

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2315025

电力变压器关键尺寸视觉检测方法 及其缩比模型验证*

阳林¹ 刘子其¹ 孙夏青² 朱俊霖² 郝艳捧¹

(1.华南理工大学电力学院 广州 510640; 2.南方电网科学研究院有限责任公司 广州 510080)

摘要: 电力变压器的关键尺寸测量是其装配制造、运输安装过程中重要一环,现有测量方法操作繁琐且效率较低。为此,本文提出了一种适用于110 kV油浸式电力变压器关键尺寸视觉检测方法,该方法利用YOLO目标检测算法、Grabcut图像分割算法实现关键组部件的智能检测与分割,然后基于双目立体视觉原理实现套管相间距离及变压器最大截面外形尺寸等关键尺寸的测量。本文搭建了110 kV油浸式电力变压器外观缩比模型,试验分析了拍摄距离和角度等因素对电力变压器关键尺寸视觉检测的影响。结果表明,本文基于缩比模型试验实现了在不同拍摄距离与角度下变压器关键尺寸的视觉检测,验证了该方法的有效性。本文方法可以为110 kV油浸式电力变压器现场尺寸测量提供参考。

关键词: 电力变压器;尺寸测量;图像处理;双目立体视觉;套管

中图分类号: TP2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

Visual inspection method for key dimensions of power transformers and its scaled model validation

Yang Lin¹ Liu Ziqi¹ Sun Xiaqing² Zhu Junlin² Hao Yanpeng¹

(1. School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;

2. Electric Power Research Institute, China Southern Power Grid, Guangzhou 510080, China)

Abstract: The measurement of key dimensions of power transformers is an important part of their assembly, manufacturing, transportation, and installation processes. Existing measurement methods are cumbersome and inefficient. Therefore, this paper proposes a visual detection method for key dimensions of 110 kV oil-immersed power transformers. This method utilizes the YOLOv5 object detection algorithm and Grabcut image segmentation algorithm to achieve intelligent detection and segmentation of key components. Then, based on the principle of binocular stereo vision, key dimensions such as the distance between bushings and the maximum cross-sectional dimension of the transformer are measured. This paper establishes a scaled model of the appearance of 110 kV oil-immersed power transformers, and analyzes the effects of factors such as shooting distance and angle on visual inspection of key dimensions of power transformers through experiments. The results indicate that this paper achieved visual detection of key dimensions of transformers under different shooting distances and angles based on scaled model experiments, verifying the effectiveness of this method. This method can provide reference for on-site dimension measurement of 110 kV oil-immersed.

Keywords: power transformer; dimensional measurement; image processing; binocular stereo vision; bushing

0 引言

电力变压器在装配制造中需按标准严格控制套管端子金属部件之间的距离^[1],在运输安装时需控制组部件及整

体最大截面外形尺寸大小,以确保电气安全、明确变压器运输尺寸与安装位置。传统尺寸测量方法是通过吊线坠、水平尺和皮尺等测量工具进行测量,测量过程耗时耗力且测量结果受人为因素影响精度较低。随着计算机视觉技术的

收稿日期:2023-11-18

* 基金项目:国家自然科学基金面上项目(52077084)、深圳供电局有限公司电力科学研究院支撑项目(090000KK52210174)资助

发展,视觉测量技术广泛受到研究者青睐,利用视觉测量代替传统尺寸测量逐渐成为研究热点。

对于电力变压器的视觉检测技术,主要集中在其关键组部件的定位识别研究。目前,基于深度学习的目标检测算法是其中的主流,并被广泛应用于输电线路^[2]、电力变压器^[3]等的目标检测工作中,现阶段越来越多的学者基于 YOLO(you only look once)^[4]、RetinaNet^[5]等算法实现变压器套管、油枕、散热器及其他部件的多目标检测^[6-7],并取得了较好的效果。如文献[8]基于变压器油枕、散热器、油标管等组部件位置关联性提出了一种概率修正方法,避免了相似组部件对目标组部件识别的干扰;文献[9]提出 YOLO-afb 网络,在训练过程中引入注意力机制和特征平衡策略,提高了对变压器散热器、套管、油枕等目标的检测效果。然而,暂未有关于电力变压器组部件尺寸视觉测量技术的研究报道。

关于视觉测量技术,根据测量过程中是否投射光源可划分为主动视觉测量和被动视觉测量。主动视觉根据投射光源的模型可分为光条式^[10]、光面式^[11]等,其测量时需专门的信号发生装置,测量成本高且易受环境影响^[12]。被动式测量主要包括单目视觉法和双目立体视觉法,单目视觉法需要大量数据支撑,且测量精度较低^[13]。双目视觉法不需要大规模数据,且使用便捷、成本较低^[14],可以结合目标检测算法完成尺寸检测任务。近年来,双目立体视觉的空间测量技术已逐渐应用于电力巡检、检修等领域^[15-16],文献[17]基于双目立体视觉对电力变压器进行三维重构,实现了巡检人员与电力变压器相对距离的测算。但是,目前尚未有将双目视觉技术应用于电力变压器装配制造和运输安装过程中的关键尺寸检测的相关研究。

