

DOI:10.12158/j.2096-3203.2021.05.022

# 基于改进 SSD 的变压器套管红外图像油位智能识别方法

别一凡, 李波, 江军, 张潮海

(江苏省新能源发电与变换重点实验室(南京航空航天大学), 江苏 南京 211106)

**摘要:**为解决现有基于红外图像识别变压器套管油位存在的过于依赖温度信息、人工处理效率低下等问题,文中结合目标检测技术提出了一种基于改进单次检测器(SSD)的套管智能油位识别方法。通过引入 SSD 目标检测方法,检测红外图像中的套管区域,加入损失函数以改进 SSD 算法从而提高套管检测准确率,并进一步通过简单线性迭代聚类(SLIC)的应用实现了不依赖红外图像温度信息的油位检测。对比文中提出的基于红外图像的油位识别算法检测结果与人工油位检测结果,表明文中提出的算法不仅在效率上领先于传统的温度检测方式,且其误差较小,仅为 0.08%。对比结果验证了所提算法在保证检测精度的情况下可大幅度提高检测效率,有效提升套管故障诊断效率和智能化水平。

**关键词:**变压器套管;红外图像;目标检测;损失函数;油位识别;故障诊断

**中图分类号:** TM854

**文献标志码:** A

**文章编号:** 2096-3203(2021)05-0158-06

## 0 引言

电力变压器作为电力系统中重要组成,担负着功率传输和电能等级变换的枢纽作用<sup>[1-2]</sup>。其中电力变压器套管作为连接电力变压器和电力系统的关键组件,保证其拥有良好的机械结构及绝缘性能对于电力系统的安全运行具有重要意义<sup>[3-5]</sup>。由于高压套管漏油故障是严重影响电力系统稳定性的一类故障,因此套管中油位的状态信息对于套管运行状态的诊断是一个重要的评价参量<sup>[6-9]</sup>。

近年来由于红外检测技术的飞快发展,基于温度识别的红外图像检测逐渐成为电气设备故障检测的主流检测方式<sup>[10-12]</sup>。由于套管中油与空气分界面上下层介质的导热系数不同,在红外图像上分界面会出现明显的颜色区分,因此可以采用红外图像处理技术对套管油位进行识别<sup>[13-16]</sup>。现有的基于红外图像对套管油位识别的方法,主要基于人工利用红外图像仪软件,依次对红外图像中的套管部分进行框选,并结合专家经验进行诊断。该检测方案具有精度高的特点,但受限于红外图像处理软件与各品牌设备兼容性差的现状,该方案实用性较低。除此之外,该检测方案严重依赖人工框选套管区域,故而导致效率低下,智能化程度较低。因此,想要改善基于套管红外图像进行智能的油位识别,面临如下难题:红外图像中背景噪声复杂,套管区域难以直接获取;现有软件兼容性差,诊断所需参量不便提取;诊断方式过于依赖人工,效率低下。

传统算法无法有效提取复杂背景中检测目标的问题逐渐被解决<sup>[17-18]</sup>。近年来随着深度学习的飞速发展,在目标检测算法的基础上,相关图形处理算法也因其不依靠温度数据的故障检测特点为基于红外图像的电力设备智能诊断提供了新的思路<sup>[19-20]</sup>。

鉴于此,文中提出了基于红外图像的套管油位智能识别算法。首先,采用目标检测技术中的单次检测器(single shot detection, SSD)算法进行目标提取;其次,通过改进模型中的损失函数提高套管在红外图像中的识别准确率;最后,利用图像处理技术提取套管中油和空气的分界面区域作为诊断的套管油位信息,实现不依靠温度信息直接通过图像进行油位诊断的功能。

## 1 基于 SSD 的套管红外图像目标检测架构

套管红外图像的背景通常是复杂多变的。在不同的角度和距离下,图像中套管的形态差异巨大,因此需要选取一种对红外图像敏感的目标检测方法,从而实现从红外图像中套管目标的提取。

目前主流的目标检测算法有:进阶基于区域卷积神经网络(faster region-based convolutional neural networks, Faster R-CNN), SSD 以及 YOLO-v3, 这 3 种算法在 COCO 数据集上训练拥有相近的准确率,但 SSD 以及 YOLO-v3 有更快的速度<sup>[21]</sup>。为了更好地从背景中识别出套管区域,需要设置较高的交并比(intersection over union, IoU)阈值,而在设定 IoU 阈值更大时 YOLO-v3 的准确率降低,因此宜选用 SSD 作为套管目标检测的算法。

