

doi: 10.7690/bgzd.2025.03.022

基于多元融合的输电线路螺栓边缘检测算法

谢 敏, 李 烨, 钱 磊, 任伟峰, 顾 敏, 陈 健

(无锡广盈集团有限公司输电工程分公司, 江苏 无锡 214000)

摘要: 针对输电线路螺栓的机器人定位问题, 提出基于多元融合的输电线路螺栓边缘和位姿检测算法。对螺栓图像进行预处理, 通过 Canny 模块进行边缘检测, 进行连通域分析去噪, 通过 Graham 扫描模块提取出完整螺栓轮廓。通过大量实验将该算法与其他检测算法进行对比, 结果表明: 相比其他 4 种算法, 该算法能更好地检测出输电线路设备中的螺栓轮廓, 在螺栓背景对比度较低时, 依然能保持良好优势, 并能根据其位姿检测算法进行机械臂定位。

关键词: 电力巡检机器人; 图像预处理; 图像轮廓检测; 位姿检测; 视觉检测

中图分类号: TP751 **文献标志码:** A

Bolt Edge Detection Algorithm for Transmission Line Based on Multivariate Fusion

Xie Min, Li Ye, Qian Lei, Ren Weifeng, Gu Min, Chen Jian

(Power Transmission Engineering Branch, Wuxi Guangying Group Co., Ltd., Wuxi 214000, China)

Abstract: In order to solve the problem of robot positioning of bolts on transmission lines, an algorithm for detecting the edge and pose of bolts on transmission lines based on multivariate fusion is proposed. The bolt image is preprocessed, the edge is detected by Canny module, the noise is removed by connected domain analysis, and the complete bolt contour is extracted by Graham scanning module. Through a large number of experiments, the algorithm is compared with other detection algorithms, and the results show that compared with the other four algorithms, the algorithm can better detect the bolt contour in the transmission line equipment, and can still maintain a good advantage when the bolt background contrast is low, and can locate the manipulator according to its pose detection algorithm.

Keywords: power inspection robot; image preprocessing; image contour detection; pose detection; vision detection

0 引言

随着社会的发展和电力需求的增加, 输电线路的分布变得更加广泛^[1-2]。以大庆油田为例, 当前 110 kV 输电线路 73 条 1 000 多 km, 66 kV 输电线路 1 条约 16 km, 35 kV 输电线路 433 条近 2 800 km^[3]。输电线路中大多采用的是螺栓连接, 螺栓的松动与脱落是引起输电线路故障的主要因素^[4]。传统的输电线路电力巡检需要专门的巡检人员进行线路的巡查和检修, 而人工进行高空带电作业时需要在野外高空环境下进行作业、接触高压设备, 具有极高的安全风险。我国电网正迈向智能化的新时代, 传统的人工输电线路巡检已逐渐被带电作业机器人进行远程巡检与识别的方法所替代, 大量的图像识别与处理的方法被应用于电力巡检场景^[5-6]。

近年来, 电力巡检机器人通过摄像头拍摄输电线路上的螺栓, 通过目标检测技术对螺栓进行识别与测距并辅助机械臂进行定位。对螺栓的目标检测, 采用边缘检测算法可以将目标从背景中分离出来,

从而进行检测。目前, 边缘检测算法被广泛的应用于多种场景, 所使用的算法已有大量研究。文献[7]使用基于边缘检测的背景分割算法设置 ROI 区域, 图像在 ROI 内进行轮廓提取和 3 次样条插值补偿, 再使用高斯拟合法进行亚像素边缘提取, 获得更高精度的轮廓图像。文献[8]提出一种改进的 Alpha-shapes 轮廓线提取算法, 该方法筛选由 Alpha-shapes 算法提取的初始轮廓点; 然后用道格拉斯普克算法确定关键轮廓点; 最后通过强制正交优化提取准确的轮廓线, 实现了建筑物轮廓线的提取。文献[9]使用一种基于改进 Canny 算子的图像边缘检测算法, 使用多级阈值非对称剪裁中值滤波来代替高斯滤波, 有效去除了椒盐噪声, 实现了更好的边缘提取效果。文献[10]运用改进后的自适应高斯阈值进行轮廓检测, 在明亮清晰和模糊暗淡的图像方面均优于 Canny 边缘检测。

以上方法虽然取得了一定的效果, 但泛化性能较差, 针对在复杂背景下的螺栓图像准确度不高。

收稿日期: 2024-07-08; 修回日期: 2024-08-14

基金项目: 无锡广盈集团有限公司输电工程分公司 2024 年电力塔攀爬机器人研究服务 (GYKJ202302)

第一作者: 谢 敏(1993—), 男, 四川人, 硕士。

随着深度学习的不断发展,该技术也广泛应用于边缘检测中。文献[11]设计了一种具有循环卷积的细胞神经网络(CellNN),以提取信息丰富的图像轮廓。将 LBP 的多尺度纹理特征和深度 CellNNs 的边缘特征进行融合,得到边缘信息。文献[12]基于深度学习提出一种深度特征融合的 YOLOv5-SegNet 绝缘子串边缘提取方法,实现了航拍图片中绝缘子串的边缘提取。文献[13]提出一种基于注意力的边缘提取网络,利用 U-Net 和注意力网络混合的模型提取图像特征,并采用多层感知器(MLP)对特征进行分类,获得清晰的轮廓。针对位姿检测场景中,文献[14]设计了一种具有通道注意力及并行结构的骨干网络替换 DOPE 算法中的 VGG-19 骨干网络,提高了模型对于螺栓等小型目标的位姿检测能力。以上方法均能显著的提高目标轮廓的检测,但此类方法需要大量数据集进行网络的训练,计算量过大,不适用于巡检机器人的应用场景。