为获取电力变压器关键尺寸信息,本文提出适用于 110 kV 油浸式电力变压器关键尺寸测量方法,该方法针对 110 kV 油浸式变压器的外观特点,将各套管、油枕、控制箱、散热器等变压器组部件设为关键组部件,利用 YOLOv5 目标检测算法、Grabcut 图像分割算法实现关键组部件的视觉检测与分割,并基于双目立体视觉原理实现关键尺寸测量。同时,本文提出一种侧面测量坐标系转换方法,将原世界坐标系 $O-XYZ$ 转化为侧面测量坐标

$O-X_T Y_T Z_T$, 方便了侧面测量时的尺寸计算。最后,为了验证方法的有效性,本文搭建 110 kV 油浸式电力变压器外观缩比模型,开展并分析了不同拍摄距离和不同拍摄角度下的试验研究。

1 油浸式电力变压器关键尺寸检测方法

本文基于 110 kV 油浸式电力变压器外观特性来实现电力变压器套管相间距离和变压器最大截面外形尺寸等关键尺寸的测量。为此,本文将变压器套管、油枕、控制箱、散热器等与变压器关键尺寸测量有关的组部件设为关键组部件,将各套管最高点、油枕最右端点、控制箱最左端点、散热器表面端点等测量点设为尺寸测量点,如图 1 所示。



图 1 110 kV 油浸式电力变压器关键组部件及尺寸测量点

本文提出一种适用于 110 kV 油浸式电力变压器关键尺寸视觉检测方法,其基本流程如图 2 所示。首先,采用张正友标定算法^[18]对双目摄像头进行标定,得到摄像头内部及外部参数;其次,利用 YOLOv5 算法对所采集双目图像对进行目标检测,提取变压器关键组部件位置信息,并使用 Bouguet 算法^[19]对双目图像对进行立体矫正,使左右图像任意点行对齐;然后,使用 Grabcut 分割算法^[20]对上述检测的关键组部件进行图像分割,提取变压器尺寸测量点坐标信息,获取测量点视差;最后,基于双目立体视觉原理计算测量点空间信息实现变压器关键尺寸视觉检测。

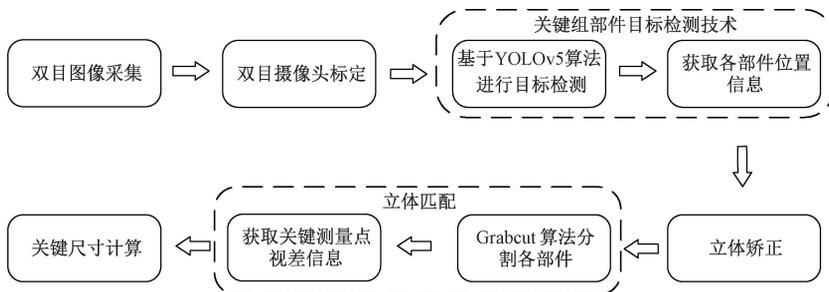


图 2 电力变压器关键尺寸视觉检测流程

1.1 双目摄像头标定

本文采用张正友标定算法获取双目摄像头的内部、外部参数。张正友标定算法先在不考虑透镜径向畸变和切向畸变的情况下,建立双目摄像头的线性成像模型,然后根据线性关系求解的双目摄像头内外参数作为初始解,采用高斯-牛顿迭代法^[21]进行优化;最后,得到双目摄像头的标定参数。

1.2 关键组部件目标检测技术

尺寸测量前需要先检测关键组部件的位置信息,根据测量套管相间距离和最大截面外形尺寸需要,本文采用 YOLOv5 算法对前述关键组部件开展目标检测。

YOLOv5 算法是一款运行速度快、检测精度高的单阶段目标检测算法,适合作为本文对变压器关键组部件的目标检测算法。YOLOv5 网络结构分为 Backbone、Neck 和 Head 三个部分,Backbone 为主干特征提取层,通过下采样获取多尺度特征,Neck 为特征融合层,基于双向特征金字塔结构混合融合从 Backbone 中提取的多尺度特征,并将特征传递到 Head,Head 负责对 Neck 输出的特征图进行预测,获取目标的位置和类别。YOLOv5 的结构框架如图 3。

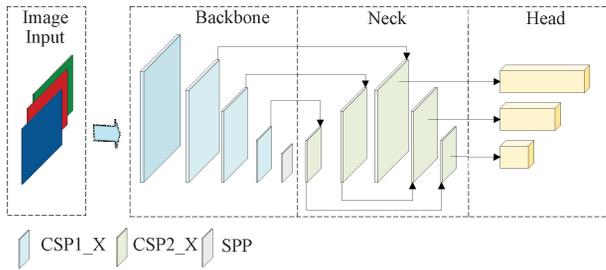


图 3 YOLOv5 结构框架

在 YOLOv5 算法的 Backbone 和 Neck 结构中,跨阶段局部网络模块(cross stage partial network,CSP)分别采用 CSP1_X、CSP2_X 两种不同结构来丰富梯度组合,同时降低计算量;空间金字塔池化模块(spatial pyramid pooling,SPP)为空间金字塔层,通过内核尺寸分别为 $1 \times 1, 5 \times 5, 9 \times 9, 13 \times 13$ 的最大池化进行不同尺度特征图的拼接,丰富了特征图的表达能力并解除了输入图像尺寸固定的约束。

