对PointNet的改进模型,其邻域内的信息经过SA(Set Abstraction)模块聚合,并通过特征链接在上采样阶段参与运算,使得网络增加对局部几何信息的感知能力。RandLA-Net^[9]的分层结构类似于PointNet++,在每层的特征提取网络中,使用具有注意力池化的局部特征聚合模块来学习复杂的局部特征,是一种高效的轻量网络,可用于大规模数据场景。此外,还有基于图卷积的方法,是将点云数据中的每个点视为图的顶点,根据每个点与相邻点的关系构建有向边,从而建立关于点云的特殊图结构,并使用图卷积来从每个点的邻域信息中提取特征^[10]。Phan等^[11]提出的动态图卷积网络(dynamic graph convolutional neural network, DG CNN)以输入的点为中心,基于 k 近邻算法动态构建局部领域图,然后用边缘卷积计算中心点与近邻点间的边缘特征。还有一些方法不需要量化操作,而是对点云数据直接进行连续卷积。如Li等^[12]提出的PointCNN(点卷积神经网络)使用特殊算子重新排列输入的无序点云,Wu等^[13]提出的PointConv(点卷积)算法中引入了一种重加权采样密度的点卷积,Thomas等^[14]提出的KPCConv(核点卷积)根据输入坐标定义了一种新的核点卷积,但在实际应用中,还需根据任务需求和性能要求进行权衡。

随着Transformer和自注意力机制在自然语言处理和图像领域取得成功,Transformer被应用于点云处理中。自注意力机制对输入点云具有天然的置换不变性,可较好地学习远距离特征信息,显著提高算法效果^[15]。

三维点云重建通常采用迭代最近点(iterative closest point, ICP)算法进行点云配准。Wu等^[16]设计了从深度图像中提取的快速点特征直方图(fast point feature histogram, FPFH)描述符,以提高ICP的速度和鲁棒性,并将其应用于室内场景重建。针对可变形物体,Li等^[17]首先只考虑旋转和平移的刚性配准,然后考虑变形的非刚性配准。Gao等^[18]提出了一种改进的ICP算法,该算法基于有界双调和权重估计对软塑性汽车工件的非刚性形状进行配准,但仅适用于轻微变形。基于ICP的方法需要来自多帧或多摄像机系统的点云,这使得处理点云的时间增加。而采用曲面重构的方法能有效降低处理时长。曲面重构方法可以灵活地描述由点、线、面等元素组成的多边形模型表面的形状。Lee等^[19]采用自适应体素栅格法,从密集的点云直接生成简化的三角网格模型,提高了重建效率。Chen等^[20]采用Bezier三角形重构法,在分割复杂曲面的情况下得到工件的曲面模型。然而,由于弹性变形,柔性线缆的外观可能会向不同方向弯曲。体素和三角网格都不是柔性线缆重建的有效元素。

本文针对旁路带电作业机器人系统重建柔性线缆的需求,提出了一种基于改进K-means的线缆三维重建方法,能快速有效地建立描述线缆在三维空间中的变化曲线

的模型。并根据中心线上固定采样点的切向量构建变换矩阵,重建线缆点云模型。

1 线缆点云语义分割

1.1 点云预处理

本文研究的旁路作业机器人系统采用RealSense D435if深度相机进行环境感知,每张图片可采集到大约30k的点云数据。不仅包含所需的线缆点云,还涉及环境中其他物体的点云^[21-22],为了提升后续算法的处理效率及效果,需要对点云进行处理,分离出线缆点云。

针对采集到的原始点云数据,使用机械臂工作空间滤波、半径滤波以及双边滤波的组合滤波算法来对其进行预处理。其中机械臂工作空间滤波用于滤除大量无用的背景点,对原始点云进行精简处理;半径滤波用于剔除稀疏离群点噪声;双边滤波用于去除噪声点,在平滑噪声点的同时较好地保存点云边界等尖锐特征。

1.2 点云语义分割

将Transformer用在点云分割中,设计了基于自注意力机制的Point Transformer模型实现线缆分割。自注意力机制允许模型在处理序列数据时动态地关注序列中不同位置的信息。

假设 \mathcal{X} 为特征向量的集合, $\mathcal{X} = \{\mathbf{x}_i\}, i \in \{1, 2, \dots, n\}$,对于其中任意点 \mathbf{x}_i ,其注意力的输出特征 \mathbf{y}_i 为

$$\mathbf{y}_i = \sum_{\mathbf{x}_j \in \mathcal{X}} \rho(\gamma(\beta(\varphi(\mathbf{x}_i), \psi(\mathbf{x}_j)) + \delta)) \odot \alpha(\mathbf{x}_j) \quad (1)$$

