

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.03.059

单目相机与激光雷达点云融合的电力作业装备检测定位研究

翟世雄¹,白玉苓¹,张黎明¹,胡益菲¹,张雨蔚¹,任书楠²

(1. 国网天津市电力公司,天津 300010; 2. 北京国电富通科技发展有限公司,北京 100070)

摘要:针对电力作业过程中机器人对作业工具检测定位问题,提出一种融合单目相机图像与激光雷达数据的识别定位方法。识别作业工具上的二维码标记,得到其在相机坐标系下的位姿,以单目相机与激光雷达联合标定为基础,通过坐标变换得到该标记在激光雷达坐标系下的位姿;以该位姿计算标记平面的法向量为基准,通过过滤、聚类算法得到标记板的点云;融合两个标志板点云的特征计算出作业工具在激光雷达坐标系下的位姿。经过户外高强度光照条件下的实验验证表明,该方法可以有效地消除相机内参标定以及与雷达联合标定时产生的误差,能够准确地检测并定位电力作业工具在机器人操作空间中的位姿。

关键词:三维目标检测;多传感器融合;点云过滤;点云聚类;电力机器人

中图分类号:TP391.4 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2025)03-0306-05

Monocular Camera and LiDAR Point Cloud Fusion for Power Operating Tool Detection

ZHAI Shixiong¹, BAI Yuling¹, ZHANG Liming¹, HU Yifei¹, ZHANG Yuwei¹, REN Shunan²

(1. State Grid Tianjin Electric Power Company, Tianjin 300010, China;

2. Beijing Guodian Futong Technology Development Co., Ltd., Beijing 100070, China)

Abstract: For the detecting and positioning errors of operating tools by robots during the process of power operation, this paper proposes a sensor fusion method that integrates monocular camera image and LiDAR point cloud data. ArUco markers on the operating tool are detected, and their poses under the camera coordinate system are obtained. Based on the joint calibration between camera and LiDAR, the poses of marker planes under the LiDAR coordinate system are obtained through coordinate transformation. With the normal vector of the plane as the baseline, and the point clouds of the marker plates are obtained by the filtering and clustering algorithm. And the characteristics of the two marker plate point clouds are fused to calculate the pose of the operating tool under the LiDAR coordinate system. The experiment under outdoor high-intensity light conditions verifies that the proposed method can effectively eliminate the error caused by the camera intrinsic calibration and extrinsic calibration between camera and LiDAR, accurately detect and locate the pose of the power operating tool in robot operation space.

Keywords: 3D object detection; multiple sensor fusion; point cloud filter; point cloud cluster; electric robots

0 引言

近年来,随着人工智能与机器人技术的不断发展,带电作业机器人的发展取得了长足的进步,正在逐渐协助或取代电力工人完成各种配网带电作业任务^[1-2]。为了顺利完成作业,带电作业机器人不仅需要完成对作业目标主体的识别^[3],同样需要准确识别所使用的作业工具。为完成目标检测,常见的传感器有单目相机^[4]、深度相机^[5]或激光雷达^[6]等。

基于深度学习的 2D 图像目标检测算法是目前的主流方法,按原理主要可分为两类,一类是单

阶段算法,通过端到端的网络直接获取检测目标的位置和类别,常见有 YOLO 系列^[8-9]、SSD 系列等;另一类是双阶段算法,如 R-CNN 系列^[10-11]等,首先通过 RPN 网络生成一系列的候选框,再通过 CNN 网络对候选框进行合并、分类。虽然基于深度学习的 2D 图像目标检测算法具有较高的鲁棒性,但是对计算资源需求较高,实际运用检测结果中的包围框与实际目标重合精度有限。

基于激光雷达点云的目标识别现已广泛应用于自动驾驶,机器人等领域。目前在 3D 点云中进行目标检测主要分为两个方向,一个方向为人工对点云特征进行选取或使用模板匹配,比如利

基金项目:国网天津市电力公司科技项目(滨海-研发-2023-01)

