

电力变压器过热区域的智能红外图像定位方法

李强

(陕西送变电工程有限公司, 陕西 西安 710014)

摘要: 电力变压器的红外图像通常包含了复杂的组件和接线形式, 这些元素在图像中呈现出不同的温度分布。传统方法依赖固定温度阈值识别过热区域, 虽快速但精度不高, 对于遮挡部分的过热区域难以区分, 导致定位结果不够精确。为此, 本文提出一种基于全局协方差矩阵的智能红外图像定位方法, 精确识别电力变压器的过热区域。该方法利用可扩展矢量图形 (scalable vector graphics, SVG) 定义过热区域特征, 并通过卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 学习这些特征以识别过热候选区域。设计标定窗口与 CNN 识别的候选区域匹配, 初步确定过热区域位置。为进一步提高定位精度, 使用全局协方差矩阵来分析红外图像中温度分布的统计特性, 推导出包括遮挡部分在内的过热区域精确边界, 从而实现过热区域的精确定位。实验结果显示, 本文方法通过 SVG 技术精确标定过热区域, 克服了同类型变压器地物标签重叠问题, 显著提高了定位精度。全局协方差矩阵的应用确保了全面捕捉温度分布信息, 减少误判, 为电力变压器故障预警提供了有力支持。

关键词: 可扩展矢量图形; 过热区域特征; 卷积神经网络; 全局协方差矩阵; 过热区域边界

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2025)12-0101-06

Intelligent infrared image localization method for overheated areas of power transformers

LI Qiang

(Shaanxi Power Transmission and Transformation Engineering Co., Ltd., Xi'an 710014, China)

Abstract: The infrared images of power transformers typically contain complex components and wiring forms, which exhibit different temperature distributions in the images. The traditional method relies on a fixed temperature threshold to identify overheated areas, which is fast but not accurate. It is difficult to distinguish overheated areas in obstructed areas, resulting in inaccurate positioning results. Therefore, this article proposes an intelligent infrared image localization method based on global covariance matrix to accurately identify the overheated area of power transformers. This method uses scalable vector graphics (SVG) to define overheated area features and learns these features through convolutional neural networks (CNN) to identify overheated candidate areas. It designs a calibration window to match the candidate regions identified by CNN, and preliminarily determine the position of the overheated region. To further improve the positioning accuracy, the global covariance matrix is used to analyze the statistical characteristics of temperature distribution in infrared images, and the precise boundaries of the overheated area, including the occluded part, are derived to achieve accurate positioning of the overheated area. The experimental results show that the method proposed in this paper accurately calibrates the overheated area using SVG technology, overcomes the problem of overlapping ground object labels of transformers of the same type, and significantly improves the positioning accuracy. The application of global covariance matrix ensures comprehensive capture of temperature distribution information, reduces misjudgments, and provides strong support for power transformer fault warning.

Keywords: scalable vector graphics; characteristics of overheated areas; convolutional neural networks; global covariance matrix; boundary of overheated area

0 引言

随着电力系统的迅速发展和电力负荷的持续增长, 电力变压器的安全运行对于保障整个电网的稳定性和可靠性至关重要。电力变压器作为电力系统中不可或缺的核心设备, 其健康状态的实时监测和故障诊断已成为研究的热点。过热是电力变压器常见的故障表现之一, 若及时发现和处理, 可能导致设备损坏甚至引发严重的安全事

故。传统的电力变压器过热检测方法多依赖于人工巡检和定期的温度测量, 这些方法不仅效率低下, 而且难以实时准确地发现过热区域。近年来, 随着红外成像技术的快速发展, 红外图像能够直观地展示电力设备的温度分布, 为过热区域的检测提供了新的手段。然而, 面对海量的红外图像数据, 如何高效、准确地定位过热区域, 成为了一个亟待解决的问题。通过对红外图像的智能分析, 不仅能够提高过热检测的效率和准确性, 还能够为电力变压器的故障预警和诊断提供有力支持。因此, 研究电力变压器过热区域的智能红外图像定位方法具有重要的现实意义。

* 基金项目: 陕西省送变电工程基金项目 (SGTYHT/21-JS-226)

