基于三维点云数据和可见图像的线缆曲率测量

陈鹏飞 刘锐鹏 肖健健 张洁妍
广东电网有限责任公司广州供电局 广东 广州 511400

摘 要 为了解决传统测量线缆曲率时效率低、误差大和人力成本高等问题，本文提出了一种基于点云和可见图像的线缆曲率测量方法。该方法通过结合深度相机拍摄的可见图像和深度图像进行分析和测量。首先，采用YOLOv8-seg实例分割模型从可见图像中准确地提取线缆特征，进而获取线缆中心线。随后，根据掩码图和深度图求解线缆中心线三维点云信息。最后，对三维空间点云进行平面拟合，采用最小二乘圆拟合法计算线缆曲率。结果表明，上述方法能够快速提取线缆特征，实现曲率的高精度测量，特别地，当相机平面与线缆所在平面角度小于30° 时可将测量误差控制在1%以内。本文的研究结果在测量线缆曲率方面具有重要应用价值。

关键词 曲率测量；计算机视觉；深度相机；特征提取

Cable curvature measurement based on three-dimensional point cloud data and visible images

Chen Peng-fei, Liu Rui-peng, Xiao Jian-jian, Zhang Jie-yan
Guangzhou Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 511400, Guangdong Province, China

Abstract In order to address the problems of low efficiency, high error and high labor cost in traditional cable curvature measurement, this paper proposes a cable curvature measurement method based on point cloud and visible images. The method analyzes and measures by combining the visible images and the depth images captured by the depth camera. First, the YOLOv8-seg instance segmentation model is employed to accurately extract the cable features from the visible images, and then the centerlines of the cables are obtained. Then, a three-dimensional point cloud representing the spatial coordinate information of the cable centerline is obtained based on the depth image. Finally, the curvature is ultimately calculated on the plane where the bending section is located by using the fitting circle approach. The results show that the above-mentioned method can quickly extract the features of the cable and achieve high-precision measurement of curvature. Particularly, when the angle between the camera plane and the plane where the cable is located is less than 30°, the measurement error can be controlled within 1%. Hence, this method has important application value in measuring cable curvature information.

Key words Curvature Measurement; Computer Vision; Depth Camera; Feature Extraction

线缆识别与曲率测量在电缆敷设中具有重要应用价值。敷设过程中需保证最小曲率半径，以避免损伤电缆结构与性能[1]。在终端塔、GIS筒入口、电缆沟转弯等处易出现半径不足问题，且不同电缆规格对应的曲率标准各异[2]。传统验收主要依靠皮尺与经验判断，效率低、环境受限，常依赖目测易产生误差。此外，电缆蛇形敷设时需根据电压等级、电缆尺寸、半节距及温度精确控制偏移量，传统测量方法操作烦琐且对精度要求高[3]。因此，基于三维点云与可见图像的线缆快速识别与曲率精确测量方法具有重要意义。

1 方法研究

1.1 基于YOLOv8-seg实例分割模型的线缆特征提取

本研究采用YOLOv8-seg实例分割模型提取线缆特征。相较于YOLOv5，YOLOv8通过改进结构和优化模块等方式，不仅保证了特征提取的高效性，同时也显著降低了计算复杂度，最终提升了模型整体的运行效率和性能[4]。而相对于YOLOv11，YOLOv8有官方的Ultralytics库，有良好的社区支持，部署成本更低，工程风险更小。同时，对于同样的场景，YOLOv8在训练精度上只是略低于YOLOv11，因此本研究使用YOLOv8模型[5]。

YOLOv8系列模型可用于目标检测、实例分割、关键点检测等任务。其中，实例分割模型用来识别图像中的各个对象并将它们与图像的其余部分分割开来。其输出是一组掩码，它们勾勒出图像中的每个对象，以及每个对象的类别标签和置信度分数。该特性与本研究需求契合——将线缆目标从复杂背景中完整地剥离出来，用掩码表示，这组掩码代表着目标线缆的特征。

采用YOLOv8-seg实例分割模型进行线缆特征提取按照如下流程开展：①采集一定数量的可见图像，将其按照一定比例分成训练集和测试集；②设置参数，包括训练轮数、早停时间、初始学习率等，开始训练；③训练完成后，查看训练参

数是否收敛，同时根据训练结果决定是否调整参数进行再次训练；④不断调整参数训练，直至训练参数调整至比较理想的值且预测效果较好，得到最佳模型；⑤利用最佳模型对目标线缆进行检测，提取线缆特征。

1.2 线缆特征到三维点云的转换

对得到的线缆掩码进行图像处理以减少噪声，进而提取线缆中心线。随后，为更好地估算其空间弯曲半径，可由空间点成像原理利用相机参数反向求解三维点云信息，获得线缆空间坐标。

线缆掩码与深度图的分辨率可能是不一致的。因此，利用Realsense SDK中的对齐方法将它们调整为相同大小。此时，掩码图片上的像素坐标与深度图上的像素坐标一一对应。