收稿日期:2021-03-22;修回日期:2021-05-28

基金项目:江苏省自然科学基金资助项目(SBK2021020744)

在套管目标检测阶段,主要分为红外图像中的套管特征提取模块和多尺度特征映射预测模块,如图 1 所示。在套管特征提取模块当中,输入的套管红外图像首先从  $640 \times 480$  像素被调整为  $300 \times 300$  像素以便统一尺寸,进一步输入到以 VGG16<sup>[21]</sup> 为基础进行改进的卷积神经网络当中,并进行逐层特征的筛选。该改进的卷积神经网络由多个尺度不同的卷积层构成,每一个卷积层都将生成多个大小相同的小特征图,其中不同的小特征映图包含的特征均不相同,并进一步合成一张特征图作为检测分类器的依据。例如第一个特征图规模为  $38 \times 38 \times 512$ ,其中  $38 \times 38$  为小特征图规模,512 为该层特征图的数量。

在多尺度特征映射预测模块当中,有 6 个检测分类器分别接收卷积模块生成的 6 个特征映射图,在不同尺度特征映射图上分别进行卷积计算对套管区域进行预测,旨在提高目标检测对红外图像中各个尺寸套管的检测准确率。文中以 SSD 为主体,对套管红外图像进行基于 SSD 的套管目标识别及提取来识别油位。

## 2 基于改进 SSD 的套管油位识别方法

文中首先通过 SSD 目标检测技术解决套管红外图像背景复杂的问题,进一步通过损失函数的修改以提高套管红外图像在目标检测模型上的识别准确率,然后通过目标检测提取出来的套管图像设计油位识别算法。

### 2.1 损失函数的修改

SSD 的损失函数定义如式(1)所示,主要由两部分构成,分别是  $L_{\text{conf}}$  类别置信度损失和  $L_{\text{loc}}$  位置损失,其中  $L_{\text{conf}}$  代表目标预测框中预测的物体类别与实际类别的差距, $L_{\text{loc}}$  则表示目标预测框位置与目标标记位置的差距。

$$L(x, c, l, g) = \frac{1}{N} [L_{\text{conf}}(x, c) + aL_{\text{loc}}(x, l, g)] \quad (1)$$

式中: $x$  为预测目标类别; $c$  为置信度; $l$  为预测框的相应参数; $g$  为标记框的相应参数; $a$  为权重; $N$  为匹配到的矩形框数量。

在实际采集的套管数据集中,存在多图像相似的现象,有过拟合风险,因此在损失函数中加入 center loss 函数作为约束类内紧凑的条件,减少过拟合可能性,其定义如式(2)所示。

$$L_c = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p \left\| x_i - c_{y_i} \right\|_2^2 \quad (2)$$

式中: $x_i$  为第  $i$  组数据在特征提取模块提取的特征; $p$  为数据组数; $c_{y_i}$  为第  $y_i$  个类别的特征中心。此函数的作用在于约束每个样本的特征与特征中心距离的类内距离。通过减少每类特征到中心特征的距离解决过拟合问题,提高套管目标检测的准确度。经过改进的损失函数如式(3)所示。

$$L = \frac{1}{N} (L_{\text{conf}} + \alpha L_{\text{loc}} + \beta L_c) \quad (3)$$