收稿日期: 2024-05-08

国内已经对过热检测这个问题进行了很多研究,例如,文献[1]提出一种新颖的定位方法。采用了基于最大后验概率估计的自适应小波阈值去噪技术,去除图像中的噪声。运用深度学习网络模型滤除图像中的干扰信息,确保后续步骤仅关注与电缆终端及其潜在过热区域相关的部分。为了精确定位出异常发热的区域,该方法利用了均值漂移算法对像素点进行聚类,将温度相近的像素点聚集在一起,形成不同的区域。基于这些聚类结果,识别出那些温度明显高于周围环境的过热区域,实现对过热区域的精确定位。该方法的弊端在于依赖设定固定的温度阈值来识别过热区域。如果阈值设定不合理,会导致过热区域被低估或高估,尤其是在过热区域与正常区域之间的温度差异不大,且存在遮挡部分时,误差往往较大。文献[2]设计了一种针对耐张线夹引流板发热程度识别的方案。在该方法中,采用了YOLO-v4目标检测算法,在红外图像中精确识别并定位出异常温度的位置。虽然YOLO-v4目标检测算法在一般物体检测上表现优秀,但在对特定领域的异常温度识别应用中,它的泛化能力有时可能有限。对于耐张线夹引流板等特定对象,其发热情况可能与其他对象有所不同,因此模型采用固定阈值来完成异常温度定位,对于存在遮挡的过热区域,难以区分细微差别。在文献[3]提出了一种基于图像融合技术的故障自主定位方法。利用非下采样Contourlet变换法将变电站二次设备的红外图像与可见光图像进行融合。采用了最大类间方差法对融合后的图像进行分割,提取出热故障区域的感兴趣区域。为了进一步提高热故障定位的精度,采用了形态学开闭运算对分割后的图像进行预处理。使得热故障区域更加突出。该方法使用最大类间方差法(Otsu's方法)进行图像分割时,算法会基于图像的灰度直方图找到一个阈值,使得分割后的前景和背景之间的类间方差最大。但是,如果过热区域与正常区域之间的灰度值差异不够显著,Otsu's方法可能无法找到一个合适的阈值来准确分割这两个区域,定位精度不高。文献[4]中提出一种基于线阵相机的高精度检测方法。该方法采用了一种改进的区域生长-消除法对变流器的红外热图像进行精确分割,区分出发热区域与正常温度区域。结合了最小二乘法多项式曲线拟合方法,对变流器内部的结温进行拟合,计算出变流器的实际温度。在此基础上,基于修复后的电流波形和温度信息,构建了一个三相六阶段输出变流器电路图。通过这一电路图,定位出变流器超温故障的具体位置。如果区域生长-消除法参数设置不当,或者图像中的噪声和背景干扰较大,可能会导致算法在生长或消除区域时产生误差,从而难以精确捕捉和区分过热区域与正常区域之间的细微差别。

针对传统方法存在的弊端,本文提出一种基于全局协方差矩阵的智能红外图像定位方法^[5]。本文提出的定位方法创新点在于,通过全局协方差矩阵来分析红外图像中

温度分布的统计特性,从而推导出过热区域的精确边界。全局协方差矩阵能够描述不同温度变量(即不同像素或区域的温度值)之间的统计关系,通过分析这个矩阵的特征值和特征向量,可以识别出图像中哪些区域具有相似的温度特征,哪些区域之间的差异最大。这种方法能够更准确地刻画过热区域与周围区域之间的温度分布差异,从而实现过热区域边界的精确推导。有效解决了传统方法在定位精度上的不足,使得电力变压器过热区域的检测和定位更加精确可靠。

1 基于CNN技术定位过热候选区域

在红外图像中,过热区域通常表现为温度异常升高的区域^[5-6]。通过SVG技术,可以定义并标定这些过热区域的典型特征,如形状、大小、温度范围等。使用卷积神经网络(CNN)^[7]对红外视频序列进行分析,通过深度学习模型学习过热区域的特征,识别并定位出可能的过热候选区域。