其中, \mathcal{X} 是特征向量的集合; φ 、 ψ 和 α 是逐点特征变换; δ 是位置编码函数; ρ 是归一化函数; β 是关系函数; γ 是映射函数,用以得到注意力聚合的特征向量。

Point Transformer的整体结构采用U-net的编码器-解码器模式,通过逐渐降低分辨率和后续还原过程来提取和整合点云中的特征。每个编码器包含下采样层和Point Transformer块,每个解码器包含上采样层和Point Transformer块,其中每个编码阶段的降采样率为 $[1, 4, 4, 4, 4]$,因此每个阶段产生的点集的基数为 $[N, N/4, N/16, N/64, N/256]$, N 是输入点的数量。

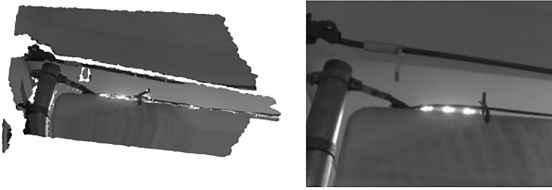
1.3 模型测试

1.3.1 点云处理

通过D435if深度相机采集到的原始点云数据如图1所示。图2~4为使用机械臂工作空间滤波、半径滤波以及双边滤波的组合滤波算法得到的点云数据处理结果。

1.3.2 Point Transformer训练

评估三维点云语义分割精确度的常见指标有平均交并比(mean intersection over union, MIOU)、平均准确率(mean accuracy, MAcc)和总体准确率(overall accuracy, OAcc)。其中,平均交并比用于衡量语义分割任务中预测结果与真实标签之间的相似度;平均准确率是对每个类别的准确率取平均值。平均准确率考虑了模型在不同类别上的分类表现,能够更全面地评估模型的性能。总体准确率是模型在整个数据集上正确分类的样本数占总样本数的比例。



(a) 原始点云数据 (b) 对应场景下的 RGB 图

图 1 D435if 采集的原始数据

Fig. 1 Original data collected by D435if



图 2 工作空间滤波后的点云数据

Fig. 2 Point cloud data after workspace filtering



图 3 半径滤波后的点云数据

Fig. 3 Point cloud data after radius filtering

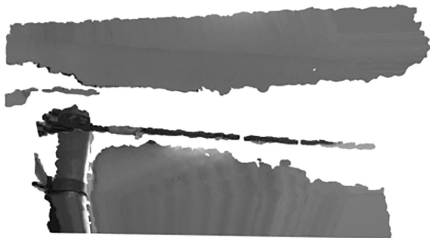


图 4 双边滤波后的点云数据

Fig. 4 Point cloud data after bilateral filtering

实验工作站 CPU 为 Intel Core i9-7900X CPU, 显卡为 NVIDIA Corporation GP102[TITAN Xp], 环境为 Ubuntu 22.04 系统。

使用自制的线缆数据集 (cableline dataset, CLD) 对 Point Transformer 进行训练和测试, 并与 PointNet、PointNet++、KPCConv 等模型的测试结果进行对比, 如表 1 所示。载入数据时设置用于体素下采样 (voxel downsampling, VDS) 的参数 Voxelsize 为 0.01, 进行数据精简。损失的计算采用交叉熵损失函数, 为了关注线缆数据的损失结果, 在对整个损失计算的时候, 增大线缆所在标签“1”的权值, 对标签“0”和“1”计算损失时权值分别设置为 1 和 20。梯度下降方法采用随机梯度下降, 设置初始学习率 0.5, 动量 0.9, 权重衰减系数 0.000 1, 下降率 0.5。

表 1 不同模型在线缆数据集上的测试结果

Tab. 1 Test results of different models on cable dataset

算法	MIOU	MACC	OACC
PointNet	0.891 2	0.934 5	0.959 1
PointNet++	0.962 3	0.964 8	0.972 6
KPCConv	0.972 5	0.977 4	0.981 8
Transformer	0.980 0	0.985 5	0.995 2

由表 1 可以看出, Point Transformer 在线缆数据集上的分割性能优于 PointNet、PointNet++ 以及 KPCConv。

整理 Point Transformer 训练、验证和测试的结果, 如表 2 和表 3 所示。

表 2 Point Transformer 在线缆数据集上的训练与测试结果

Tab. 2 Training and testing results of Point Transformer on cable dataset

过程	MIOU	MACC	OACC
训练	0.986 6	0.999 4	0.999 3
验证	0.982 4	0.998 4	0.998 6
测试	0.980 0	0.985 5	0.995 2