式中: $\alpha, \beta$  为权重。

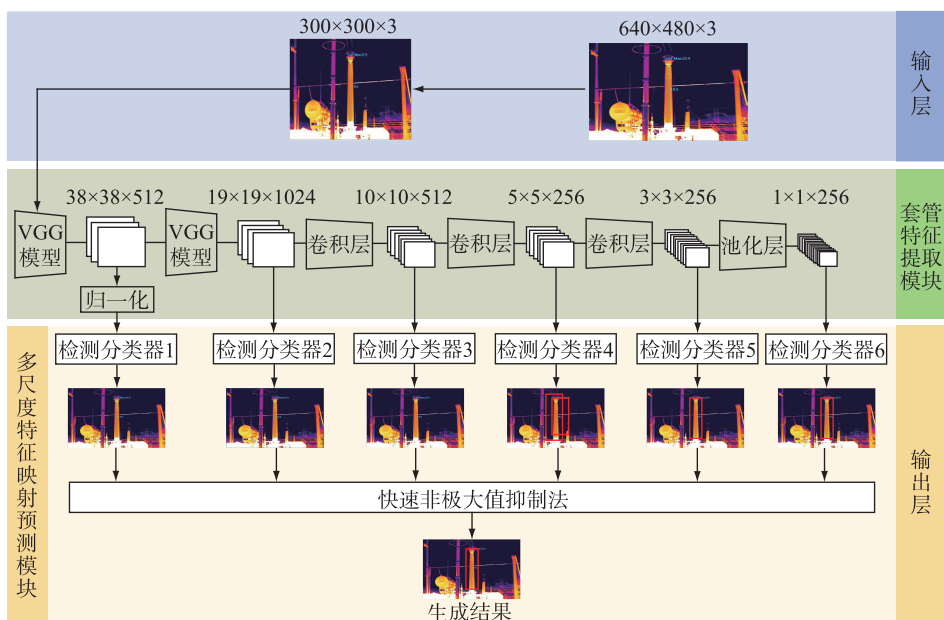


图 1 基于 SSD 的套管目标检测方案

Fig 1 Object detection strategy of bushings based on SSD

## 2.2 油位识别算法的实现

套管的红外图像如图 2(a)所示,套管的结构如图 2(b)所示。由于油与空气分界面上下介质的导热系数不同,易出现分界面上下温度突变,故可借红外图像对其中的突变区域进行油位识别。

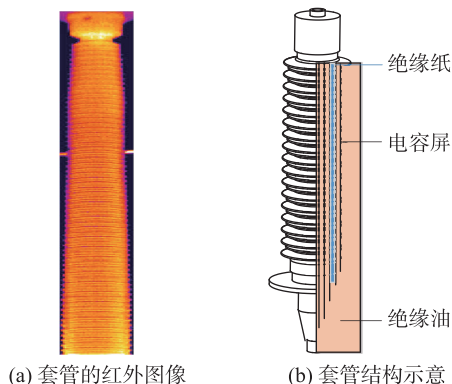


图 2 套管红外图像与结构示意图

Fig 2 Schematic diagram of the bushing and its infrared detection image

在进行红外图像处理过程中,仍需解决:

(1) 套管表面不平整。由于套管结构呈伞裙状,因此在红外图像中每个伞裙之间的空隙呈现的温度都会有一定程度的突变,如图 2(a)所示。因此通过横向卷积层对图像进行横线提取进而获取油位的方式不适合套管红外图像。

(2) 数据质量参差不齐,最高点的温度不能完全代表油位所在处。由于拍摄当中可能存在的选取角度误差和选取温度范围误差,套管的温度最高区域可能不在油位分界面处,因此单纯提取套管区域中最高温度所在点无法进行油位的准确检测。

文中首先采用简单线性迭代聚类 (simple linear iterative clustering, SLIC) 算法对图像进行预处理,解决套管不平整带来的问题。SLIC 算法的主要思想是将图像从红绿蓝 (red green blue, RGB) 颜色空间转换为国际照明委员会的标准命名颜色空间,以帮助图像中异常区域的分割。在该算法中,根据图像中的区域邻近度和颜色相似度,将图像聚类为不同的网格区域,每个区域的颜色统一且由区域内颜色的平均值表示,以减少套管表面不平整带来的油位识别难度。区域邻近度可以由式(4)一式(7)表示。

$$S = \sqrt{N_T/K} \quad (4)$$

式中: $S$  为不同聚类中心之间的距离; $N_T$  为图像的像素数量; $K$  为期望将图像分割的超像素个数。

$$D(i,k) = d_{lab} + \frac{m}{S} d_{xy} \quad (5)$$

式中: $D(i,k)$  为像素点  $i$  与第  $k$  个聚类中心之间的

相似度; $m$  用来权衡颜色相似度和空间临近性的影响。 $m$  越大,空间影响越大超像素更紧凑; $m$  越小颜色影响越大,超像素更贴合图像边缘。

$$d_{lab} = \sqrt{(l_k - l_i)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2} \quad (6)$$