SVG是一种基于XML的矢量图形格式,可以精确地描述图形的形状、大小、位置和颜色等信息。在电力变压器的红外图像中,过热区域通常表现为特定的温度分布和形状,SVG可以精确地表示过热区域的温度分布和形状特征,从而确保定位的准确性^[8]。SVG支持多种图元标签,包括矩形、圆形、椭圆、直线、折线、多边形等,具体表示为

$$\mathbf{Q} = [\text{TEXT}] \cdot \begin{bmatrix} \langle \text{RECT}_1 \rangle & \langle \text{RECT}_2 \rangle & \dots & \langle \text{RECT}_N \rangle \\ \langle \text{CIRCLE}_1 \rangle & \langle \text{CIRCLE}_2 \rangle & \dots & \langle \text{CIRCLE}_N \rangle \\ \langle \text{ELLIPSE}_1 \rangle & \langle \text{ELLIPSE}_2 \rangle & \dots & \langle \text{ELLIPSE}_N \rangle \\ \langle \text{LINE}_1 \rangle & \langle \text{LINE}_2 \rangle & \dots & \langle \text{LINE}_N \rangle \\ \langle \text{POLYLINE}_1 \rangle & \langle \text{POLYLINE}_2 \rangle & \dots & \langle \text{POLYLINE}_N \rangle \\ \langle \text{POLYGON}_1 \rangle & \langle \text{POLYGON}_1 \rangle & \dots & \langle \text{POLYGON}_N \rangle \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, \mathbf{Q} 矢量图形矩阵; $\langle \text{RECT}_N \rangle$ 、 $\langle \text{CIRCLE}_N \rangle$ 、 $\langle \text{ELLIPSE}_N \rangle$ 、 $\langle \text{LINE}_N \rangle$ 、 $\langle \text{POLYLINE}_N \rangle$ 、 $\langle \text{POLYGON}_N \rangle$ 分别表示矩形、圆形、椭圆、直线、折线、多边形图元标签, N 为标记数量; $[\text{TEXT}]$ 为标记嵌入模式。

在电力变压器的红外图像分析中,可以利用这些图元标签来表示不同的组件和接线形式。例如, $\langle \text{LINE}_N \rangle$ 或 $\langle \text{POLYLINE}_N \rangle$ 图元可以表示红外图像中的接线形式,而 $\langle \text{RECT}_N \rangle$ 、 $\langle \text{CIRCLE}_N \rangle$ 、 $\langle \text{ELLIPSE}_N \rangle$ 、 $\langle \text{POLYGON}_N \rangle$ 可以用于表示组件,如管路、冷却器、绝缘螺栓、紧固件、密封垫等^[9]。

在定位过热区域的过程中,需要设定一个候选区域,其尺寸和形状可以基于SVG标定的过热区域特征进行设定。每个区域都有一个对应的边框 (q, w, e, r) , (q, w) 为边框区域左上角坐标值, (e, r) 为宽、高。对其进行候选区域的筛选,过程为

$$\begin{cases} (t_q, t_w, t_e, t_r) \\ (y_q, y_w, y_e, y_r) \\ (u_q, u_w, u_e, u_r) \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} y_q = t_q i_q(t) + t_q \\ y_w = t_w i_w(t) + t_w \\ y_e = t_e \exp(i_e(t)) \\ y_r = t_r \exp(i_r(t)) \end{cases} \quad (3)$$

式中, t 为表示候选区域; y 为候选框; u 为真实的过热区域。

为了定位出真实的过热区域,需要对候选区域进行边框回归^[10]。这通常涉及到平移变换($i_q(t)$ 、 $i_w(t)$)和尺度变换($i_e(t)$ 、 $i_r(t)$)函数的求解^[11-12]。在CNN中,这些变换函数是通过学习得到的。对于每个候选区域,都需要通过CNN对其进行分类,并求解出对应的变换函数值为

$$i_*(t) = p_*^1 \xi_4(t) \quad (4)$$

其中, $i_*(t)$ 为在卷积层的表示; $\xi_4(t)$ 为对应的区域; p_* 为可学习参数。在分类筛选过程中,由于存在分类误差,需要对候选区域与真实区域的误差进行梯度下降求解,以实现真实过热区域的准确回归。在此过程中,需要对损失函数 loss 进行计算,该函数衡量了真实区域与候选区域之间的误差。计算公式为

$$\text{loss} = \sum_{a=1}^a (s_* - p_*^1 \xi_4(t))^2 \quad (5)$$

$$d_* = \operatorname{argmin} \sum_{a=1}^a (s_* - p_*^1 \xi_4(t))^2 + p_*^1 \quad (6)$$

$$s_* = (s_q, s_w, s_e, s_r) \quad (7)$$

$$\begin{cases} s_q = \frac{(u_q - t_q)}{t_q} \\ s_w = \frac{(u_w - t_w)}{t_w} \\ s_e = \log\left(\frac{u_e}{t_e}\right) \\ s_r = \log\left(\frac{u_r}{t_r}\right) \end{cases} \quad (8)$$