1.3 立体矫正

在实际的双目视觉应用中,左右摄像头的光轴不能保持完全平行,需要对左右图像进行立体校正来保证左右摄像头的光轴平行。本文采用 Bouguet 算法进行立体校正,将根据双目摄像头标定获取摄像头的内外参数进行立体矫正,使获取的左右图像对实现行对齐。

1.4 立体匹配

在双目立体视觉中,立体匹配是获取左右图像中特征点视差的关键^[22]。传统立体匹配算法会因其背景杂乱导致图像中某些特征被掩膜或误判,且需根据场景手动调参

提取测量点信息,这便限制了双目相机最重要的轻便优势。为解决以上问题,本文根据检测出的电力变压器关键组部件预测框,采用 Grabcut 图割算法将关键组部件从复杂场景中分割出来,实现各尺寸测量点的匹配。

Grabcut 算法的核心是确定图像的最大流及最大流下的最小割。首先,把待分割的图像映射为一个容量网络 $G(V, E), V$ 是点集,包括每个图像像素对应的节点、源点 s 和汇点 t, s 为前景,即关键组部件, t 为背景; E 代表图的边集,由 n -links 和 t -links 组成, n -links 是图中每个像素之间的相连, t -links 是每个像素节点到源点或汇点的连接。两类边分别由不同的计算方式生成权值,并构建能量函数,然后基于最大流最小割原理确定一个割,使它的边的所有权值之和最小,这个割即为最小割,这样就可实现图像的分割。

为减少噪声对后续尺寸测量点搜寻的影响,进行二值化处理,将目标组部件像素值设为 255,背景图像像素值设为 0,并通过像素遍历搜寻提取得到左右图像上尺寸测量点的二维坐标。

1.5 关键尺寸计算

根据上述特征匹配得到的尺寸测量点左右图像二维坐标信息,可通过双目立体视觉原理计算 110 kV 油浸式电力变压器套管相间距离及变压器最大截面外形尺寸。

如图 4 所示,双目立体视觉模型以左摄像头 O_l 为世界坐标系的原点,坐标系为 $O-XYZ$,左摄像头图像中目标测量点 P_l 的二维坐标是 $P_l(x_l, y_l)$,左摄像头焦距为 f_l ,二维中心坐标原点为 $M_l(u_l, v_l)$,同样的,右摄像头图像中目标测量点 P_r 的二维坐标是 $P_r(x_r, y_r)$,右摄像头焦距为 f_r ,二维中心坐标原点为 $M_r(u_r, v_r)$ 。 $P_i(X_i, Y_i, Z_i)$ 是变压器测量关键点世界坐标。

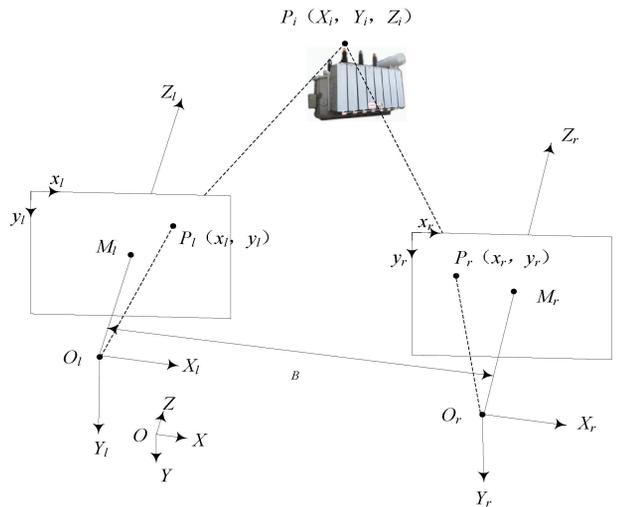


图 4 双目立体视觉测量原理

由于本文使用的双目摄像头左右焦距相等且左右摄像头的光轴平行,所以, $f_l = f_r = f, y_l = y_r = y$,根据双目

立体视觉原理,可以得到电力变压器测量点三维空间坐标公式如下^[23]:

$$X_i = \frac{Z_i(x_l - u_l)}{f} \quad (1)$$

$$Y_i = \frac{Z_i(y_l - v_l)}{f} \quad (2)$$

$$Z_i = \frac{f \cdot B}{x_l - x_r} \quad (3)$$

式中: B 是双目摄像头的基线长度, (X_i, Y_i, Z_i) 为变压器测量点处的三维世界坐标。

当双目摄像头与电力变压器正对时,通过计算各尺寸测量点世界坐标即可求得尺寸信息,但此时无法获取电力变压器侧面的视差信息,从而无法测量电力变压器的宽度。因此,需要改变拍摄视角,即双目摄像头与电力变压器之间的夹角,来获取变压器更多的深度信息。然而,在改变拍摄角度后,电力变压器的套管相间距离、整体长度和宽度等参数将会变得较难计算,本文为方便上述参数的计算,提出一种 110 kV 油浸式电力变压器侧面测量坐标系转换方法,将原世界坐标系 $O-XYZ$ 转化为侧面测量坐标系 $O-X_T Y_T Z_T$ 。