表 3 Point Transformer 线缆数据集上的分类验证与测试结果

Tab. 3 Classification validation and testing results of Point Transformer on cable dataset

过程	类别	IOU	ACC
验证	标签“0”	0.998 5	0.998 6
	标签“1”	0.966 2	0.998 1
测试	标签“0”	0.994 5	0.998 9
	标签“1”	0.965 5	0.972 1

由表 2 和表 3 可知, Point Transformer 在线缆数据集上平均交并比 MIOU 可以达到 98% 以上, 总体准确率 OACC 可以达到 99.5% 以上。Point Transformer 对于线缆的 (标签“1”) 的交并比 IOU 可以达到 96.5% 以上, 准确率 ACC 达到 97% 以上。以上数据表明, 训练出的模型可实现对线缆点云的精准分割, 且统计平均分割时间约 0.9 s, 可满足实际作业场景中对准确性及实时性的要求。

1.3.3 点云分割结果

Point Transformer 分割前后数据可视化对比如图 5 所示, 其中图 5(a) 为输入图像, 图 5(b) 为分割后结果的可视化, 其中框中的部分代表线缆数据, 用于下一步点云模型重建算法; 其他部分代表非结构化环境中的无关点云。



(a) 输入分割模型前的数据可视化 (b) 分割后结果可视化

图 5 点云模型重建结果对比

Fig. 5 Comparison of point cloud model reconstruction results

2 线缆三维重建

2.1 改进的 K-means 聚类算法

K-means 算法是一种经典的聚类算法,用于将数据点划分为 K 个簇,其按相似性将数据点划分到对应的点云中。这种方法不仅需要事先确定聚类簇,而且对初始聚类中心点的选取很敏感,容易陷入局部最优解。对此,本文提出了一种改进的 K-means 聚类算法。首先,利用 B 样条插值拟合线缆长度,确定期望点云簇长度从而得到初始聚类簇个数,确定聚类簇。其次,使用最远点采样 (farthest point sampling, FPS) 选择初始点,使之均匀排布在线缆点云数据上。

2.1.1 基于主轴投影的点云排序算法

点云在文件中的存储是无序的,按照索引号提取的相邻两个点没有联系^[22]。B 样条插值拟合算法的效果很大程度上受到点云存储结构中的起始点和结束点的位置影响。为了满足线缆点云数据首个索引点和末尾索引点分别为线缆的起始点以及终止点,使用基于主轴投影的点云排序算法。使用主成分分析 (principal component analysis, PCA) 算法计算整个输入线缆点云的主轴方向,再按照各点投影在主轴的大小对点云进行排序。

记整个输入点云的集合为 P ,对于点云数据中任意点 $p \in P$,计算协方差矩阵 C 如下,即

$$C = \frac{1}{m} (\mathbf{p}_i - \bar{\mathbf{p}}) (\mathbf{p}_i - \bar{\mathbf{p}})^T \quad (2)$$

$$C \mathbf{v}_j = \lambda_j \mathbf{v}_j, j \in \{0, 1, 2\} \quad (3)$$

其中, $C \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$, m 为所有点的数目, $\bar{\mathbf{p}}$ 表示整个点云的质心坐标, λ_j 是第 j 个特征值, \mathbf{v}_j 是第 j 个特征向量。

协方差矩阵是一个半正定矩阵,其 3 个特征值 λ_0 、 λ_1 、 λ_2 对应的特征向量 \mathbf{v}_0 、 \mathbf{v}_1 、 \mathbf{v}_2 构成一个正交框架。假设其中 $\lambda_0 < \lambda_1 < \lambda_2$,则对应最小特征值 λ_0 的特征向量 \mathbf{v}_0 为表面法线,也称为协方差矩阵中沿着最小方差方向的法向量。对应最大特征值 λ_2 的特征向量 \mathbf{v}_2 即为主轴向量的平滑估计。

计算每个点在主轴向量上的投影,并按照投影的大小进行索引排序,得到基于主轴投影的点云排序。

2.1.2 B 样条曲线拟合确定聚类簇数

K-means 聚类算法需要事前确定聚类簇数量。考虑到线缆表面点云在空间中的分布,利用 B 样条插值算法拟合点云数据的空间曲线,计算出拟合曲线的总长度,用以估计采集到的线缆数据的长度。设定经过聚类算法后的每个聚类簇的长度,可以计算得到聚类簇的个数。对不同长度形状的线缆数据实现自适应确定聚类簇个数。