第一作者简介:翟世雄(1990—),天津人,男,工程师,本科,研究方向为电力作业装备检测定位,shexsi12@163.com。

用电线几何特征为近似直线的特点,通过拟合优化从激光雷达点云数据中识别出电线^[12],或者将激光雷达原始点云分割成多个点云簇,根据不同电力设备外形几何特征,在各个点云簇中进行匹配,进而识别出对应的电力设备^[13];另一个方向为利用深度学习进行端到端的3D目标检测,如CHARLES、QI等^[14-15]首先对输入的点云进行输入变换和特征变换,再通过最大池化将特征整合在一起,最后通过多层卷积网络完成分类;ZHOU等^[16]首先将3D点云数据划分为一个个堆叠的相同大小的Voxel,经过点的随机采样以及归一化后,对每一个非空Voxel使用若干个VFE(voxel feature encoding)层进行局部特征提取,得到Voxel-wise Feature,然后经过3D卷积进一步抽象特征,最后使用RPN对物体进行分类检测与位置回归。

近些年,基于图像与激光雷达点云融合的目标检测方法同样受到了自动驾驶领域的广泛关注。如刘永刚等^[17]通过Fast-RCNN网络形成图像候选框,利用PointNet网络回归边界框和轻量级T-Net网络来预测检测目标点云的3D边界框参数;李文平等^[18]利用单阶段图像目标检测网络RetinaNet,将三维锚框映射到点云和图像的特征图上,利用ROI池化,将锚框在特征图上裁剪出的区域转换成相同大小并融合,最终输出目标边界框和类别。

由于目标电力作业机器人的硬件配置有限,因此本文选用二维码^[19]作为图像识别标记。使用二维码作为图形识别标志的优势在于:一方面二维码可以快速、准确、稳定地在图像中被识别出来;另一方面根据相机内参的标定结果可以得到已知尺寸二维码在相机坐标系下的空间位姿。然而,由于相机内参标定的误差,图像识别的位姿并不够精确。相对来说,激光雷达的点云可以提供目标物体在空间内的绝对位置信息。但由于物体表面反射强度以及环境光照强度等因素的影响,点云中存在一定的噪点,不易从中提取出目标物体所属点云。因此,融合定位可以结合图像识别目标提取的优势和雷达点云绝对位姿的优势,实现对目标物体的精确定位。

1 多传感器融合定位

1.1 激光雷达与相机联合标定

相机和激光雷达产生的数据都在其自身坐标系下,在进行数据融合时,需要将位姿数据在空间

上转换到同一个坐标系下。激光雷达坐标系到相机坐标系的位姿转换矩阵 T_L^C 为

$$T_L^C = \begin{bmatrix} R_L^C & t_L^C \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: R_L^C 为激光雷达坐标系到相机坐标系的旋转矩阵; t_L^C 为激光雷达坐标系到相机坐标系的平移矩阵。

图1表示激光雷达、相机与物体之间的空间转换关系,其中 O_L 为激光雷达坐标系, O_C 为相机坐标系, O_{UV} 为图像像素坐标系, P 为空间中的一点。

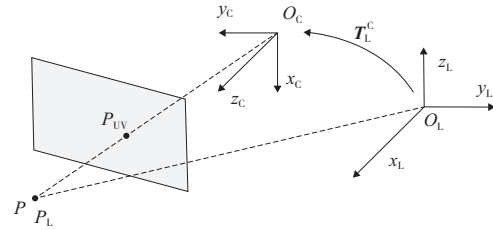


图1 激光雷达与相机坐标关系

物体上的点 P 在激光雷达坐标系下坐标为 P_L ,在相机坐标系下坐标为 P_C ,在图像坐标系下坐标为 P_{UV} ,则点 P_L 从激光雷达坐标系转换到相机坐标系下的计算方法为

$$P_C = R_L^C P_L + t_L^C = T_L^C P_L \quad (2)$$

点 P_C 从相机坐标系转换到图像坐标系下 P_{UV} 的计算方法为

$$P_{UV} = \frac{1}{Z} K P_C \quad (3)$$

式中: Z 为点 P 在相机坐标系下 z 轴的坐标; K 为相机的内参矩阵。结合式(2)、式(3)可得,激光雷达坐标系下的点 P_L 转换到图像坐标系下的计算方法为