正、侧面拍摄俯视图如图 5 所示,图中红色标记点为尺寸测量点,当正面拍摄时,无需进行坐标变换即可获得电力变压器的尺寸信息,但当侧面拍摄时,需按式(4)进行世界坐标系转换,将以左摄像头光心为原点的坐标系 $O-XYZ$ 转化为侧面测量坐标系 $O-X_T Y_T Z_T$ 。

$$\begin{bmatrix} X_{Ti} \\ Y_{Ti} \\ Z_{Ti} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & \sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\theta & 0 & -\cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \end{bmatrix} \quad (4)$$

此时原坐标系上点 $P_i(X_i, Y_i, Z_i)$ 也将转换为 $P_{Ti}(X_{Ti}, Y_{Ti}, Z_{Ti})$,此时,通过计算测量点 P_{Ti} 的三维空间信息即可求得变压器套管相间距离及变压器最大截面外形尺寸。

2 缩比模型试验验证

2.1 外观缩比模型搭建

本文搭建了一个模拟 110 kV 油浸式电力变压器的缩比模型,开展了本文所提视觉检测方法的验证试验。

试验设备主要包括 110 kV 油浸式电力变压器缩比模型、移动电脑、双目摄像头等。缩比模型按某台容量为 40 MVA、电压等级为 110 kV/35 kV 的油浸式电力变压器图纸以 10:1 尺寸缩比制造,模型整体尺寸为 710 mm×310 mm×510 mm。缩比模型组部件包括套管、油枕、控制箱、散热器等,主要由 PVC 塑料板、木条搭建,套管等较小部件经 3D 打印后拼接而成,缩比模型实物如图 6 所示。

试验移动电脑硬件参数为 Nvidia Geforce GTX 1050Ti GPU、Intel Core i7-7700HQ CPU@2.80 GHz。双目摄像头焦距为 8 mm,分辨率为 640×480,基线距离为

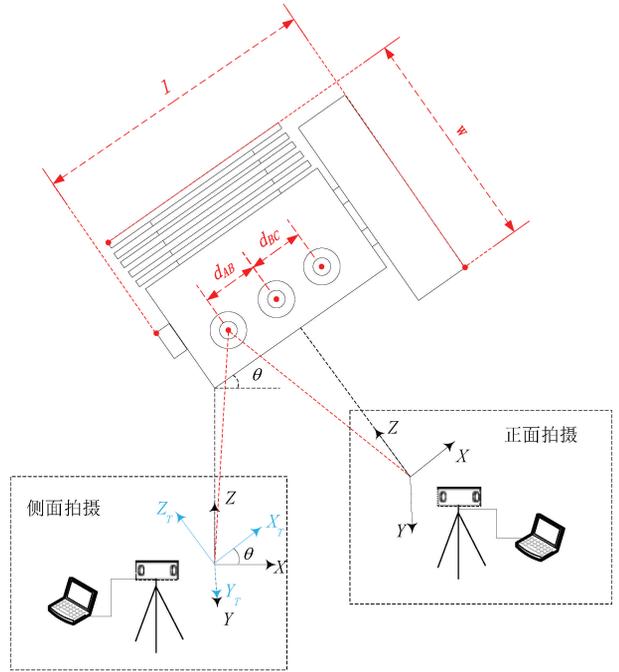


图 5 不同拍摄角度测量俯视图

120 mm,基线法线与缩比模型正面方向夹角为 θ ,左摄像头光心离缩比模型距离为 d 、离地高度为 h_0 。同步触发器向左右摄像头发送同步信号,同步检测变压器测量点位置信息。移动端使用 python 进行图像处理。



图 6 110 kV 油浸式电力变压器缩比模型

考虑到缩比模型摆放角度、双目摄像头拍摄角度存在一定的误差,本文引入测量相对误差评价指数,定义如式(5)所示。

$$c = \left| \frac{x_a - x_m}{x_a} \right| \times 100\% \quad (5)$$

式中: c 为测量的相对误差, x_a 表示缩比模型人工测量值, x_m 表示使用本文视觉方法测量的尺寸。

2.2 双目摄像头标定结果

本文所采用的标定板为平坦的亚克力板,横纵角点个数 12×9 ,每个方格的大小为 30 mm×30 mm,如图 7 所示。

本文在 Matlab 2022 环境下采用张正友标定算法获取双目摄像头的内部、外部参数。校准过程中,由于标定误差的大小将影响后续尺寸视觉检测的准确率,剔除了重投影误差大于 0.25 个像素的左右图像对,选取 35 对距离近

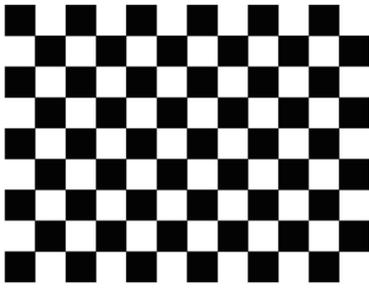


图 7 试验所用标定板

似、相对姿态的左右图像对进行标定试验。

左右摄像头标定结果如表 1,由表 1 可知,左右摄像头校准的重投影误差均小于 0.2 个像素,左右摄像头主点坐标接近[320,240]理想像素坐标,左右摄像头基线距离为 118.34 mm,接近实际基线距离 120 mm。因此,使用张正友标定法效果良好。