B 样条算法利用给定的控制点进行插值,从而生成一条平滑的曲线,具有良好的局部逼近性能。给定一组控制点,通过式 (4) 得到 B 样条插值,即

$$P(u) = \sum_{k=0}^n \mathbf{p}_k B_{k,d}(u), u_{\min} \leq u \leq u_{\max}, 2 \leq d \leq n+1 \quad (4)$$

其中, $P(u)$ 是参数 u 的 B 样条曲线, \mathbf{p}_k 是输入的第 k 个控制点的位置坐标, $B_{k,d}(u)$ 是次数为 d 的基函数。

B 样条曲线的基函数由以下 Cox-deBoor 递归公式确定

$$\begin{cases} B_{k,1}(u) = \begin{cases} 1, & u_k \leq u \leq u_{k+1} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \\ B_{k,d}(u) = \frac{u - u_k}{u_{k+d-1} - u_k} B_{k,d-1}(u) + \frac{u_{k+d} - u}{u_{k+d} - u_{k+1}} B_{k+1,d-1}(u) \end{cases} \quad (5)$$

本采用三次 B 样条插值,即 $k = 3$ 。

对拟合后的曲线均匀采样 1 000 个控制点 $\mathbf{p}_k^M, k \in \{1, 2, \dots, 1\,000\}$,目标线缆近似长度 l_{curve} 可通过计算各个控制点之间的欧氏距离获得,即

$$l_{\text{curve}} = \sum_{k=1}^{n-1} \|\mathbf{p}_{k+1}^M - \mathbf{p}_k^M\|_2 \quad (6)$$

其中, \mathbf{p}_{k+1}^M 和 \mathbf{p}_k^M 分别为第 $k+1$ 个点和第 k 个点坐标。

设计每个小段的长度 d_{cluster} ,则聚类簇的个数 N_{cluster} 为

$$N_{\text{cluster}} = l_{\text{curve}} / d_{\text{cluster}} \quad (7)$$

2.1.3 最远点采样

为提高改进 K-means 算法的收敛速度,需要在线缆上按照一定的距离均匀分布来选择初始点。最远点采样是一种常用的点云降采样方法,能够选择在点云空间中尽可能均匀分布的点,并且算法的时间复杂度相对较低。

最远点采样的实现就是在有个 N 点的点云上迭代地选取 M 个点。每次选取与当前已取点的集合 $S = \{P_1, P_2, \dots, P_M\}$ 中所有点的最大距离的点,将该点加入集合。

由 B 样条曲线拟合自主确定聚类簇数量,基于最远点采样确定初始中心点的改进 K-means 如算法 1 所示。

算法 1 改进的 K-means

输入 Ω : 线缆点云; d_{\max} : 距离阈值; it_{\max} : 最大迭代次数。 P_{FPS} 为最远点采样得到的聚类中心点集合。

输出 Ω_c : 聚类簇集合; P'_c : 聚类簇中心点集合。

1: 初始化 $\Omega_c = \{\emptyset\}$, $P'_c = \{\emptyset\}$, 迭代次数 $it = 0$ 。

2: 对 Ω 沿主轴投影进行排序,并 B 样条插值进行曲线粗拟合。

3: 计算拟合曲线的长度 l_{curve} 。

4: 计算聚类簇的个数 $N_{\text{clusters}} = l_{\text{curve}} / d_{\max}$ 。

5: 根据最远点采样算法计算初始点 $P_c = P'_c \cup P_{\text{FPS}}$ 。

6: while $\Omega \neq \{\emptyset\}$ do

7: 计算每个点 \mathbf{p}_α 与聚类簇中心点的最小距离 $D(\alpha) = \min \{ \text{Distance}(\mathbf{p}_\alpha, \mathbf{p}_\beta) \mid \mathbf{p}_\beta \in P_c \}$, 将点分配到最近的聚类簇中。

8: if $\{ it = it_{\max} \text{ or 聚类簇中心不再变化} \}$ then

9: return

10: else

11: 计算 Ω_c 所有聚类簇的各自的平均值 $\boldsymbol{\mu}_c$ 。

12: 更新聚类簇中心 $P_{\text{new}} = \boldsymbol{\mu}_c$ 。

13: $P'_c = P_{\text{new}}$ 。

```

14: end if
15: it += 1
16: end while
    
```

2.2 线缆中心线拟合

众所周知,标准圆的圆弧 \widehat{AB} 上任意一点的表面法向量,其反向延长线都经过圆心,如图 6 所示。对于一个圆柱体上的部分表面而言,位于表面中心点上的表面法向量,其延长线将与中心线相交。