综合以上情况,笔者设计一种多元融合算法进行螺栓边缘检测算法,可以在复杂环境下进一步提高螺栓识别的准确性,并根据其位姿检测算法进行机械臂定位。

1 基于多元融合的输电线路螺栓边缘检测

螺栓紧固带电作业机器人在进行作业时,需对目标螺栓进行识别与定位。螺栓边缘检测技术能够从复杂的背景中准确识别螺栓的边缘,计算出螺栓的精确位置和姿态,为机器人提供关键的引导信息。通过螺栓边缘检测,机器人可以实时监测螺栓的状态,提供反馈信息,如果检测到螺栓位置有偏差或紧固状态不理想,机器人可以根据这些反馈进行实时调整,确保紧固作业的高质量完成。以下为笔者针对金具螺栓所设计的多元融合螺栓边缘检测算法。

1.1 图像预处理

1) 图像矫正。

机械臂在运动过程中,由于镜头畸变的存在,导致机械臂产生很大的定位误差^[15]。图像畸变会导致图像中的直线弯曲或者图像边角的拉伸等失真现象。畸变通常可以 Brown 模型来描述,包括径向和切向畸变 2 部分。径向畸变对图像影响非常大,越靠近图像边缘,畸变影响越明显,导致原始图像失真,故图像矫正是视觉定位工作中的必要步骤。

进行畸变矫正时需要根据其坐标变换关系进行相关计算,变换关系可以通过以下公式表示:

$$\left. \begin{aligned} x_0 &= x(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + x + \\ &\quad 2p_1 xy + p_2(r^2 + 2x^2) \\ y_0 &= y(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + y + \\ &\quad 2p_2 xy + p_1(r^2 + 2y^2) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: (x_0, y_0) 为畸变后点的归一化坐标; (x, y) 为 3 维空间点投影到归一化平面时的归一化坐标; k_1, k_2, k_3, p_1, p_2 分别为径向畸变系数与切向畸变系数,系数可以利用张正友标定方法^[16-17]对相机内参数据进行标定。

2) 图像二值化。

图像二值化是图像分割中常用的一种方法,通过设定一个阈值,将图像中的像素值与该阈值进行比较,将大于阈值时将其灰度值设为 0,将小于阈值的灰度值设为 255。最终图像便转换为只有黑白 2 种颜色的二值图像,其数学表达式为:

$$f(x) = \begin{cases} 0 & x < T \\ 255 & x > T \end{cases} \quad (2)$$

图像经过二值化处理后图像中的数据量将大为减少,更能凸显图像中目标的轮廓,便于轮廓的提取。

3) 图像降噪。

图像在其数字化与传输过程中会受到自身成像设备的影响产生噪声污染,如高斯噪声、椒盐噪声等^[18]。椒盐噪声的存在会对图像的清晰度和细节造成破坏,尤其是在进行边缘检测时椒盐噪声会对算法产生很强的干扰。笔者采用中值滤波算法对螺栓图像进行降噪处理^[19-21],相关流程如图 1 所示。中值滤波算法是选用一定规格的窗口在原图像上进行滑动,将窗口中的像素值进行排序,取中间值为窗口中心像素新的灰度值,以此消除图像中的椒盐噪声。

10	10	10	10	10
10	3	4	5	10
10	10	0	6	10
10	9	8	7	10
10	10	10	10	10

(a) 中值滤波前

10	10	10	10	10
10	3	4	5	10
10	10	6	6	10
10	9	8	7	10
10	10	10	10	10

(b) 中值滤波后

图 1 中值滤波流程

中值滤波不涉及权重的计算,对于一个大小为 $(2k+1) \times (2k+1)$ 的滤波器窗口,其 k 代表半径,窗口中心位置为 (x, y) ,滤波后的像素点值为 $Z(x, y)$,则中值滤波的数据公式如下:

$$Z(x, y) = \text{median}(P_1, P_2, \dots, P_{(2k+1)^2}) \quad (3)$$

式中 $P_1, P_2, \dots, P_{(2k+1)^2}$ 为窗口中所有像素点的值。这些

像素点值按照强度进行排序，然后取这些值中间的值作为中值，即 `median` 表示中值操作。图 2 为中值滤波对螺栓图像去噪效果。

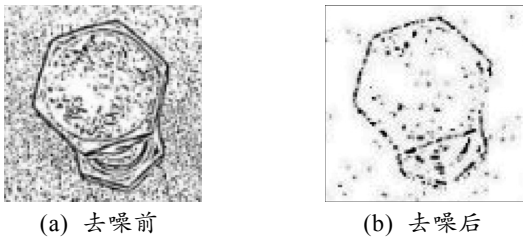


图 2 中值滤波效果

1.2 螺栓紧固机器人

如图 3 所示，笔者设计的螺栓提取算法应用于面向高压输电线路的螺栓紧固带电作业机器人，本机器人主要包括主控制器、电源模块、摄像头模块、机械臂模块、电机伺服、电机控制器、电机、导线滚轮、滑台托架、陀螺仪、电动扳手等部分。机械臂末端搭载的摄像头，用于视觉识别并配合机械臂进行定位。带电作业机器人通过等电位作业的方式进行输电线路带电作业，机器人吊装至输电线上后，通过电机驱动前进至工作区域，控制机械臂使末端扳手靠近待作业螺栓。通过本文中算法辅助，控制机械臂末端扳手对准螺栓，完成螺栓紧固作业。



图 3 螺栓紧固带电作业机器人

1.3 算法框架

笔者采用的多元融合螺栓边缘检测算法将 Canny 算子、连通域分析和 Graham 算法三者结合，其算法框架如图 4 所示。首先，使用 Canny 算子对

螺栓图像进行边缘检测，得到二值化的边缘图像；之后进行连通域分析，得到每个连通组件的标签矩阵和统计信息。通过长度筛选进行连通域去噪并选择轮廓，筛选出感兴趣的连通组件作为轮廓候选；然后，利用 `findContours` 函数得到轮廓的数学信息，计算轮廓周长且使用多边形近似函数，得到近似的顶点数。对轮廓进行多边形近似筛选，进一步缩小轮廓候选范围；最后，对于每个轮廓候选，反向应用 Graham 算法对连通组件的边界点进行排序和提取，得到最终的六边形螺栓轮廓。3 个算法的结合可以实现轮廓检测的完整流程。Canny 算子用于边缘检测，提取初步的边缘信息；连通域分析则将边缘信息进行分析，得到连通组件的标签和统计信息；Graham 算法应用在连通组件的边界点集中，提取代表轮廓的点，形成最终的轮廓。

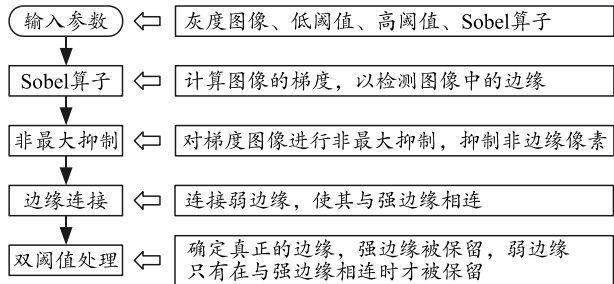


图 4 Canny 算子边缘检测流程

使用多元融合算法可以有效地实现轮廓检测，更好地处理噪声，并保持轮廓的连通性，还可以在检测的轮廓基础上进行后续处理和分析。

1.4 Canny 模块

如图 5 所示，笔者使用的 Canny 模块^[22-23]是一种经典的边缘检测算法，常用于图像处理中的轮廓检测，但其输出只是边缘轮廓。为了得到更便于处理的轮廓数学信息，并根据其包含的数学信息进行图像算法处理完成对轮廓的操作，利用 OpenCV 库中 `findContours` 函数对螺栓二值化图像轮廓进行信息提取，并将其存储为一个轮廓向量。

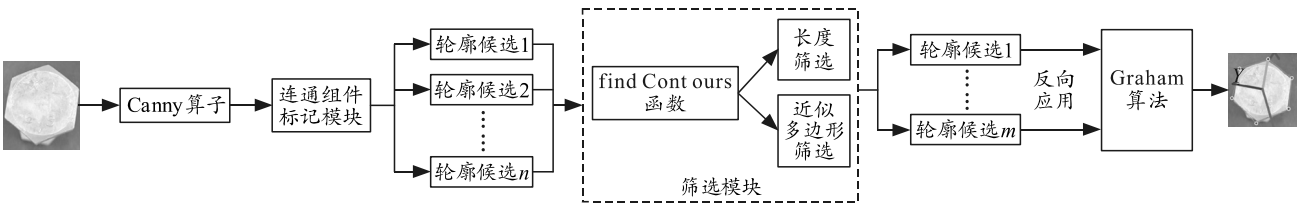


图 5 多元融合算法框架

Canny 算子的输出是一个二值化图像，其中边缘像素被标记为红色，非边缘像素被标记为黑色。`findContours` 函数的输出是一个轮廓向量，其中每

个轮廓由一系列点组成。可以通过遍历轮廓向量来获取每个轮廓的信息，如轮廓的面积、周长、边界框等。

1.5 连通组件模块

笔者采用的连通组件模块^[24]如图 6 所示。本模块可以有效去除图像中的小噪声,并提取出感兴趣的轮廓或目标。当进行基于连通域的去噪并轮廓提取时,可以按照以下步骤进行:首先,进行图像预处理,得到二值图像;然后,进行连通域分析:使用连通域分析算法,连通组件标记算法,可使用 OpenCV 库中用于连通域提取的函数 `cv2.connectedComponentsWithStats` 将图像中的白色区域划分为不同的连通域。这些连通域由具有相邻像素且像素值相同的像素组成。