设掩码图中的某点的像素坐标为(u,v)，它在深度图中的坐标为(u,v,d)，对应到三维世界中的坐标为(X,Y,Z)。其中，d为深度图中该点的深度信息，且$d=Z$。利用相机内参矩阵可将像素坐标映射到三维坐标系中[6]：

$$Z\begin{bmatrix}u\\v\\1\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}f_x & 0 & c_x\\0 & f_y & c_y\\0 & 0 & 1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}X\\Y\\Z\end{bmatrix} \tag{1}$$

因此，三维坐标可通过下式计算出：

$$X=\frac{u-c_x}{f_x}\times d,\mathrm{Y}=\frac{v-c_y}{f_y}\times d,Z=d \tag{2}$$

1.3 线缆曲率测量

由于线缆在三维空间中的弯曲可能分布于不同平面，直接进行整体曲率测量会导致较大误差。为此，可将线缆分为若干个位于不同平面内的弯曲段，分别进行测量。对于处在同一平面的弯曲段，使用奇异值分解（Singular Value Decomposition，SVD）进行平面拟合，再将所有点投影到该平面上，进行后续的标准圆拟合，从而计算出该弯曲段的曲率。

1.基于SVD的平面拟合。对一组在三维空间中的点云进行平面拟合，且所有点到该平面的距离之和最小，可以证明，最优平面一定过其质心。因此，通过计算质心坐标，再得到与点云距离之和最小的平面的法向量，即可得到最优平面的方程。

假设m个三维点$P_i=(X_i,Y_i,Z_i)$，首先，可采用下式计算得到点云质心P_0：

$$P_0\left(\overline{X},\overline{Y},\overline{Z}\right)=\left(\frac{1}{m}\sum_{i=0}^{m}X_i,\frac{1}{m}\sum_{i=0}^{m}Y_i,\frac{1}{m}\sum_{i=0}^{m}Z_i\right) \tag{3}$$

下面计算通过点P_0的最优平面。设P_0到其他任一点的向量为p_0p_i，（i=1,2,⋯,m），将所有点的向量p_0p_i表示为一个m行3列的矩阵A：

$$A=\begin{bmatrix}X_1-\overline{X} & Y_1-\overline{Y} & Z_1-\overline{Z}\\X_2-\overline{X} & Y_2-\overline{Y} & Z_2-\overline{Z}\\\vdots & \vdots & \vdots\\X_m-\overline{X} & Y_m-\overline{Y} & Z_m-\overline{Z}\end{bmatrix} \tag{4}$$

当点云位于同一个平面时，设n为该平面法向量，有：

$$p_0p_i\cdot\boldsymbol{n}=0,\forall i\in\{1,2,\cdots,m\} \tag{5}$$

即$An=0$。对于有部分点在平面外的情况，要使该平面到所有点的距离之和最小，等同于要求解一个向量x，使得$\|Ax\|$最小。此时，可对矩阵A进行SVD分解：

$$A=U\sum V^T \tag{6}$$

式中，U—左奇异向量；Σ—奇异值矩阵；V—右奇异向量。且$V=\{v_1,v_2,v_3\}$，v_3是最小奇异值对应的右奇异向量，它指向数据变化最微弱的方向，与法向量方向一致。得到解向量$x=v_3$后再结合质心可确定唯一最优平面。

2.基于最小二乘法的标准圆拟合。根据曲率定义$K=1/R$即可得到曲率。由于噪声分布比较均匀，所以本研究采用最小二乘法拟合线缆段对应的圆[7]。

将线缆段三维点云坐标投影至拟合得到的平面，并转换为二维坐标点集合$\{(x_1',y_1'),(x_2',y_2'),\cdots,(x_m',y_m')\}$。圆的一般方程和误差函数可分别表示为：

$$x'^2+y'^2+ax'+by'+c=0 \tag{7}$$

$$E(a,b,c)=\sum_{i=1}^{m}\left(x_i'^2+y_i'^2+ax_i'+by_i'+c\right)^2 \tag{8}$$

采用最小二乘法最小化误差函数$E(a,b,c)$获得a、b、c的解，进而计算出拟合圆半径R，即可得到该测量段线缆的曲率。遍历所有测量段，完成整根线缆的曲率测量。

2 结果分析

2.1 实例分割模型训练及线缆特征提取效果

为验证YOLOv8-seg实例分割模型的线缆特征提取效果，使用自建线缆数据集进行训练。训练完成后，模型的输出结果如表1所示。

表1 不同轮次训练结果的指标变化

训练轮数	mAP0.5	mAP0.5∶0.95	F1分数
100	0.844	0.683	0.798
200	0.859	0.707	0.821
300	0.853	0.731	0.843

用于实例分割模型的度量指标包括精确率（precison，P）、平均精度（mean Average Precision，mAP）、召回率（Recall，R）、F1分数等。精确率的定义为在所有被模型预测