式中: $d_{lab}$  为 CIE-lab 空间内两点间的距离; $l, a, b$  值分别为空间中的三维坐标。

$$d_{xy} = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} \quad (7)$$

式中: $d_{xy}$  为第  $i$  个点对于第  $k$  个聚类中心的欧氏距离; $x, y$  分别为二维坐标系中的横、纵坐标。

油位识别算法如图 3 所示,以目标检测模型输出的套管图像作为输入,分析 SLIC 算法预处理减小伞裙状结构对油位识别带来的影响。进一步将 SLIC 预处理后温度最高的区域作为故障区域,然后以故障区域平均横坐标作一条纵轴,读取纵轴的灰度曲线并以此为依据判断故障区域中心坐标在曲线上是否为极值点。若条件满足则将该区域视为油位所在处,若条件不满足则舍弃该故障区域,获取温度次高区域循环进行检测直至条件满足。

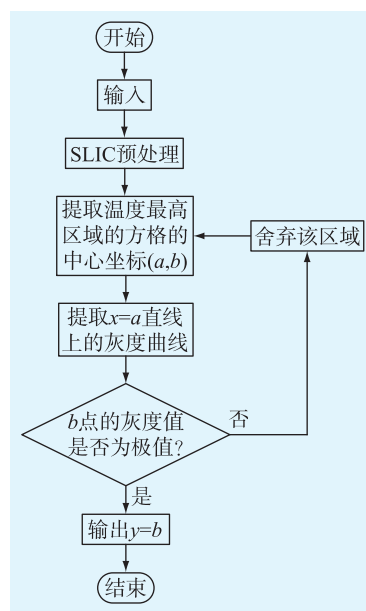


图 3 油位识别算法流程

Fig 3 The flow chart of oil level identification algorithm

## 3 算例仿真及结果分析

### 3.1 实验条件

用于目标检测的原始数据集由 600 张在变电站中通过红外热成像仪实地采集的 110~500 kV 油纸绝缘套管图组成,每张原始图像的分辨率为 640×480。经过数据清洗,筛选出 200 张合适的图像,为解决过拟合问题,通过角度旋转、随机缩放等形态学操作对筛选的 200 张样本进行数据增强,增强后

样本数量达 1 000 张,选用 20%的数据(200 张)作为验证集,其余 80%的数据(800 张)作为训练集。除此之外,考虑到数据集中拍摄同一根套管的重复性,从 600 张原始数据集中筛选 100 张作为油位识别的对比数据集。实验评估指标包括目标检测模型评价参数平均精度(average precision, AP)和两种油位识别方式的相对误差。

文中实验均在配备英特尔至强银牌 4114 处理器、NVIDIA 2080Ti 显卡、128 G 内存的计算机上进行。在 Python3.7 环境下用 Tensorflow、Keras 框架实现整个算法,表 1 为部分实验参数设置。

表 1 实验参数设置

Table 1 Setting parameters of the experiment

参数名称	参数值
GPU 数量	1
批处理尺寸	16
迭代次数	50 000
IoU	0.8
学习率	0.000 1
优化函数	Adam

### 3.2 目标检测结果

通过对所构建的数据集分别在 YOLO-v3、SSD、改进 SSD 上进行训练以及在验证集上的验证,得到的平均精度  $P_A$  值如表 2 所示,其中  $P_A$  的定义如式(8)所示。

表 2 不同算法的参数平均精度

Table 2 The average precision of different algorithms

检测类型	$P_A$
Yolo v3	0.61
SSD	0.63
改进 SSD	0.69

$$P_A = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^M c_i \quad (8)$$

式中: $M$  为测试集中预测框的总数量; $c_i$  为第  $i$  个预测框中的置信度。

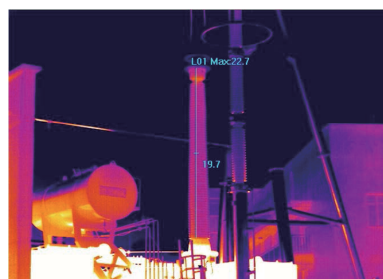
由表 2 可知,改进 SSD 算法准确率比 YOLO-v3 高 13%,且相较于改进前的 SSD 算法准确率提升了 9.5%。