表 1 左右摄像头标定结果

标定参数	左摄像头标定结果	右摄像头标定结果
焦距	[1 399.25 1 401.05]	[1 398.72 1 404.10]
主点	[310.65 295.39]	[327.87 242.29]
畸变	[-0.74 1.81 0.00 0.00 -0.34]	[-0.88 1.91 0.00 0.00 -0.39]
重投影误差	0.19	0.18
R	[1.00 0.00 0.00 0.00 1.00 -0.01 -0.03 0.01 1.00]	
T	[-118.34 -2.20 -5.51]	

2.3 关键组部件目标检测网络训练与性能分析

关键组部件目标检测网络在试验移动电脑上进行训练,由于目前并没有公开的电力变压器数据集,本文从不同场景、不同角度、不同距离等情况下,拍摄缩比试验模型照片 200 张作为原始数据集,并以 8 : 1 : 1 的比例随机将该数据集分为训练集、验证集、测试集。

由文献[24]中的消融实验结果可知,数据增强可以提高目标检测模型的泛化能力和鲁棒性,因此,本文对图像进行高斯模糊、随机遮挡、旋转、平移等图像增强处理,将原始数据集扩充至 1 200 张图片,数据增强扩充结果如图 8 所示。

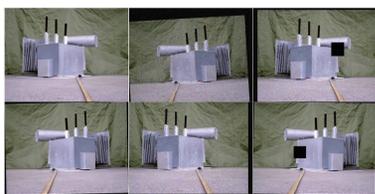


图 8 缩比模型数据集数据增强

本文模型训练时的输入端为 416 × 416 像素的图像, batch_size 大小设置为 8,初始学习率为 10⁻³,学习率调整策略为余弦退火算法,用余弦函数动态降低学习率,总共进行 400 次迭代训练。该模型通过计算预测结果得到模型的准确度(precision, P)、召回率(recall, R)及均值平均精度(mean average precision, mAP)。其中, P 用来评估预测的准确度, R 用来评估预测的查全率, mAP 为各类别平均精确度的平均值。

模型检测效果和结果分析分别如图 9 和表 2。图 9 展示了模型对正面拍摄和侧面拍摄情况下关键组部件的检测效果,由图 9 可知,各关键组部件均能准确检测,不存在误检或漏检。表 2 展示了训练后模型数据增强前后各评价指标的具体数据,其中, YOLO-ori、YOLO-aug 分别为数据增强前、后 YOLO 算法训练模型,由表可知,本文所用模型在数据增强后 P 为 99.5%、R 为 99.9%、mAP@.5 为 99.5%、mAP@.5:.95 为 85.7%,各数据均超过数据增强前模型。为进一步验证模型的有效性,本文与目前较为主流的目标检测模型 SSD(single shot detector)^[25]、Faster-RCNN (faster region-based convolutional neural network)^[26]进行对比,表 2 中展示了增强数据集在 SSD、Faster-RCNN 中的表现,相较于其他检测模型,本文所用模型准确率仍然最高,可以满足缩比模型组部件准确测量的需求。

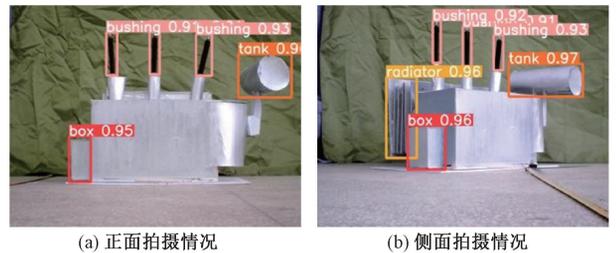


图 9 YOLOv5 算法检测关键组部件

表 2 本文模型数据增强前后及与其他检测模型结果对比

检测模型	P/ %	R/ %	mAP@.5/ %	mAP@.5:.95/ %
YOLO-ori	97.2	99.3	96.5	81.6
YOLO-aug	99.5	99.9	99.5	85.7
SSD	96.4	98.5	94.8	82.9
Faster-RCNN	94.4	97.3	93.3	81.3

2.4 关键尺寸视觉检测试验结果与分析

为验证本文尺寸视觉检测方法,本文模拟了室内常见的光照强度和温度条件,针对不同拍摄距离、不同拍摄角度采集双目图像对共 10 组,其中包括不同拍摄距离 5 组,不同拍摄角度 5 组,每组数据由 5 幅不同的双目图像对组成。下文分别从正面拍摄情况下不同拍摄距离及侧面拍摄情况下不同拍摄角度进行试验结果分析。

1) 拍摄距离的影响

本文先根据标定所得到的双目摄像头内外参数对缩比模型开展立体矫正试验。由于电力变压器在部分装配安装过程中,需确保人员、装置与电力变压器保持 10 m 以上的距离,本文在缩比模型中采用的是 10 : 1 缩比比例,但缩比模型在拍摄距离低于 1.8 m 时无法完整成像,因此,选择约 2.0 m 的拍摄距离进行试验。图 10 为拍摄距离 $d=2.0$ m,光心对地距离 $h_0=17$ cm 时矫正效果图,图中红色虚线框表示关键组部件目标检测预测框。