其中, s_* 为真实区域与候选区域之间的误差; loss 为损失函数; a 为候选区域的数量; d_* 为分类后目标函数。

通过式(5)、(6)、(7)和(8),可以计算出总的损失函数,并通过梯度下降等方法来优化CNN的参数。最终,将CNN识别出的过热候选区域与先前设计的标定窗口进行匹配。根据匹配结果,选择最符合标定窗口的候选区域作为真实的过热区域。

在实际应用中,过热区域可能会受到遮挡物的影响,导致部分区域无法直接观测。针对这一问题,CNN的特征学习能力能够在一定程度上识别出即使部分遮挡的过热候选区域。为了精确处理这些遮挡部分,可以结合全局协方差矩阵分析来推断遮挡物背后的温度分布。

2 全局协方差矩阵推导过热区域边界

在确定过热区域的候选位置后,使用全局协方差矩阵来分析红外图像中温度分布的统计特性。全局协方差矩阵能够捕获图像中不同区域之间的统计关系,特别是温度分布的连续性和空间相关性。结合CNN识别出的过热候选区域和全局协方差矩阵的分析结果,可以对候选区域进行进一步的精确化,即使这些区域部分被遮挡。这一综合方法能够确保得到一个既准确又完整的过热区域热图。

传统方法通常依赖于固定的温度阈值来识别过热区域,这种方法简单但不够精确。协方差矩阵能够描述不同温度变量(即红外图像中不同像素或区域的温度值)的统计特性。通过分析这个矩阵,可以识别出图像中的哪些区域具有相似的温度特征,以及哪些区域之间的差异最大。这些信息有助于更准确地确定过热区域的边界。通过计算协方差矩阵的特征值和特征向量,可以进一步推导出过热区域的精确边界。通过引入全局协方差矩阵来分析红外图像中温度分布的统计特性,通过分析这些特征值和特征向量,可以确定哪些像素或区域对过热区域的贡献最大,从而更准确地勾勒出过热区域的边界,进而更精确地定位过热区域。这种方法不仅提高了定位精度,而且能够更好地适应不同电力变压器红外图像的特点。

为了精确地识别并勾勒出红外图像中的过热区域边界,采用全局协方差矩阵来分析温度分布的统计特性。全局协方差矩阵能够描述不同温度变量(即红外图像中不同像素或区域的温度值)之间的统计关系。

1) 首先,构建全局协方差矩阵 f , 其中包含了红外图像中所有像素或区域的温度数据。这个矩阵能够反映图像中不同区域温度之间的相关性。

$$f = ghg^j = c\Lambda c^j \quad (9)$$

$$k = \frac{1}{l(d_*)} \left(\zeta - \frac{s_*}{l(d_*)} xx^j \right) \quad (10)$$

式中, f 为协方差矩阵; ζ 为 $l \times l$ 的单位矩阵; l 为维度向量; l 为矩阵的转置运算; $\Lambda = \operatorname{diag}(\delta_1, \dots, \delta_v)$ 为组件所在的对角矩阵; δ_v 为组件特征值; $c = [c_1, \dots, c_r]$ 为正交矩阵; c_v 为特征向量,对应 δ_v 。

2) 通过分析全局协方差矩阵 f , 可以识别出哪些区域在温度上具有相似的特征(即协方差值较高),以及哪些区域之间的差异最大(即协方差值较低)。这些信息对于确定过热区域的边界至关重要。

3) 接着,计算全局协方差矩阵 f 的特征值和特征向量。特征值 ε 反映了不同温度变量在整体温度分布中的重要性,而特征向量 $P(\varepsilon)$ 则指示了这些变量在图像中的空间分布模式,即

$$\operatorname{bn} \left(\left(\frac{m}{c} \right)^j c + \left(\frac{m}{\Lambda} \right)^j \right) \Lambda = \operatorname{bn} \left(\frac{m}{\varepsilon} \right) \varepsilon \quad (11)$$