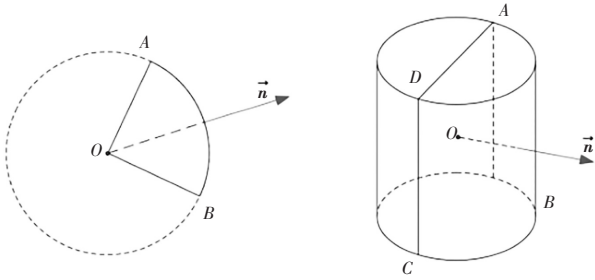


图 6 计算正圆柱体圆心示意图

Fig. 6 Schematic diagram of calculating the center of a regular cylinder

采用 PCA 法对经过改进的 K -means 算法得到的部分圆柱体表面点云数据进行表面法向量估计,从而推算得到正圆柱体的中心点。计算中心点 P 的法向量,对式 (2) 作如下改写,即

$$C = \frac{1}{m}(\mathbf{p}_i - \mathbf{p})(\mathbf{p}_i - \mathbf{p})^T \quad (8)$$

其中, \mathbf{p} 为中心点的坐标,建立 KD 树并计算点 P 的邻域(一般设定半径确定邻域范围)得到点集 $P_{neighbor}$, \mathbf{p}_i 是点 $P_i \in P_{neighbor}$ 的坐标。 m 是 $P_{neighbor}$ 中包含点的数目。此时,对应最小特征值 λ_0 的特征向量 \mathbf{v}_0 即为中心点 P 的法向量。

为了保证每个法向量统一朝向相机,表面法向量的方向约束为

$$\mathbf{v}_0(\mathbf{p}_v - \mathbf{p}) > 0 \quad (9)$$

针对每一个分类簇计算其表面法向量 \mathbf{v}_0 , 计算各个正圆柱体中心点的坐标 $\mathbf{p}_{cylinder}$:

$$\mathbf{p}_{cylinder} = \mathbf{p}_{clusterCenter} - r_c \mathbf{v}_0 \quad (10)$$

其中, r_c 为目标线缆的半径, $\mathbf{p}_{clusterCenter}$ 为聚类簇的中心。

以上步骤可以得到若干位于线缆中心线的点 $\mathbf{p}_{cylinder}$, 采用点云排序算法和 B 样条插值算法,可以得到线缆的中心线。

2.3 中心线切向量重建线缆模型

点云模型重建的基本设计思路是,建立一个半径为实际线缆半径的圆形点云单元。在中心线上均匀取样若干个,计算位于每个点相对于单元模型的旋转平移矩阵,通过叠加点云单元构建最终的完整点云模型。

对于中心线上的任意控制点 k , 存在切向量 \mathbf{v}_t , 该切向量作为圆形点云单元旋转后的 z 轴所在方向,可计算该点下圆形点云单元的旋转矩阵 \mathbf{R}_k 为

$$\begin{cases} \mathbf{R}_k = [\mathbf{v}_x & \mathbf{v}_y & \mathbf{v}_z] \\ \mathbf{v}_z = \mathbf{v}_t \\ \mathbf{v}_x = \frac{\mathbf{v}_r - (\mathbf{v}_r^T \mathbf{v}_z) \mathbf{v}_z}{\|\mathbf{v}_r - (\mathbf{v}_r^T \mathbf{v}_z) \mathbf{v}_z\|} \\ \mathbf{v}_y = \mathbf{v}_x \times \mathbf{v}_z \end{cases} \quad (11)$$

其中, \mathbf{v}_r 是随机取的与 \mathbf{v}_z 不平行且不共线的任意向量,该向量减去其在 \mathbf{v}_z 上的投影可得到正交于 \mathbf{v}_z 的向量 \mathbf{v}_x 。

通过式 (11) 即可得到对应于第 k 个控制点的点云单元旋转矩阵为 \mathbf{R}_k 。

与第 k 个控制点对应的点云单元平移向量为 \mathbf{T}_k 为

$$\mathbf{T}_k = \mathbf{U}_k^T \quad (12)$$

其中, \mathbf{U}_k 为第 k 个控制点的位置向量。

综上,对于第 k 个控制点,对应该点的圆形点云单元的变换矩阵 \mathbf{M}_k 为

$$\mathbf{M}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_k & \mathbf{T}_k \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \quad (13)$$

对所有控制点分别求取变换矩阵并对圆形点云单元进行旋转平移变换,叠加点云单元即可获得线缆的重建模型。

3 实验验证

3.1 改进的 K -means 算法性能分析

将改进的 K -means 与 K -means、 K -means++ 进行实验对比,设定预估点云簇长度 $d_{cluster} = 0.007$ 。聚类相似度量了每个聚类块之间的大小差异,较小的值表示聚类簇之间的形状和大小更相似。不同的聚类算法效果如图 7 所示。