图 10 立体矫正效果

根据目标检测获取的关键组部件位置信息,本文分别对套管、油枕、控制箱 3 个关键组部件采用 Grabcut 图割算法进行图像分割,并对图像进行二值化处理与尺寸测量点搜寻。图 11 为分割匹配效果图,其中,图 11(a)~(e)分别对应 A 相套管、B 相套管、C 相套管、油枕、控制箱的分割效果图,红色虚线为各尺寸测量点左右图像匹配结果。

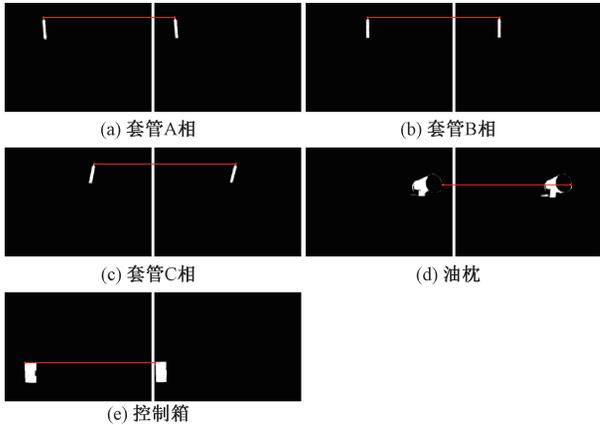


图 11 关键组部件分割匹配图

根据双目立体视觉原理,可计算出各尺寸测量点世界坐标,由于变压器模型正对双目摄像头,此时由于视角原因,只能测量套管相间距离、电力变压器整体长度及高度。其中,套管相间距离通过各套管测量点所测世界坐标 X_i 做差求得,变压器整体长度通过油枕最右端点测量点与控制箱最左端点测量点所测量世界坐标 X_i 做差可求得,整体高度通过套管最高点测量点所测量世界坐标 Y_i 与光心对地距离 h_0 相加可求得。为增强试验可靠性,本文在拍摄距离 $d=2.0$ m 附近选取 5 组不同拍摄距离进行试验,每组试验的数据均取 5 幅双目图像对测量结果的平均值,此

外,本文对每个测量对象使用水平尺、吊线坠进行了人工测量,并将人工测量值作为实际值,以便与本文方法测量值进行对比分析,试验结果如表 3 所示。表中: d_{AB} 表示套管 A 与套管 B 最高点之间的距离, d_{BC} 表示套管 B 与套管 C 最高点之间的距离, l 表示缩比模型整体长度, h 表示缩比模型整体高度。

表 3 不同拍摄距离下的试验结果

测量距离/m	测量对象	实际值/mm	测量值/mm	相对误差 c/%
1.8	d_{AB}	160	156	2.50
	d_{BC}	210	217	3.33
	l	710	691	2.68
	h	510	521	2.16
	d_{AB}	160	155	3.13
1.9	d_{BC}	210	214	1.90
	l	710	685	3.52
	h	510	493	3.33
	d_{AB}	160	155	3.13
	d_{BC}	210	217	3.33
2.0	l	710	680	4.23
	h	510	494	3.14
	d_{AB}	160	152	5.00
	d_{BC}	210	218	3.81
	l	710	735	3.52
2.1	h	510	503	1.37
	d_{AB}	160	153	4.38
	d_{BC}	210	219	4.29
	l	710	730	2.82
	h	510	495	2.94

由表 3 可知,本文方法在拍摄距离为 1.8 m 时,各测量值的相对误差较小,随着拍摄距离逐渐增加到 2.2 m,各测量值的相对误差存在整体波动增大的趋势, d_{AB} 、 d_{BC} 、 l 、 h 值的相对误差分别由 2.50%、3.33%、2.68%、2.16% 增加到 4.38%、4.29%、2.82%、2.94%,其中, l 、 h 整体波动较小,但 d_{AB} 、 d_{BC} 由于套管顶部特征点所占像素较少且特征稀疏,测量值波动较大且相对误差也较大,在 2.1 m 测量距离时, d_{AB} 测量相对误差达到 5.00%,这也是在该范围内的最大误差。在上述范围内,本文方法与传统人工测量方法相比误差不超过 5%,且本文方法更具实时性与便利性。因此,本文提出的 110 kV 油浸式变压器尺寸视觉检测方法在拍摄距离约为 2.0 m 的情况下效果较好。

2) 拍摄角度的影响

双目摄像头正对变压器时,无法获取电力变压器散热器测量点的视差信息,从而无法测量变压器宽度,为此本文分析侧面拍摄情况下不同拍摄角度对试验的影响,并使

用坐标变换方法来获取侧面拍摄情况下各尺寸测量点的尺寸信息。

本文分别对五种拍摄角度开展试验, 但由于在侧面拍摄过程中双目摄像头基线法线与电力变压器之间的夹角 θ 很难控制到一个具体值, 为避免拍摄角度偏差较大, 导致坐标转换后放大偏差, 本文在试验前通过分析各套管之间 X 轴坐标之差与套管实际相间距离的比值来控制拍摄角度, 以确保误差在可控范围内, 图 12 为拍摄角度偏差控制示意图。