### 3.3 油位识别算法结果

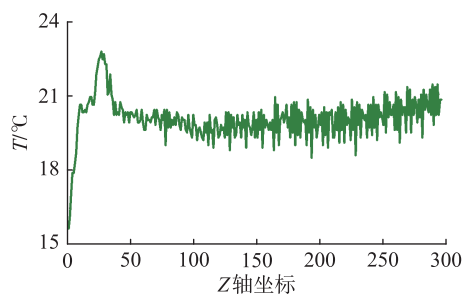
由于基于人工提取的方法具有高精度特点,因此将文中油位识别算法计算出的油位相对高度数据与基于人工提取识别计算出的相对纵坐标值结果进行对比并计算误差。

基于人工提取的油位温度分析方法主要是利用厂家提供的红外图像处理软件提取套管中的线

温度,如图 4(a)所示,并将坐标与温度变化信息绘制为如图 4(b)所示的折线,然后将折线对应的温度信息进行采集,提取折线中的最大值区域作为油位。通过读取坐标与温度的数据,提取最高温附近的坐标点并取平均值作为油位,采用相对位置作为指标进行记录,相对位置的定义如式(9)所示。



(a) 待处理的红外图像



(b) 红外图像坐标与温度变化关系

图 4 基于人工油位检测的套管目标检测结果

Fig.4 The result of bushing object detection based on manual oil level detection method

$$L_M = (y_{\max} - y_{oil}) / y_{\max} \times 100\% \quad (9)$$

式中: $L_M$  为相对坐标; $y_{\max}$  为横坐标最大值,表征套管长度; $y_{oil}$  为最高温对应的横坐标值,表征油位距离套管顶部的长度。

文中提出的油位检测算法处理过程如图 5 所示,输入的套管目标图像通过 SLIC 计算得到相似的分块区域,然后将每个区域的色彩特征统一为该区域色彩的平均值,然后将其在转化为灰度图并提取灰度最高区域,并将提取的区域作为最终的油位信息,且以相对位置进行表征。

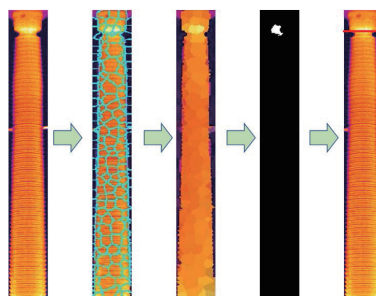


图 5 基于改进 SSD 的套管目标检测过程

Fig.5 The process of bushing object detection based on improved SSD method



最终从初始的 600 张红外数据集中抽取 100 张图像作为油位识别算法检验的数据集,并依次将 100 张图的温度信息导出以计算油位信息。同时将基于图像算法计算的油位与基于人工提取的油位信息结果进行对比。其中文中提出的方法计算速度为 0.5 s/张,基于人工提取的速度为 2 min/张,最终检测结果为所提基于红外图像的油位识别算法计算的相对误差为 0.08%。

#### 4 结论

基于套管红外图像的智能油位识别所面临的问题,文中以现场获取的 110~500 kV 套管数据集为检测对象,提出了不依赖温度信息且基于 SSD 目标检测算法的套管油位识别算法,在与常用的基于人工的油位识别算法的诊断结果进行对比后得到如下结论:

(1) SSD 目标检测技术可通过红外图像有效检测套管目标,并通过损失函数增加 center loss 来提高 SSD 在套管数据集上的表现效果,将  $P_A$  有效提升 9.5%。

(2) 油位识别算法中 SLIC 预处理和极大值点验证可分别减少由伞裙状结构和人工图像采集带来的影响。

(3) 基于红外图像的套管油位识别算法可以实现油位精确识别,其与基于温度的油位识别算法之间的误差为 0.08%。

本文得到国网江苏省电力有限公司科技项目(J2019008)资助,谨此致谢!

#### 参考文献:

[1] JIANG J, CHEN R Y, CHEN M, et al. Dynamic fault prediction of power transformers based on hidden Markov model of dissolved gases analysis [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(4): 1393-1400.

[2] SARFI V, MOHAJERYAMI S, MAJZOBI A. Estimation of water content in a power transformer using moisture dynamic measurement of its oil [J]. High Voltage, 2017, 2(1): 11-16.