$$P_{UV} = \frac{1}{Z} K T_L^C P_L \quad (4)$$

联合标定的过程分为两步,首先采用张氏标定法,使用标准棋盘格标定板对相机内参进行标定,获取相机的内参 K ;再采集若干套含有相同标志物的图像和三维点云数据,从对应的图像与点云中采集共视点的像素与三维坐标,即式(4)中的 P_{UV} 与 P_L ,带入式(4)中进行拟合优化,从而得到激光雷达坐标系到相机坐标系的外参标定矩阵 T_L^C 。

在实际标定过程中,共视点采集采用人工标注的方式,分别在采集的图像与点云中提取。首

先确定标定板位于相机与激光雷达的共同视野内,如图2所示。随后,在图像中采集标定板4个顶点的像素坐标 (u,v) ,对应的在点云中采集标定板4个顶点的坐标 (x,y,z) 。采集多组数据后,利用最小二乘法优化式(4),得到相机坐标系到激光雷达坐标系的外参。

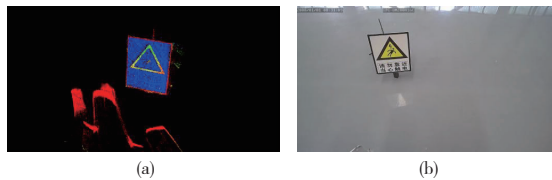


图2 联合标定数据点云与图像

1.2 图像识别与点云融合定位

本文提出的图像识别与点云融合的方法如图3所示。首先,基于二维码标志板为平面的特点,从图像识别返回的位姿中提取出其平面法向量,依据该平面法向量过滤点云,去除噪点;随后依据二维码的位姿裁切包含标志板点云的感兴趣区域(ROI),在其中使用聚类算法提取出标志板点云;最后通过融合点云特征值,得到作业工具的空间位姿。

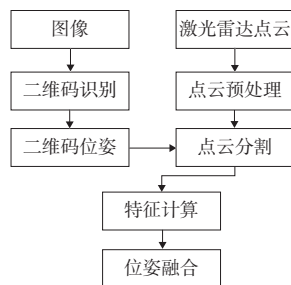


图3 融合定位流程图

1) 点云预处理

由于本文所使用的激光雷达为非重复扫描式激光雷达,为了使扫描视场内的点云密度达到理想要求,需要对扫描数据进行长时间积分,因此最终的点云数据 C_{raw} 中会存在大量的重复点以及噪点。此处使用体素过滤的方法对点云进行降采样处理 C'_{raw} ,本文选取体素尺寸为 $(1\text{ mm}, 1\text{ mm}, 1\text{ mm})$,此体素尺寸既可以保留高点云密度又可以去除由于长时间积分而累积的重复点,同时由于目标物体与激光雷达的相对位置较为固定,可以使用点云裁切的方式去除大量远距离点云,大大地降低点云样本数量,提升后续计算速度。

2) ROI 融合提取

根据相机内参标定以及相机与激光雷达外参标定的结果 T_L^C ,二维码识别可以得到其在激光雷达坐标系下的位姿 T_{tag-qr} 。依据此位姿设定ROI,提取包含二维码所在标志板的点云 C_{roi} 。从二维码位姿中提取出所在平面的法向量,并以此法向量为基准过滤ROI内点云。若点云中点的法向量与基准向量之间的夹角小于阈值则保留该点,其目的为仅保留属于标志板平面的点云 $C_{roi_filtered}$ 。考虑到内参、外参标定误差以及点云噪点,此处法向量过滤阈值设置为 20° 。

由于ROI区域内,仅有作业工具标志板面向雷达,且其相较于工具其他部位拥有最高的点云密度。本文通过DBSCAN(density-based spatial clustering applications with noise)聚类算法^[20],可以有效地去除掉边缘分散噪点并分离出高密度的标志板点云 C_{tag} 。