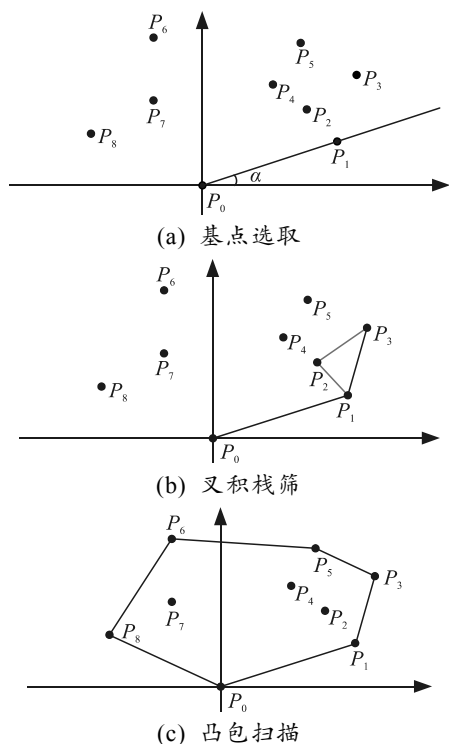


图 6 Graham 扫描法流程

算法实现流程如图 7 所示。之后进行去噪处理,根据特定的准则或阈值,筛选出满足条件的连通域。这样可以去除图像中的小噪声,只保留重要的连通域。通常可以根据连通域的面积、周长等属性进行筛选。

基于连通域的去噪并轮廓提取是一种常用的图像处理技术,可以应用于许多领域,如物体检测、目标识别、图像分析等。通过将图像中的噪声去除并提取出感兴趣的轮廓,可以为后续的图像分析和计算提供更准确的结果。

1.6 Graham 模块

笔者采用的 Graham 模块如图 7 所示。该模块对筛选过后的连通组件进行扫描算法,对

`findContours` 函数输出的数学信息,进行遍历扫描:首先,在给定点集中寻找纵坐标最小的点作为起点 P_0 ,若存在多个点该条件,则在其中找到横坐标最小的点;其次,将整个点集进行平移直至起点 P_0 作为该 2 维平面的原点,以原点为起点对点集中其他点进行排序命名,以 P_0 为极点,其向右方向为极轴,计算其余个点相对于 P_0 的极角,并按极角大小对其余各点进行排序 $P_1, P_2, \dots, P_8$ 。当极角相同时,则按照距离 P_0 的大小按顺序进行排序,较近的点排在前面;最后,进行寻找凸包,用 P_0 和 P_1 与 P_2 去构建向量 $\overrightarrow{P_0P_1}$ 和 $\overrightarrow{P_0P_2}$,当 $\overrightarrow{P_0P_1} \times \overrightarrow{P_0P_2} > 0$ 时, P_0, P_1, P_2 均入栈;之后使 P_1, P_2 出栈和 P_3 构建向量 $\overrightarrow{P_1P_2}$, $\overrightarrow{P_1P_3}$,此时 $\overrightarrow{P_1P_2} \times \overrightarrow{P_1P_3} < 0$,此时将 P_1 和 P_3 入栈。以此类推, P_1 和 P_3 出栈和 P_4 构建向量,当向量的叉乘积大于 0 时,三者都进栈,否则中间点出栈,直至遍历点集中所有点。

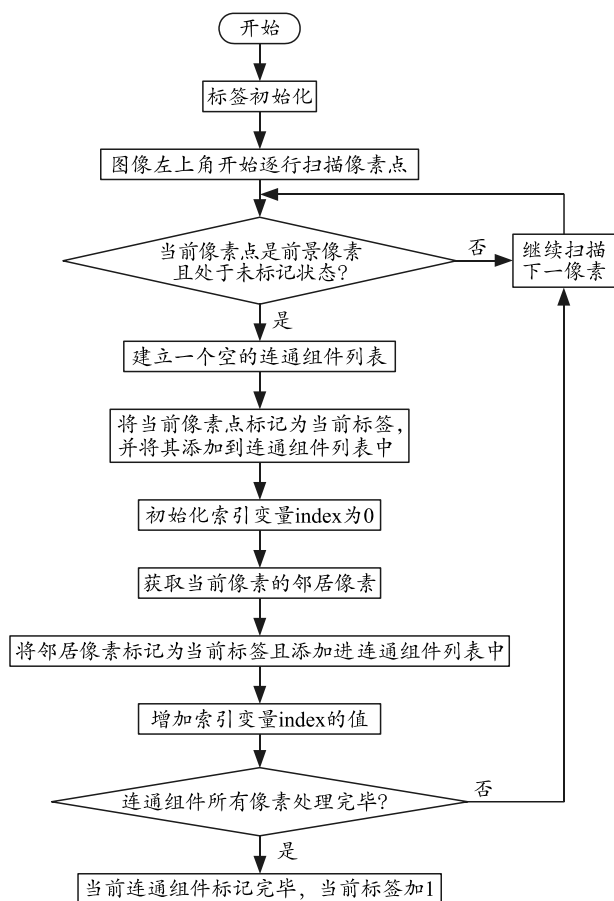


图 7 连通组件标记算法流程

2 实验结果及分析

本算法实验通过 CPU 为酷睿 i5-12490F (2.5 G、10 核)、GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 4060Ti (显存为 16 GB)、内存为 32 GB 的电脑上运行,编程环境