[3] 戴佳民, 齐波, 卓然, 等. 油浸纸套管电容芯子浸渍不良缺陷的放电过程及其特征 [J]. 电工技术学报, 2017, 32(7): 181-189.

DAI Quanmin, QI Bo, ZHUO Ran, et al. Discharge process and characteristics of the poor impregnated defect of capacitor core in oil-immigrated paper bushing [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(7): 181-189.

[4] ZHANG D N, ZHAO H X, YUN H, et al. Study on FDS characteristics of oil-immersed paper insulation bushing under non-uniform moisture content [J]. IET Science, Measurement & Technology, 2018, 12(5): 691-697.

[5] 常勇, 沈志刚, 张鹏. 换流变套管末屏电压采集器铁磁谐振机理分析及抑制 [J]. 电力工程技术, 2018, 37(5): 81-85.

CHANG Yong, SHEN Zhigang, ZHANG Peng. Ferromagnetic resonance mechanism of voltage divider of the converter transformer bushing and its suppression [J]. Electric Power Engineering Technology, 2018, 37(5): 81-85.

[6] 吴广宁, 夏国强, 粟茂, 等. 基于频域介电谱和补偿因子的油纸绝缘水分含量和老化程度评估方法 [J]. 高电压技术, 2019, 45(3): 691-700.

WU Guangning, XIA Guoqiang, SU Mao, et al. Evaluation method for moisture content and aging degree of transformer oil-paper insulation based on frequency dielectric spectroscopy and compensation factor [J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(3): 691-700.

[7] 肖天为. 变压器套管局部放电的特征与识别 [J]. 高压电器, 2015, 51(7): 141-147.

XIAO Tianwei. Partial discharge detection and pattern recognition for transformer bushings based on UHF technology [J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(7): 141-147.

[8] 马志钦, 杨贤, 林春耀, 等. 水分对电容式套管油浸纸热老化特性影响的试验研究 [J]. 变压器, 2017, 54(2): 54-59.

MA Zhiqin, YANG Xian, LIN Chunyao, et al. Text and research on effect of moisture to thermal aging characteristics of capacitive bushing oil-immersed paper [J]. Transformer, 2017, 54(2): 54-59.

[9] 刘希峰, 冯新岩, 林峰. 利用红外测温技术诊断 500kV 主变高压套管漏油缺陷 [J]. 山东电力技术, 2013, 40(3): 21-23.

LIU Xifeng, FENG Xinyan, LIN Feng. Detecting the HV-bushing oil leakage defect of the 500 kV transformer using the infrared detection technology [J]. Shandong Electric Power, 2013, 40(3): 21-23.

[10] 陈仁刚, 杨荣华, 菅有为, 等. 红外测温技术在变压器高压套管故障诊断的应用 [J]. 山东电力技术, 2013, 40(2): 59-61.

CHEN Rengang, YANG Ronghua, JIAN Youwei, et al. Application of infrared thermometry technology for the fault diagnosis in transformer HV bushing [J]. Shandong Electric Power, 2013, 40(2): 59-61.

[11] 井金剑, 翟春艳, 李书臣, 等. 基于红外图像识别的电气设备故障诊断 [J]. 电子设计工程, 2014, 22(12): 171-173.

JING Jinjian, ZHAI Chunyan, LI Shuchen, et al. Fault diagnosis of electrical equipment based on infrared image recognition [J]. Electronic Design Engineering, 2014, 22(12): 171-173.

[12] 张奇, 刘广振, 王竝晟, 等. 基于红外-紫外复合成像下 110 kV 变压器的故障诊断 [J]. 科技通报, 2018, 34(5): 122-125.

ZHANG Qi, LIU Guangzhen, WANG Hongsheng, et al. Fault diagnosis of 110 kV transformer based on infrared ultraviolet composite imaging [J]. Bulletin of Science and Technology, 2018, 34(5): 122-125.