3) 位姿计算

受标志板表面反射强度、光照强度、非重复扫描长时间积分以及激光雷达本身测量误差的影响,单个标志板的点云包含大量的噪声,无法用以直接拟合标志板平面并确定作业工具坐标系。因此,本文中的待识别电力作业工具安装有两块处于统一平面、同样尺寸的标志板以消除点云噪声对检测定位计算的影响,并且将两块标志板的中心定义为作业工具的坐标系,作业工具标志板配置如图4所示。

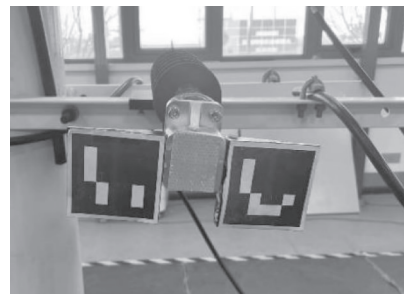


图4 作业工具标志板配置

基于两块标志板位于同一平面的特点,其点云中心的连线可以被视为作业工具坐标系的 y 轴 t_{ool_y} 。使用随机采样法(random sample consensus, RANSAC)拟合两块标志板点云共处平面 t_{ag_plane} ,其平面法向量可以视为作业工具坐标系的 x 轴 t_{ool_x} ,通过式(5)可以计算出作业工具坐标系 z 轴 t_{ool_z} 。取两块标志板点云中心的位置 t_{ag_center} 记为作业工具坐标系的原点,即偏移向量 t_{ool_center} ,旋转矩阵可通过式(6)所得,结合式(1)可得出作业工

具坐标系在激光雷达坐标系下的位姿。

$$t_{ool_z} = t_{ool_x} \times t_{ool_y} \quad (5)$$

$$R_{tool} = [t_{ool_x} \quad t_{ool_y} \quad t_{ool_z}] \quad (6)$$

综上所述,整体图像与点云融合算法处理流程如下。

输入:图像 image、点云 C_{raw}

输出:电力装备位姿 T_{tool}

#1.2.1 点云预处理

T_{tag1_qr}, T_{tag2_qr} = 二维码识别(image)

$T_{tags_center} = (T_{tag1_qr} + T_{tag2_qr})/2$

$C'_{raw} = VoxelFilter(C_{raw}, 1mm)$

#1.2.2 ROI 融合提取

C_{roi} = 点云裁切($C'_{raw}, T_{tags_center}, roi_dimension$)

$C_{roi_filtered}$ = NormalFilter($C_{roi}, normal_thresh$)

C_{tag1}, C_{tag2} = DBSCAN($C_{roi_filtered}, distance_thresh$)

$tag1_plane$ = RANSAC(C_{tag1})

$tag2_plane$ = RANSAC(C_{tag2})

#1.2.3 位姿计算

$\overrightarrow{tag1_center} = Centroid3D(C_{tag1})$

$\overrightarrow{tag2_center} = Centroid3D(C_{tag2})$

$\overrightarrow{lool_center} = (\overrightarrow{tag1_center} + \overrightarrow{tag2_center})/2$

$\overrightarrow{tool_X} = (\overrightarrow{tag1_plane.normal} + \overrightarrow{tag2_plane.normal})/2$

$\overrightarrow{tool_Y} = |\overrightarrow{tag1_center} - \overrightarrow{tag2_center}|.normalized$

$\overrightarrow{tool_Z} = \overrightarrow{tool_X} \times \overrightarrow{tool_Y}$

$R_{tool} = [\overrightarrow{tool_X} \quad \overrightarrow{tool_Y} \quad \overrightarrow{tool_Z}]$

$T_{tool} = \begin{bmatrix} \overrightarrow{tool_X} & \overrightarrow{tool_Y} & \overrightarrow{tool_Z} & R_{tool} \\ 0 & 1 & 1 & \end{bmatrix}$