为 Python3.11.4。

2.1 主观性能评价

笔者根据电力巡检机器人工作的不同场景特点，将图片划分为易检测组与复杂检测组。其中易检测组的螺栓图像与背景融合程度小、区分程度高，且螺栓图片拍摄清晰。反之，复杂检测组的螺栓图像与背景融合程度大、区分不明显，并且部分螺栓图像拍摄效果一般。

笔者将3种模块算法进行组合实验，通过对比选取出检测效果最好的方法。使用连通域分析与Graham扫描算法结合，则只能根据输入的边缘图像或点集来提取轮廓。失去Canny算子进行边缘检测，便不能得到精确的边缘信息，从而使得精确性下降。使用Canny算子与连通域分析相结合时，失去Graham进行提取凸包的步骤，会使得边缘检测结果出现非凸轮廓边缘的情况。

1) 易检测组。

易检测组中的螺栓图像背景较为简单，目标图像与背景的区分程度高。对于焦距准确、图像清晰、背景干扰少的图片，本文中算法能较为完整的检测出螺栓轮廓。本文中算法与其他算法的效果对比图如图8所示。

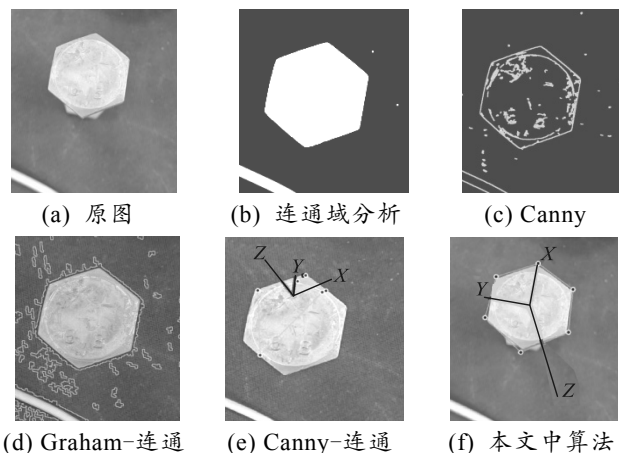


图8 易检测组主观性能对比

由图8可知：Graham-连通算法不使用Canny算法则无法得到准确的边缘信息，且噪声影响较大；Canny-连通算法不使用Graham扫描法时，提取出的轮廓可能为非凸多边形，导致轮廓检测准确度不高。笔者所使用的多元融合算法，能在较为简单环境背景下的螺栓图像中完整检测出螺栓轮廓。

2) 复杂检测组。

本文中算法依托带电巡检机器人的视觉平台，当螺栓处于高压输电线路路上时，其与背景的融合程

度较高、区分程度不明显，检测的难度也随之增大。而笔者所使用的算法在复杂背景下依然保持着良好的检测效果。其主观性能对比如图9所示。

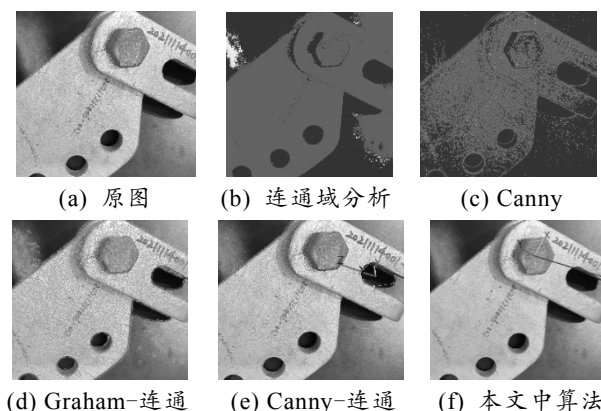


图9 复杂检测组主观性能对比

将本文中算法应用于螺栓紧固机器人平台，针对输电线路路上使用的防震锤、U型锁等设备，使用双目相机对此类设备上的螺栓进行实时检测。其双目相机实时检测效果如图10所示。

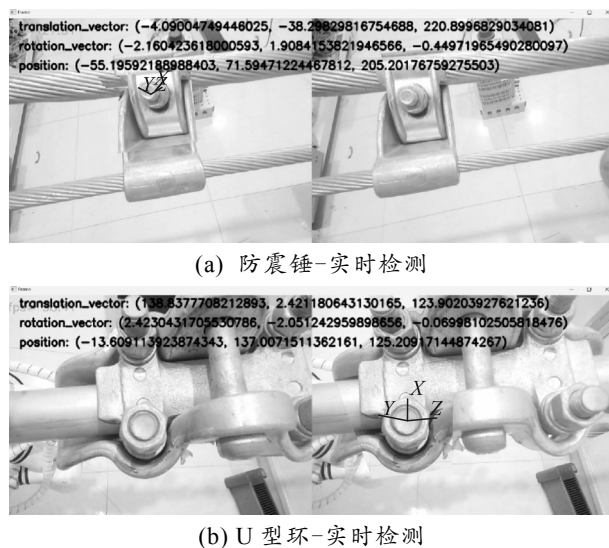


图10 双目相机实时检测效果

对此进行实验分析。Canny算子进行轮廓检测时对噪声敏感受噪声影响较多，当噪声过多或强度较大时，便可能导致最终的检测结果错误；因此，Canny算子进行螺栓轮廓检测时不适用于复杂背景，可能会产生错误的边缘检测结果。当图像中存在纹理复杂、边缘较弱或者强度变化较小的情况时，使用Canny算子可能会无法正确检测出轮廓或产生不连续的边缘。使用基于连通域的去噪算法进行轮廓提取时，进行去噪步骤仅适用于拥有相对均匀的噪声分布的图像场景。在图片背景存在非均匀噪声的情况时，使用基于连通域分析的去噪方法便可能