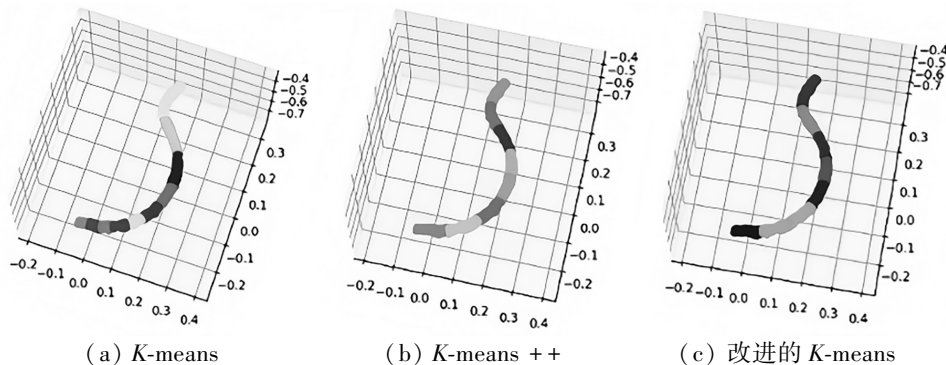


图 7 K -means、 K -means++和改进 K -means 效果对比

Fig. 7 Comparison of K -means, K -means++, and Improved K -means performance

K -means、 K -means++和改进 K -means效果对比结果如表4所示。

表4 K -means、 K -means++和改进 K -means效果对比

Tab.4 Comparison of K -means, K -means++, and improved

K-means performance			
算法	最大迭代数	耗时/s	聚类簇相似度
K -means	18	0.067 5	20.24
K -means++	8	0.041 4	5.04
改进 K -means	6	0.030 6	1.85

由图7可知, K -means聚类得到的聚类簇之间大小差异较大,有些聚类簇的形状过长导致无法拟合正圆柱体,从而影响后续算法的效果。由表4可知,改进的 K -means相比较其他两个算法,在最大迭代数、耗时和聚类相似程度上均有明显优势。

3.2 模型重建实验结果

评估算法性能的参数主要包含耗时和平均误差。其中,耗时指的是从聚类、正圆柱中心拟合、中心线拟合直到得到完整点云模型的整个重建过程的时长。平均误差定

义为在点云表面随机采样若干个点,计算这些点与拟合的中心线之间的距离与线缆半径差值的平均值为

$$E = \left| \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i - r \right| \quad (14)$$

实验中, N 设为50。经过多次测试,平均误差在1 mm以下,时间消耗为0.8 s,能够满足实时性的要求。

对近直线电缆、弯曲的线缆以及部分受遮挡的弯曲线缆分别进行点云模型重建,得到的结果如图8所示,分别展现了原始线缆表面点云,重建点云模型。

本文提出的线缆模型重建方法以及基于最小二乘法(ordinary least squares, OLS)拟合中心线的点云模型重建方法的评估结果对比如表5所示。

由表5可以看出,在耗时和平均误差方面,本文所提方法均优于基于最小二乘法中心线拟合的方法。本文提出的方法针对线缆的重建平均耗时小于1 s以及建模误差小于2 mm,对于近直线电缆,可以达到平均耗时0.4 s以内以及0.8 mm误差精度。

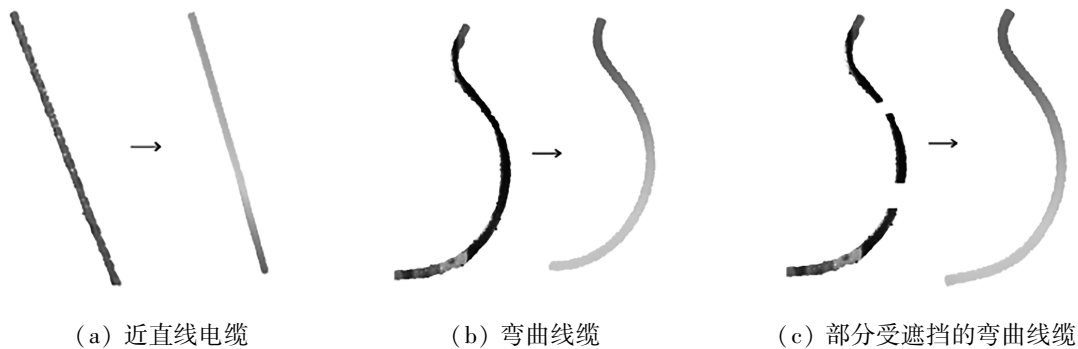


图8 云模型重建结果对比

Fig.8 Comparison of cloud model reconstruction results

表5 线缆模型重建算法参数性能对比

Tab.5 Comparison of parameter performance of cable model reconstruction algorithms