2 实验结果与分析

2.1 实验配置

本文选用的激光雷达为电力作业机器人配备的 Livox Mid-70,相机为网络摄像头,关键技术参数如表 1 所示,具体安装方式如图 5 所示。为达到激光雷达视场内理想点云密度,扫描时间积分设置为 3 s。所有实验数据均采集自室外模拟测试环境,与实际作业时的环境、光照状态基本相同,如图 6 所示,能够验证机器人在实际作业时融合识别算法的有效性。实验所用计算平台配置如下:CPU 型号为 i5-8250U,主频 1.6 GHz,内存 8 G,操作系统为 Ubuntu16.04。

表 1 传感器主要参数

项目	Livox-Mid 70	网络相机
FOV	70.4°圆形	130°
测距随 机误差	$1\sigma(@20\text{ m}) \leq 2\text{ cm}$ $1\sigma(@0.2\text{ m} \sim 1\text{ m}) \leq 3\text{ cm}$	—
分辨率	—	1 920×1 080



图 5 相机与激光雷达安装方式

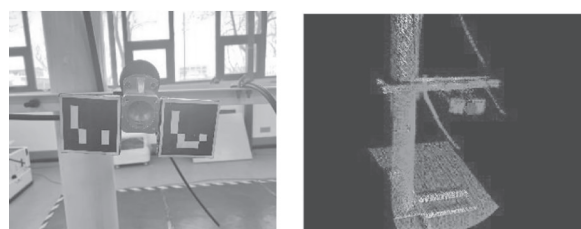


图 6 实验图像与激光雷达点云

2.2 实验步骤

首先采用章节 1.1 中描述的方法对激光雷达与相机进行外参标定。对共同视野内的标志牌(图 2 所示),采集一系列点云与图像的共视数据,人工标记标志牌的 4 个顶点在图像以及点云中的坐标,通过式(4)建立最小二乘优化,标定后采集电力装备的图像与点云数据用于进行装备识别定位的融合。如图 7 所示,在图像中二维码识别结果准确,直接将二维码位姿由相机坐标系转换至激光雷达坐标系下时,受标定误差的影响,二维码中心位姿与实际标志板点云存在一定偏移,红色点云显示出点云与预计标识板位姿框重合部分(本刊为黑白印刷,如有疑问请咨询作者)。

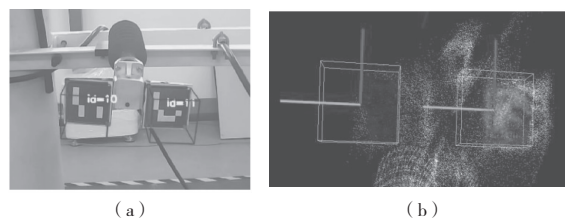


图 7 工具二维码识别结果

随后,根据算法 1 描述的方法融合二维码识别结果对工具标志板点云进行提取,提取的结果如图 8 所示。两个标志板的点云都成功地分离出来,其包围框的尺寸分别为长 0.126 m、宽 0.121 m 与长 0.123 m、宽 0.084 m,基本符合作业工具上的

标志板长宽尺寸。在融合计算作业工具位姿的过程中,由于作业工具与激光雷达的距离为 1 m 左右,因此依据激光雷达的测量误差(见表 1),RANSAC 拟合平面时的距离阈值设置为 2 cm。最终的计算结果中,点云坐标系下的作业工具坐标系基本与实际作业工具重合(图 9),能够满足机器人实际作业需求。

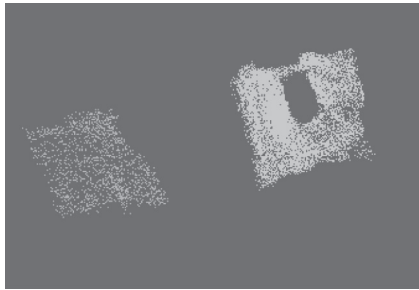


图 8 工具标志板点云分离结果

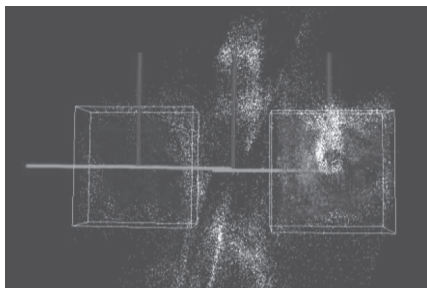


图 9 融合定位结果

2.3 实验分析

通过在图像中精确二维码识别得到的三维位姿信息可以有效地提升从原始点云中提取目标点云效率以及精准度,从而实现作业装备的三维检测与定位。同时,由于此方法不依靠深度学习,在算力有限的电力作业机器人平台也可以有效运行。