无法准确地识别到需要去除的噪声区域,从而使得轮廓检测结果不准确。

通过图 8-10 可知:无论是易检测组,还是复杂检测组,在其他检测算法检测准确率下降,出现噪声、误检等问题时,本文中算法均能较为完整地检测出螺栓轮廓,有较好的检测效果。

Canny-连通算法通过边缘检测进行轮廓提取,同时连通域分析保证了轮廓的连通性。Graham-连通算法主要通过图像点集进行轮廓检测。本文中算法通过边缘检测与连通域分析进行轮廓检测,同时通过 Graham 算法保证轮廓的完整性。3 种算法在进行输电线路螺栓检测时,由于图像轮廓与背景区分度低,Canny-连通和 Graham-连通在进行检测时,不能保证输出轮廓的完整性,同时背景中含有的大量噪声也会对检测造成干扰。本文中算法在进行边缘检测的同时利用连通组件的特性进行去噪筛选,通过检测出的边缘点集进行凸包扫描,保证了输出轮廓的完整性。

2.2 螺栓位姿检测

笔者针对提取出的螺栓轮廓设计出位姿检测算法,得到目标螺栓处于坐标系中的整体位置与旋转向量,进而进行螺栓紧固机器人的定位使得机械臂末端扳手对准目标螺栓。

1) 螺栓位置检测。

对提取出的六边形螺栓轮廓使用多边形近似函数,得到近似的顶点数。遍历多边形所有顶点像素,取某个顶点像素 (x_c, y_c) 为起始点,其中变量 $c \in [0, 5]$,表示第 $c+1$ 个顶点。对多边形顶点像素点集 $\{(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_5, y_5)\}$ 中元素进行两两配对并构成线段,且对所构成的线段求取中点 $M_{01}, M_{02}, \dots, M_{45}$ 以及垂直中分线 $l_{01}, l_{02}, \dots, l_{45}$, 其中,

$$\left. \begin{aligned} M_{01} &= ((x_0 + x_1)/2, (y_0 + y_1)/2) \\ M_{02} &= ((x_0 + x_2)/2, (y_0 + y_2)/2) \\ &\vdots \\ M_{45} &= ((x_4 + x_5)/2, (y_4 + y_5)/2) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

$$\left. \begin{aligned} l_{01} &= \frac{x_0 - x_1}{y_1 - y_0}x + \frac{(y_1^2 - y_0^2) + (x_1^2 - x_0^2)}{2(y_1 - y_0)} \\ l_{02} &= \frac{x_0 - x_2}{y_2 - y_0}x + \frac{(y_2^2 - y_0^2) + (x_2^2 - x_0^2)}{2(y_2 - y_0)} \\ &\vdots \\ l_{45} &= \frac{x_4 - x_5}{y_1 - y_5}x + \frac{(y_1^2 - y_5^2) + (x_1^2 - x_5^2)}{2(y_1 - y_5)} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

任意顶点间的中垂线必过六边形的中心 O_L ,依次求取各中垂线的交点得到其交点点集 $\{I_0, I_1, \dots, I_m\}$ 。对交点点集中的各交点作为候选圆心,以设定的阈值为半径并形成窗口。求取交点数目最多的窗口,将该窗口中所有交点坐标取平均值,则所求平均值为该六边形的中心位置。

2) 螺栓姿态检测。

对螺栓轮廓图像进行姿态检测^[25],取螺栓的中心位置点为原点,过该点且平行于图像像素坐标系 X 轴的线段 $O_L X$ 。在六边形顶点像素点集中遍历寻找纵坐标最大的点 (x_i, y_i) 与原点连为线段 $O_L O_i$,计算两线段之间的夹角 θ ,描述螺栓姿态信息。根据求出的姿态信息 θ ,运用罗德里格斯公式求出旋转矩阵,通过旋转矩阵,可以将螺栓轮廓在 3 维空间中的位置和姿态转换为相机坐标系中的位置。这样,可以实现目标对象在相机坐标系中的定位,确定目标对象在相机坐标系中的位置和姿态。其求取出的螺栓姿态信息 θ ,如图 11 所示。

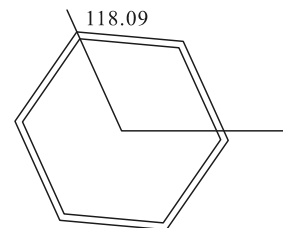


图 11 螺栓六边形姿态信息

罗德里格斯公式(Rodrigues' rotation formula)^[26]是一种将旋转向量转换为旋转矩阵的公式。旋转向量和旋转矩阵是描述物体旋转的 2 种常见表示形式之间的转换关系。