算法	不含剥线区域的近直线电缆		弯曲线缆		部分受遮挡的弯曲线缆	
	耗时/s	平均误差/mm	耗时/s	平均误差/mm	耗时/s	平均误差/mm
OLS	1.08	3.0	1.58	4.8	1.26	5.0
本文	0.35	0.8	0.90	1.2	0.85	1.9

4 结论

本文提出了一种基于中心线拟合的线缆模型重建方法。通过引入注意力机制的Point Transformer模型,将线缆的点云数据从复杂环境中提取出来。针对柔性线缆的弹性形变特性,提出了一种基于改进 K -means的线缆三维重建方法,能快速有效地对线缆在三维空间中的变化曲线进行建模。通过PCA方法,进行表面法向量估计,推算得到线缆的中心线。根据中心线上均匀采样点的切向量,构建变换矩阵对圆形点云单元进行变换叠加得到线缆模型。实验结果表明,该方法能快速准确的建立柔性线缆三维点云模型,满足实际带电作业场景的实时性需求。后续研究重点是优化算法,进一步提高对弯曲线缆的建模精度。

参考文献

- [1] BORUM A, MATTHEWS D, BRETL T. State estimation and tracking of deforming planar elastic rods[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Hong Kong, China; IEEE, 2014: 4127-4132.
- [2] YAN M, ZHU Y, JIN N, BOHG J. Self-supervised learning of state estimation for manipulating deformable linear objects[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2):2372-2379.
- [3] BRETL T, MCCARTHY Z. Equilibrium configurations of a Kirchhoff elastic rod under quasi-static manipulation [C]//Workshop on the Algorithmic Foundations of Robotics. Berlin, Heidelberg: Springer, 2013:71-87.
- [4] CALDWELL T M, COLEMAN D, CORRELL N. Optimal parameter identification for discrete mechanical systems with application to flexible object manipulation[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent

- Robots and Systems. Chicago, IL, USA;IEEE, 2014:898-905.
- [5] WU W, ZHOU H, GUO Y, et al. Peg-in-hole assembly in live-line maintenance based on generative mapping and searching network[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2021, 143(1):103797.
- [6] XIE Y, TIANJ, ZHU X X. Linking points with labels in 3D: a review of point cloud semantic segmentation [J]. Geoscience and remote sensing, 2020, 1(4):8-9.
- [7] QI C, SU H, MO K, et al. Pointnet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation [C]//In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2017:652-660.
- [8] QI C, YI L, SU H, et al. Pointnet ++: deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space[C]//In Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Cambridge:MIT Press, 2017:5105-5114.
- [9] HU Q, YANG B, XIE L, et al. Randa-net: efficient semantic segmentation of large-scale point clouds [C]//In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway:IEEE, 2020:11108-11117.
- [10] 王艺娴, 胡雨凡, 孔庆群, 等. 三维点云语义分割: 现状与挑战 [J]. 工程科学学报, 2023, 45(10):1653-1665.
- [11] PHAN A V, LE NGUYEN M, NGUYEN Y L, et al. Dgcnn: a convolutional neural network over large-scale labeled graphs[J]. Neural Networks, 2018, 108:533-543.
- [12] LI Y, BU R, SUN M, et al. Pointcnn: convolution on X-transformed points[C]//Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems. Cambridge:MIT Press, 2018:828-838.
- [13] WU W, QI Z, FUXIN L. PointConv: deep convolutional networks on 3D point clouds[C]//In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2019: 9621-9630.
- [14] THOMAS H, QI C, DESCHAUD J, et al. KPConv: Flexible and deformable convolution for point clouds[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway:IEEE, 2019:6411-6420.
- [15] ZHAO H, JIANG L, JIA J, et al. Point transformer [C]//In Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway:IEEE, 2021: 16259-16268.
- [16] WU P, LI W, YAN M. 3D scene reconstruction based on improved ICP algorithm[J]. Microprocessors and Microsystems, 2020, 75(1):103064.
- [17] LI P, WANG R, WANG Y, et al. Evaluation of the ICP algorithm in 3D point cloud registration[J]. IEEE Access, 2020, 99(1):1-1.
- [18] GAO H, YE C, LIN W, et al. Complex workpiece positioning system with nonrigid registration method for 6-DoFs automatic spray painting robot [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2020, 99(1):1-9.
- [19] LEE M, JEON Y, SON G. et al. Grain boundary conformed volumetric mesh generation from a three-dimensional voxellated polycrystalline microstructure[J]. Met Mater, 2018, 24(1): 845-859.
- [20] CHEN W, LIU J, TANG Y, et al. Automatic spray trajectory optimization on Bezier surface[J]. Electronics, 2019, 8(2):168-171.
- [21] 肖为忠, 赵大千, 吴卫, 等. 带电作业实训辅助监控系统场地三维建模及应用[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(3):127-131.
- [22] 覃杨, 付义洲, 许逵, 等. 基于点云数据的电力三维智能布点研究 [J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(7):51-55.