3 结语

本文提出了一种针对电力作业装备的融合单目相机图像与激光雷达点云的目标检测定位方法,该方法首先通过相机识别作业工具上的二维码标记,然后通过坐标变换得到标记平面在激光雷达坐标系下的位姿,随后利用过滤、聚类算法得到标记板的点云,并计算出其位姿;最后,融合两个标志板点云的特征计算出作业工具在激光雷达坐标系下的位姿。

经实验验证,该方法可以有效地消除相机内参标定以及与雷达联合标定时产生的误差,准确

检测并定位电力作业工具在机器人操作空间中的位姿。然而,此种融合检测定位方法仅适用于二维码标志板处于非逆光的光照环境下,因为逆光环境可能会影响相机的识别效果。同时,为了有效地识别出二维码的位姿,标志板平面与相机焦平面的夹角不宜过大。

参考文献:

- [1] 牛振勇,钟晓莹,卢蓬锋,等. 基于机器视觉的配网带电作业机器人障碍物识别[J]. 计算技术与自动化, 2024, 43(3): 148-152.
- [2] 王健,孙路,杜楠楠,等. 配电网带电作业机器人的功能与应用[J]. 电力与能源, 2024, 45(4): 518-520.
- [3] 任青亭,李帅,吕鹏,等. 面向配网带电作业机器人的激光雷达与视觉系统融合定位[J]. 测绘通报, 2021(2): 98-102, 116.
- [4] YUAN J, ZHU W B, DONG X L, et al. A novel approach to image - sequence - based mobile robot place recognition[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2021, 51(9): 5377-5391.
- [5] SUN Q X, YUAN J, ZHANG X B, et al. Plane-edge-SLAM: seamless fusion of planes and edges for SLAM in indoor environments [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2021, 18(4): 2061-2075.
- [6] 高红梅,杨海成,李云涛. 电力巡线树障激光雷达检测方法设计[J]. 测绘与空间地理信息, 2024, 47(12): 175-177.
- [7] GONG Y S, SUN F C, YUAN J, et al. A two-level framework for place recognition with 3D LiDAR based on spatial relation graph [J]. Pattern Recognition, 2021, 120: 108171.
- [8] 陈波波,雷远彬,张吉磊,等. 基于 YOLO 算法的牛体姿态估计研究[J]. 大理大学学报, 2024, 9(12): 58-64.
- [9] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement [J]. ArXiv e-Prints, 2018: arXiv: 1804. 02767.
- [10] 胡昭华,王长富. 改进 Faster R-CNN 的遥感图像小目标检测算法[J]. 计算机工程与科学, 2024, 46(6): 1063-1071.
- [11] 张代聪,李倩,余继龙,等. 图像角点与点云曲率渲染边界特征下的雷视一体标定[J]. 西安工程大学学报, 2025, 39(2): 109-117.
- [12] 武星,汤凯,李兴达,等. 多视角雷达点云融合的移动机器人集群跟踪[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(12): 175-186.

(下转第 314 页)

- 收稿日期:2023-08-18

- [13] 郭子明. 基于激光雷达点云的目标识别与跟踪方法[J]. 照明工程学报, 2023, 34(5): 64-67.
- [14] CHARLES R Q, HAO S, MO K C, et al. PointNet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation [C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 77-85.
- [15] QI C R, YI L, SU H, et al. PointNet: deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space [J]. ArXiv e-Prints, 2017: arXiv: 1706. 02413.
- [16] ZHOU Y, TUZEL O. VoxelNet: end-to-end learning for point cloud based 3D object detection [J]. ArXiv e-Prints, 2017: arXiv: 1711. 06396.

- 收稿日期:2023-08-24