为正类的样本中，实际为正类的样本所占的比例，其表达式如下。高精确率意味着模型在做出正类预测时具有高度的可靠性。

$$P=TP/(TP+FP) \quad (9)$$

式中，真正例（True Positive，*TP*）—模型正确预测的正类样本；假正例（False Positive，*FP*）—模型错误预测为正类的负类样本。

mAP是某交并比阈值下的精确率均值。交并比（Intersection over Union，IoU）是模型预测框和实际标注框的重叠面积与两者总面积的比值。例如，设置IoU≥0.5意味着——若检测框和标注框重叠率≥50%，则模型预测正确。mAP0.5表示交并比阈值固定为0.5时的平均精度，是一个宽松的精度标准；而mAP0.5：0.95表示IoU从0.5到0.95，每隔0.05取一个阈值，计算每个阈值下的mAP，再取平均，它的精度标准更严格。

召回率的定义为模型正确识别出的正例样本数量占所有实际正例样本总数的比例，其表达式如下。高召回率，说明模型能够极大程度地减少正类样本的漏检。

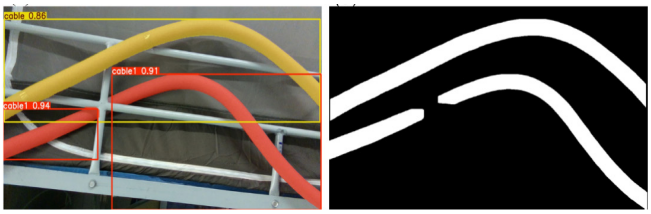
$$R=TP/(TP+FN) \quad (10)$$

式中，假反例（False Negative，*FN*）—模型错误预测为负类的实际正类样本。

调整置信度阈值会同时影响*P*和*R*，且两者通常是反向变化的，故不能单独根据*P*和*R*中的一个来衡量模型好坏。因此，引入F1分数（F1 Score），它综合考虑了*P*和*R*。F1越高，说明模型预测效果越好。

$$F1=2\cdot\frac{P\cdot R}{P+R} \quad (11)$$

当训练轮数达到300轮时，为避免过拟合，停止训练，且根据表1可知，此时模型的mAP0.5：0.95、F1分数均达到最高，证明其分割精度达到最佳状态。此外，使用该模型对目标线缆进行检测的效果如图1所示。由此可见，该模型能够有效提取线缆特征。获取特征后，可进一步应用于线缆曲率的测量。



叠加在可见图像上的掩码　　线缆掩码图

图1　线缆实例分割效果图

2.2 线缆曲率测量结果

为验证本方法在不同测量角度下的稳定性与准确性，搭建电缆模拟测试平台，采用本方法在多个角度区间下进行曲率测量，每个角度区间重复测量10次，计算误差，结果如表2所示。其中，角度是指相机拍摄方向与线缆所在平面法线的夹角。

本方法在不同测量角度下的曲率测量精度不同，总体上测量精度随测量角度的增加而下降。在15°～30°角度范围内，误差为0.2%，测量精度最高；在15°～30°角度范围内，误差稍有上升，为0.98%，但仍在1.0%以内；在30°～60°角度范围内，测量误差为1.2%，在30°～60°角度范围内，测量误差为1.2%。由此可知，本方法可在0～60°的测量角度范围内测量准确度较高，能够满足常规场合下的曲率测量要求。然而，在60°～75°角度范围内，测量误差大幅上升，达到9.9%，当相机平面与线缆弯曲段接近平行时，深度信息的提取与点云重建易受遮挡、视角形变等因素影响，导致精度下降，后续可通过融合多视角数据来提升极端角度下的鲁棒性。

3　结束语

本文提出了一种基于可见图像与三维点云的电缆曲率自动测量方法。该方法融合平面拟合与最小二乘圆拟合算法，能够自动识别电缆中心轴线并计算弯曲曲率，全程无须人工干预。文中详细阐述了电缆模型训练、点云提取、曲率计算流程及误差分析。结果表明，本方法能够准确测量电缆弯曲曲率，有助于高效完成敷设验收工作，并具备自动化部署的应用前景。

参考文献

[1]孙凯,邹沛洋.输电线路电缆铺设要点及施工技术研究[J].电气技术与经济,2025(9):370-372,375.

[2]宗鹏鹏.电力工程施工中电力电缆敷设技术分析[J].电工材料,2024(5):33-35.

[3]冯涛,陈雅琴,李浩浩,等.高压电缆蛇形敷设计算分析[J].电线电缆,2025,68(6):78-82.

[4]熊彬,魏登峰,张建民.基于改进YOLOv8n的轻量化棉花病虫害检测方法[J/OL].山东农业科学,2025(12):1-12.

[5]孙彬,张瑞玲,任辰锋,等.一种用于浅埋深煤层采动地裂缝的无人机影像实例分割方法[J].测绘通报,2025(11):78-83.

[6]蔡锦涛,赵立宏,叶佳伟,等.基于双目视觉的电缆空间位置测量系统[J].自动化与仪表,2025,40(6):84-88.

[7]江晓.图像测量技术及其应用研究[D].厦门:厦门大学,2008.

（本文编辑　曹　阳）