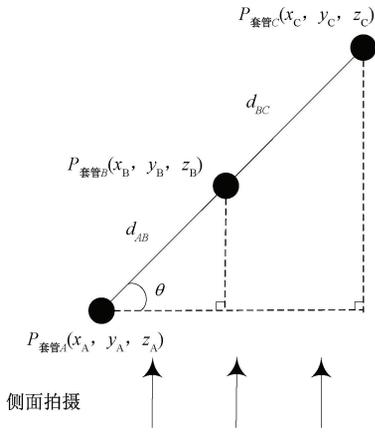


图 12 套管控制拍摄角度偏差示意图

本文按式(6)对侧面拍摄角度进行控制, 并取其平均值作为所测拍摄角度, 以减小后续坐标转换试验造成的误差。

$$\theta = \frac{1}{2} \arccos \frac{|X_A - X_B|}{d'_{AB}} + \frac{1}{2} \arccos \frac{|X_B - X_C|}{d'_{BC}} \quad (6)$$

式中: X_A 、 X_B 、 X_C 分别为套管 A、B、C 在 O-XYZ 原世界坐标系 X 轴坐标, d'_{AB} 、 d'_{BC} 分别为 AB 套管、BC 套管相间距离实际值。

考虑到拍摄习惯, 本文在拍摄距离为 2.0 m 时分别在 0° 、 30° 、 45° 、 60° 、 90° 五种最常见拍摄角度情况下开展试验, 试验布置如图 13(a)~(e) 所示, 试验数据为 5 幅双目图像对测量结果的平均值, 将人工测量值作为实际值, 试验结果如表 4 所示, 相较于正面, 表 4 中测量对象新增缩比模型整体宽度 ω 。

由表 4 可知, 本文方法在侧面不同角度拍摄时, 各测量值相对误差要比正面拍摄大, 其中, ω 平均测量相对误差最大, 且在 90° 拍摄时相对误差最大, 高达 7.37%; l 、 h 整体波动较小, l 在 0° 、 30° 、 45° 、 60° 的测量误差分别为 4.23%、5.63%、5.07%、5.35%, h 在 0° 、 30° 、 45° 、 60° 、 90° 测量误差分别为 3.14%、3.33%、2.35%、2.55%、2.55%; d_{AB} 、 d_{BC} 测量误差仍具有很大波动, d_{AB} 、 d_{BC} 在 45° 时相对误差最大, 分别为 6.88%、5.71%, 在 60° 测量误差最小, 分别为 2.50%、3.33%。在侧面不同角度拍摄时, 本文方法

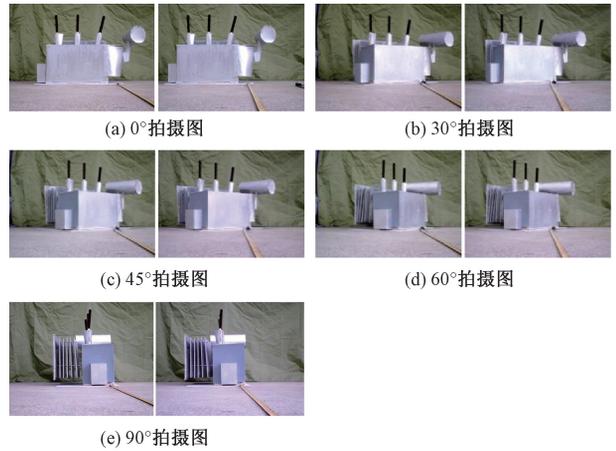


图 13 不同角度拍摄示意

表 4 不同角度拍摄角度下的试验结果

夹角 角度	测量 对象	实际值/ mm	测量值/ mm	相对 误差 c/%
0°	d_{AB}	160	155	3.13
	d_{BC}	210	217	3.33
	l	710	680	4.23
	h	510	494	3.14
	ω	380	—	—
30°	d_{AB}	160	165	3.13
	d_{BC}	210	219	4.29
	l	710	750	5.63
	h	510	527	3.33
	ω	380	357	6.05
45°	d_{AB}	160	171	6.88
	d_{BC}	210	222	5.71
	l	710	746	5.07
	h	510	522	2.35
	ω	380	404	6.32
60°	d_{AB}	160	164	2.50
	d_{BC}	210	217	3.33
	l	710	748	5.35
	h	510	523	2.55
	ω	380	405	6.58
90°	d_{AB}	160	—	—
	d_{BC}	210	—	—
	l	710	—	—
	h	510	523	2.55
	ω	380	408	7.37

相对人工测量的误差仍较低, 且更具实时性与便利性。因此, 本文提出的 110 kV 油浸式尺寸视觉检测方法在不同拍摄角度下效果仍然较好。

3 结 论

本文提出了一种 110 kV 油浸式电力变压器关键尺寸视觉检测方法,利用缩比模型分别对正面不同拍摄距离与侧面不同拍摄角度开展了试验验证,主要结论如下:

针对 110 kV 油浸式电力变压器以 10 : 1 比例搭建了外观缩比模型,自制了缩比模型数据集,基于 YOLOv5 算法实现了缩比模型关键组部件的目标检测,数据增强后均值平均精度可达 99.5%。