(上接第132页)

像的自动标注算法(算法2)、基于集成分类的自动标注算法(算法3)、基于LDA语言模型的自动标注算法(算法4)进行对比实验,实验结果显示,算法1的计算准确率为98.5%,而算法2、算法3、算法4的准确率只有88.7%、80.2%和75.4%。且算法1的Kappa系数为0.93,是4种算法中最高的。在将该算法应用于翻译软件中使用翻译文本进行仿真实验,结果显示,经过该算法优化后的翻译软件对隐形词汇语义翻译的准确率为98.9%,翻译软件的BLEU评分为0.92分,相较于优化前提高了0.19分。上述结果说明,研究提出的基于Transformer语言模型的自动标注算法能够对翻译文本中的隐形词汇进行标注并将其正确翻译,可以提高翻译准确率。但研究只考虑了中英文之间的翻译结果,该算法是否适用于其他语言还有待考察。

参考文献

- [1] 王娜, 刘魏娜. 基于课堂教学会话语料库的发言者分类算法研究 [J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(6):78-81.
- [2] ABIDIN Z, PERMATA P, ARIYANI F. Translation of the lampung language text dialect of nyo into the indonesian language with DMT and SMT Approach[J]. INTENSIF:Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Penerapan Teknologi Sistem Informasi, 2021, 5(1):58-71.
- [3] 李舒淇, 崔丹, 吴松. 基于智能算法实现多平台OPT协同翻译系统的设计[J]. 现代电子技术, 2023, 46(18):183-186.
- [4] 刘金硕, 黄朔, 邓娟. 面向PMVS算法的自动两级并行翻译方法 [J]. 计算机工程, 2022, 48(12):16-23.
- [5] 占思琦, 徐志展, 杨威, 等. 基于深度编码注意力的XLNet-Transformer汉-马低资源神经机器翻译优化方法[J]. 计算机应用研究, 2024, 41(3):799-810.
- [6] 郑晓梅, 钱正轩, 李刚, 等. 基于模型的移动应用功能场景自动标注方法[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(10):3039-3046.
- [7] 于志强, 余正涛, 黄于欣, 等. 基于多策略原型生成的低资源神经机器翻译[J]. 软件学报, 2023(11):5113-5125.
- [8] 杨晓莹, 赵敏, 郭杨杨, 等. 基于改进的EfficientDet的手语识别算法[J]. 微电子学与计算机, 2022, 39(2):84-91.
- [9] 郭满, 文莉莉, 孙苗. 注意力机制海洋场景图像理解算法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(10):231-239.
- [10] 高盛祥, 刘演, 余正涛, 等. 融合BERT与词嵌入双重表征的汉越神经机器翻译方法[J]. 计算机工程与科学, 2023, 45(3):546-553.
- [11] 韩松莘, 郭松辉, 徐开勇, 等. 基于帧结构的语音对抗样本重点区域扰动分析[J]. 计算机研究与发展, 2024, 61(3):685-700.
- [12] 丁邱, 迟海洋, 严馨, 等. 基于Transformer模型的问句语义相似度计算[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(3):887-893.
- [13] 胡章芳, 蹇芳, 唐珊珊, 等. DFSMN-T:结合强语言模型Transformer的中文语音识别[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(9):187-194.
- [14] 李瑾辉, 张国梁, 苏杨, 等. 基于深度卷积神经网络的端到端语音识别方法研究[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(6):55-59.
- [15] 武丹, 张鑫. 基于犹豫模糊语言投影算法的县级融媒体中心科技传播能力评价模型[J]. 技术经济, 2022, 41(8):123-135.
- [16] 何敏, 回丙伟, 易梦妮, 等. 基于目标增强和视觉跟踪的红外运动点目标半自动标注算法[J]. 红外技术, 2022, 44(10):1073-1081.