罗德里格斯公式的数学表达如下:

$$R = I + \sin(\theta)K + (1 - \cos(\theta))K^2. \quad (6)$$

式中: R 为 3×3 的旋转矩阵; I 为单位矩阵; θ 为旋转角度; K 为 3×3 的反对称矩阵,表示旋转轴向量的叉积矩阵。其中,矩阵 K 的定义如式(7)所示, k_x, k_y, k_z 为旋转向量的 3 个分量。

$$K = \begin{bmatrix} 0 & -k_z & k_y \\ k_z & 0 & -k_x \\ -k_y & k_x & 0 \end{bmatrix}. \quad (7)$$

2.3 客观评价

为进一步验证本文中方法所提取的准确性,将 3 种算法分别结合所得到的结果,进行定量分析对比。为了量化分析本文中方法的提取精度,对提取结果螺栓外轮廓和局部特征进行定量评价,量化分

析三者结合后轮廓提取的精度，与其他检测算法得到的轮廓提取结果的精度进行对比。采用精确率 (Precision)、召回率 (Recall) 与二者综合的 F 指数作为评价指标定量分析提取结果。其中，精确率可以表示螺栓轮廓提取的正确性；召回率则表示了所提取的螺栓轮廓的完备性； F 指数表示同时考虑正确性和完备性^[27]。

Precision 是将结果图中预测正确的像素点与结果图中检测出的所有轮廓的像素点数量的比值，其公式如下：

$$\text{Precision} = TP / (TP + FP) \tag{8}$$

式中： TP 为提取结果中正确识别出的像素点数； FP 为提取结果中错误识别的像素点数。

Recall 为预测正确的像素点与图像中所有轮廓像素点数量的比值。

$$\text{Recall} = TP / (TP + FN) \tag{9}$$

式中 FN 为所提取出的结果中漏计的像素点数。

F -measure 是将精确度和召回率进行综合评估的评价指标，是对于这二者的调和平均数，可以综合反映算法的整体性能。

$$F_{\gamma} = \frac{(1 + \gamma^2) * \text{Precision} * \text{Recall}}{\gamma^2 * \text{Precision} + \text{Recall}} \tag{10}$$

式中 γ 参数可根据不同数据进行修改，本文中取 $\gamma=1$ ，即：

$$F = \frac{2 * \text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \tag{11}$$

对使用不同组合算法进行螺栓轮廓检测所得出的结果进行精度分析。通过对不同方法得出的数据分析，得出不同算法的客观性能对比如表 1 所示。

表 1 不同算法客观性能对比

方法	准确率 P	召回率 R	F 指数
本文中方法	0.863	0.921	0.891
Graham-连通域	0.626	0.684	0.654
Canny-连通域	0.627	0.703	0.663
Canny-Graham	0.711	0.772	0.740
Canny 算子	0.575	0.631	0.602
连通域分析	0.598	0.644	0.620
Graham	0.612	0.661	0.636

通过表 1 可知：笔者使用算法的准确率、召回率与 F 指数都高于其他算法，结合主观性能对比可以说明笔者使用算法在螺栓轮廓检测方面具有更好的效果和更高的准确率。

对于笔者所阐述的螺栓位姿检测算法，在 Windows10 操作系统中利用 OpenCV 库对所采集到的螺栓图像进行图像处理并验证算法。所得到的部

分位姿测量实验数据分别如表 2 所示。

表 2 螺栓位姿测量结果

序号	测量姿态角	实际姿态角	误差绝对值
1	118.1	119.4	1.3
2	97.6	96.9	0.7
3	74.2	75.1	0.9
4	104.3	105.4	1.1
5	109.1	107.8	1.3
6	88.5	88.0	0.5
7	96.4	95.3	1.1
8	81.6	82.7	1.1
9	78.7	77.5	1.2
10	68.3	69.1	0.8

由表 2 的实验数据可知：笔者使用的螺栓位姿检测算法测出的姿态角误差绝对值最大不超过 1.3° ，能够比较精确地实现对螺栓的位姿检测，达到了螺栓紧固机器人末端对目标物的定位要求。

3 结论

笔者提出一种基于多元融合的输电线路螺栓边缘检测算法，检测输电线设备中的螺栓轮廓。本算法主要包括 Canny 算子、连通域分析模块和 Graham 扫描模块，3 个模块进行边缘检测，可以提高轮廓提取准确性。具体结论如下：

1) 使用 Canny 算法进行边缘检测后得到边缘信息，通过连通域分析的去噪算法，保证轮廓的连通性，最后使用 Graham 扫描算法，提取出螺栓的六边形轮廓，保障了所提取出的轮廓的完整性，提高了算法检测的准确性。

2) 实验数据表明：该算法相比于其他 4 种算法，能更好地检测出输电线路设备中的螺栓轮廓。

3) 笔者使用的位姿检测算法利用所检测出的轮廓边缘中包含的数学信息与结构特点，对目标轮廓的位置与姿态的检测有着良好效果。笔者所用算法应用于螺栓紧固机器人视觉平台中，可有效地辅助机械臂进行规划定位工作。该研究结果表明了图像处理在电力巡检中的巨大潜力，对促进电力自动化、工业视觉化具有较为重大的现实意义。

参考文献：

[1] 唐洪良, 周荣亮, 杨敏坤, 等. 基于无人机巡检的输电线路自动测量技术[J]. 电子测量技术, 2020, 43(5): 23-27.