[13] 马莉, 胡晓斌, 张璟. 红外精确测温诊断主变压器套管缺油

- 缺陷分析[J]. 江西电力,2016,40(6):46-48.  
MA Li, HU Xiaobin, ZHANG Jing. Analysis of infrared precise temperature measurement to diagnose oil defects of main transformer bushing[J]. Jiangxi Electric Power, 2016, 40(6):46-48.
- [14] 刘健,解辰,蔺丽华. 基于红外图像的电力变压器油位自动检测方法[J]. 高电压技术,2010,36(4):964-970.  
LIU Jian, XIE Chen, LIN Lihua. Automatic detection of oil level of electric power transformers using infrared image[J]. High Voltage Engineering, 2010, 36(4):964-970.
- [15] 冯振新,许晓路,周东国,等. 基于 Canny 算子的简化 PCNN 电力故障区域提取方法[J]. 红外技术,2019,41(7):634-639.  
FENG Zhenxin, XU Xiaolu, ZHOU Dongguo, et al. Fault region extraction of electrical equipments in infrared images by pulse-coupled neural network method with canny operator[J]. Infrared Technology, 2019, 41(7):634-639.
- [16] 杨政勃,金立军,张文豪,等. 基于红外图像识别的输电线路故障诊断[J]. 现代电力,2012,29(2):76-79.  
YANG Zhengbo, JIN Lijun, ZHANG Wenhao, et al. The fault diagnosis of transmission line based on the infrared image recognition[J]. Modern Electric Power, 2012, 29(2):76-79.
- [17] 刘云鹏,裴少通,武建华,等. 基于深度学习的输变电设备异常发热点红外图片目标检测方法[J]. 南方电网技术,2019,13(2):27-33.  
LIU Yunpeng, PEI Shaotong, WU Jianhua, et al. Deep learning based target detection method for abnormal hot spots infrared images of transmission and transformation equipment[J]. Southern Power System Technology, 2019, 13(2):27-33.
- [18] 颜宏文,陈金鑫. 基于改进 YOLOv3 的绝缘子串定位与状态识别方法[J]. 高电压技术,2020,46(2):423-432.  
YAN Hongwen, CHEN Jinxin. Insulator string positioning and state recognition method based on improved YOLOv3 algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(2):423-432.
- [19] GONG X J, YAO Q, WANG M L, et al. A deep learning approach for oriented electrical equipment detection in thermal images[J]. IEEE Access, 2018, 6:41590-41597.
- [20] 贾鑫,张惊雷,温显斌. 双监督信号深度学习的电气设备红外故障识别[J]. 红外与激光工程,2018,47(7):32-38.  
JIA Xin, ZHANG Jinglei, WEN Xianbin. Infrared faults recognition for electrical equipments based on dual supervision signals deep learning[J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(7):32-38.
- [21] LIU Z H, WU J Z, FU L S, et al. Improved kiwifruit detection using pre-trained VGG16 with RGB and NIR information fusion[J]. IEEE Access, 2019, 8:2327-2336.
- [22] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[M]//Computer Vision-ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing, 2016:21-37.

作者简介:



别一凡

别一凡(1996),男,硕士在读,研究方向为电气设备状态检测与故障诊断;

李波(1997),男,硕士在读,研究方向为电气设备健康管理与寿命预测;

江军(1988),男,博士,副教授,研究方向为电气设备状态监测与故障诊断(E-mail: jiangjun0628@163.com)。

## Intelligent oil level recognition of transformer bushing infrared image based on improved SSD algorithm

BIE Yifan, LI Bo, JIANG Jun, ZHANG Chaohai

(Jiangsu Key Laboratory of New Energy Generation and Power Conversion  
(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics), Nanjing 211106, China)

**Abstract:** Recognition of transformer bushing oil level based on infrared image suffers from over-reliance on temperature information and low efficiency on manual processing. In order to solve the existing problems, an intelligent bushing oil level recognition method based on improved single shot detection (SSD) with the combination of target detection technique is proposed in this paper. The bushing area in the infrared image is detected through introducing the SSD target algorithm. And SSD algorithm is improved by adding the center loss function. Furthermore, oil level detection of bushing is achieved through the application of simple linear iterative clustering (SLIC) without relying on the temperature information. Comparative results among the image-based oil level recognition algorithm proposed in the paper and the manual oil level detection method, show that the efficiency of the proposed one is prior to that of the traditional temperature-based method. Moreover, the relative error of the algorithm is only 0.08%. Therefore, the proposed algorithm greatly improves the detection efficiency while ensuring the detection accuracy, so as to enhance the efficiency of bushing fault diagnosis and the degree of intelligence.

**Keywords:** transformer bushing; infrared image; object detection; loss function; oil level detection; fault diagnosis

(编辑 李栋)