基于检测到的电力变压器关键组部件预测框,利用 Grabcut 分割算法对关键组部件分别进行分割,提取了关键组部件的完整形状,获取各尺寸测量点视差信息;基于双目立体视觉原理实现了尺寸视觉检测,在 1.8~2.2 m 距离范围内本文方法测量相对人工测量的误差不超过 5%。

提出一种 110 kV 油浸式电力变压器侧面测量坐标系转换方法,通过分析套管间原世界坐标关系来确保拍摄角度在误差范围以内,并通过缩比模型在不同拍摄角度进行验证,试验结果表明该方法的测量仍相精确,且更具实用性和便利性,效果较好。

参考文献

- [1] 中国电器工业协会. 电力变压器 第 3 部分: 绝缘水平、绝缘试验和外绝缘空气间隙: GB/T 1094.3—2017[S]. 北京:中国质检出版社, 2017.
- [2] 郝艳捧, 梁苇, 潘锐健, 等. 输电线路智能带电检修关键技术研究综述[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(2): 163-175.
- [3] 吴迪, 汤小兵, 李鹏, 等. 基于深度神经网络的变电站继电保护装置状态监测技术[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(5): 81-85.
- [4] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), Las Vegas, NV, USA, IEEE, 2016: 779-788.
- [5] LIN TY, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(2): 318-327.
- [6] 刘云鹏, 董王英, 许自强, 等. 基于卷积神经网络的变压器套管故障红外图像识别方法[J]. 高压电器, 2021, 57(10): 134-140.
- [7] 朱惠玲, 牛哲文, 黄克灿, 等. 基于单阶段目标检测算法的变电设备红外图像目标识别及定位[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(8): 217-224.
- [8] 万吉林, 吴国强, 管敏渊, 等. 基于 RetinaNet 的变压器图像小部件智能识别方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(12): 166-173.
- [9] 李斌, 李亚霖, 朱新山, 等. 基于注意力机制与特征平衡的变电站多目标检测[J]. 电网技术, 2022, 46(6): 2122-2132.
- [10] 张宇, 黄丹平, 田颖, 李滨. 复杂物体线结构光中心线提取方法研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(1): 167-172.
- [11] 李茂月, 刘泽隆, 赵伟翔, 等. 面结构光在机检测的叶片反光抑制技术[J]. 中国光学, 2022, 15(3): 464-475.
- [12] 丁少闻, 张小虎, 于起峰, 等. 非接触式三维重建测量方法综述[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(7): 27-41.
- [13] 邵颖彪, 杨威, 吕中宾, 等. 基于单目视觉分析方法的输电线路舞动测量[J]. 中国电力, 2016, 49(2): 54-60.
- [14] 肖杨, 高峰, 花国祥. 基于双目视觉的输电线路防外破系统设计[J]. 电子测量技术, 2023, 46(16): 1-9.
- [15] YANG L, DENG Z, QIU W, et al. A measurement method of the shortest distance between ultrahigh ships and transmission lines based on binocular vision[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-12.
- [16] 王雷雄, 王波, 马富齐, 等. 基于双目立体匹配和场景元素识别的变电人员近电安全距离检测方法研究[J]. 电网技术, 2023, 47(3): 1010-1021.
- [17] 刘一凡. 基于机器视觉的变电站检修区域监测关键技术研究[D]. 保定:河北农业大学, 2018.
- [18] ZHANG Z Y. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [19] BOUGUET J Y. Visual methods for three-dimensional modeling [D]. California: California Institute of Technology, 1999.
- [20] ROTHER C, KOLMOGOROV V, BLAKE A. Grabcut: Interactive foreground extraction using iterated graph cuts [J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 309-314.
- [21] QAYYUM A, SAAS N M, KAMEL N. Deep convolutional neural network processing of aerial stereo imagery to monitor vulnerable zones near power lines[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2018, 12(1): 014001.
- [22] 何立夫, 陆佳政, 刘毓, 等. 输电线路山火可见光-红外多光源精准定位技术[J]. 高电压技术, 2018, 44(8): 2548-2555.
- [23] CAI C, QIAO R, MENG H, et al. A novel measurement system based on binocular fisheye vision and its application in dynamic environment[J]. IEEE

- Access, 2019, 7: 156443-156451.
- [24] 张姝, 王昊天, 董骁翀, 等. 基于深度学习的输电线路螺栓检测技术[J]. 电网技术, 2021, 45(7): 2821-2829.
- [25] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]. Computer Vision-ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, 2016: 21-37.
- [26] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 39(6): 1137-1149.

作者简介

阳林, 博士, 副教授, 主要从事深度学习与图像处理融合的输电线路运行安全评估、高压户外绝缘和电气设备的在线监测与故障诊断等研究。

E-mail: eplyang@scut.edu.cn

刘子其, 硕士研究生, 主要从事高压户外绝缘和电气设备的在线监测与故障诊断研究。

E-mail: 202120115112@mail.scut.edu.cn

郝艳捧(通信作者), 博士, 教授, 主要从事输变电设备状态感知技术、污秽、覆冰、雷电下输变电设备外绝缘安全、介质阻挡放电、沿面放电、局部放电等气体放电理论等研究。

E-mail: yphao@scut.edu.cn