[2] 和敬涵, 罗国敏, 程梦晓, 等. 新一代人工智能在电力系统故障分析及定位中的研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(17): 5506-5516.

[3] 张凌浩, 王胜, 唐超, 等. 高压输电线电场检测与距离估计方法设计[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(1): 75-77, 81.

- [4] FUJIU M F T. Confirmation of Final Bolt Tightening via Deep Learning-Based Image Processing[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(13): 7573–7581.
- [5] 刘思诚, 李嘉琛, 邓皓, 等. 基于 YOLOv5 改进的小目标检测算法[J]. *兵工自动化*, 2022, 41(12): 78–82, 94.
- [6] 朱兴动, 田少兵, 范加利, 等. 基于深度卷积神经网络的舰载机轮廓关键点检测算法[J]. *兵工自动化*, 2021, 40(6): 71–75.
- [7] 何雨阳, 魏鸿磊, 岳彩睿, 等. 基于机器视觉的砂轮轮廓形状检测方法[J]. *制造技术与机床*, 2023, 27(9): 122–130.
- [8] 惠振阳, 胡海璘, 李娜, 等. 改进的 Alpha-shapes 建筑物轮廓线提取算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(10): 447–455.
- [9] 黄怡静, 胡小平, 彭向前, 等. 改进 Canny 算子的图像边缘检测算法[J/OL]. *机械科学与技术*: 1–11[2023–10–20]. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20230297>.
- [10] REHMAN A N, HAROON F. Adaptive Gaussian and Double Thresholding for Contour Detection and Character Recognition of Two-Dimensional Area Using Computer Vision[J]. *Engineering Proceedings*, 2023, 32(1): 23–30.
- [11] MINGZHE C, LUPING J, JIEWEN Z. Multi-scale LBP fusion with the contours from deep CellNNs for texture classification[J]. *Expert Systems With Applications*, 2024, 238(PD): 100–122.
- [12] 李兴坤, 肖世德, 董庆丰. 基于双目视觉的小场景三维轮廓提取[J]. *传感器与微系统*, 2019, 38(11): 117–120.
- [13] JIAN J L, YUAN H C, WEN J L, et al. Contour extraction of medical images using an attention-based network[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2023, 84(15): 104828.
- [14] 王向周, 梅云鹏, 郑戎华. 一种基于改进 DOPE 算法的螺栓位姿检测方法[J]. *北京理工大学学报*, 2023, 43(10): 1094–1104.
- [15] 杨靖, 王茂森, 戴劲松. 基于立体视觉的 3 维模型重建[J]. *兵工自动化*, 2020, 39(3): 71–76.
- [16] 王政, 胡志雄. 基于张正友标定算法的内参数线性与非线性解算[J]. *郑州师范教育*, 2013, 2(2): 63–66.
- [17] ZHANG Z Y. Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations, *International Conference on Computer Vision (ICCV'99)*[C]. Kerkira: IEEE Xplore Digital Library, 1999.
- [18] 刘勃, 温志贤, 杨筱平, 等. 现代数字图像噪声滤除技术及其评价[J]. *自动化与仪器仪表*, 2012, 82(2): 146–148.
- [19] 吴政峰, 张政, 袁明新, 等. 融合修正 OTSU 和中值滤波的水上航行器障碍物视觉分割[J]. *兵工自动化*, 2020, 39(7): 16–19.
- [20] BROWNING D R K. The weighted median filter[J]. *Communication of the Association for Computing Machinery*, 1984, 27(8): 807–818.
- [21] SUN T, NEUVO Y. Detail-preserving median based filters in image processing[J]. *Pattern Recognition Letters*, 1994, 15(4): 341–347.
- [22] 胡开洋, 蒙贤超. 一种 SAR 图像 Canny 边缘检测算法分析[J]. *电子技术*, 2023, 52(7): 54–55.
- [23] 杨翊麟. 局部自适应阈值法改进 Canny 算子的图像边缘提取[J]. *信息与电脑(理论版)*, 2023, 35(14): 78–80.
- [24] DOMINIC W, CHRISTIAN K, GUIDO J, et al. Parallel Algorithm for Connected-Component Analysis Using CUDA[J]. *Algorithms*, 2023, 16(2): 80–89.
- [25] 于福才, 豆祥忠, 徐昌军, 等. 基于图像轮廓的泵体口环位姿及尺寸检测算法[J]. *制造业自动化*, 2023, 45(2): 1–5.
- [26] 曹首钦, 孙子杰, 杨泽, 等. 基于扫摆式多相机跟踪的六自由度测量方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(3): 299–307.
- [27] 徐锦芳, 罗小龙, 蒋卫东, 等. 顾及局部特征的三维点云建筑物轮廓精确化提取[J]. *测绘通报*, 2023, 34(8): 51–56.