其中, $\operatorname{bn}(\cdot)$ 为迭代次数; m 为损失值。

4) 通过分析特征值和特征向量,可以确定哪些像素

或区域对过热区域的贡献最大。具体来说,较大的特征值通常对应着对过热区域贡献较大的区域,而特征向量则揭示了这些区域在图像中的具体位置。

5) 基于上述分析,可以更准确地勾勒出过热区域的边界。具体来说,可以设置一个分界值,将特征值高于该分界值的区域视为过热区域的一部分,并通过插值或平滑处理来细化边界。

6) 最后,通过分析过热区域内的温度分布情况,可以进一步了解过热现象的严重程度和可能的原因。例如,可以计算过热区域的平均温度、温度梯度等统计量,以便进行更深入的分析 and 评估。

通过以上步骤,可以利用全局协方差矩阵来精确地识别并勾勒出红外图像中的过热区域边界,并分析其温度分布情况,为后续的故障诊断和维修提供有力的支持。

3 实验测试分析

本实验旨在验证电力变压器过热区域的智能红外图像定位方法的准确性和有效性。通过对比传统方法与智能方法的定位结果,评估智能红外图像定位方法在识别电力变压器过热区域方面的性能。

为确保红外热像仪和数据处理设备正常运行,在电力变压器模型上设置了过热区域,并利用红外热像仪捕获了红外图像。本实验选用了 Yoseen X 系列红外热像仪,其具备以下性能特点:分辨率为 1024×768 ,像素尺寸为 $17 \mu\text{m}$,热灵敏度为 $\leq 50 \text{ mK}@25 \text{ }^\circ\text{C}$,温度范围为 $-20 \text{ }^\circ\text{C}$ 至 $+200 \text{ }^\circ\text{C}$,适用于捕获电力变压器的红外图像。还配备了高性能计算机,搭载深度学习框架和图像处理软件(Matlab),内存容量为 64 GB ,以确保在模型训练和图像处理过程中能够存储大量数据和模型参数。

在实验过程中,使用了模拟实际变压器工作状态的模型,并在模型上设置了过热区域以模拟故障情况。该电力变压器模型如图 1 所示。接着,对捕获的红外图像进行了预处理,包括滤波和去噪等步骤。随后,将预处理后的红外图像输入到深度学习模型中,进行过热区域的智能定位。



图 1 电力变压器模型

3.1 过热区域在电力变压器红外图像中的 SVG 标定

电力变压器红外图像过热区域智能定位过程中,对于不同类型变压器的组件和接线形式的准确标定是至关重要的。在本实验中,本研究采用了可扩展矢量图形(SVG)技术来标定过热区域,这种方法允许以可缩放、可编辑的

矢量图形格式来精确地描述过热区域的位置、形状和特征。如图 2 所示,SVG 标定结果清晰地展示了过热区域在电力变压器红外图像中的分布情况。

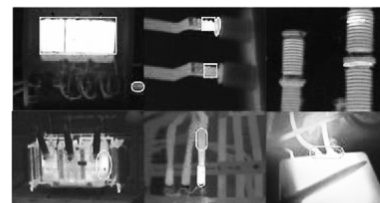


图 2 过热区域在电力变压器红外图像中的 SVG 标定

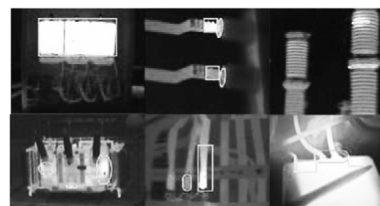
通过分析图 2,可以看到,本文方法利用 SVG 技术不仅定义了过热区域的边界,还标定了其内部的温度分布和变化趋势。通过细致的 SVG 标定,成功实现了对过热区域典型特征的精确捕捉和描述。SVG 标定的优势在于其灵活性和可扩展性。由于 SVG 是基于 XML 的矢量图形格式,可以对其进行编辑和修改,以适应不同类型变压器的组件和接线形式。在本实验中,SVG 标定过程不仅为后续的过热区域智能定位提供了准确的数据支持。通过对比和分析 SVG 标定结果,可以更加准确地判断过热区域的位置、大小和温度分布,从而实现对电力变压器故障的早期预警和及时处理。

3.2 不同方法过热区域定位分析

为了验证本研究提出的利用可扩展矢量图形(SVG)定义并标定电力变压器过热区域典型特征方法的有效性,将本文方法的过热区域定位结果与现有技术进行了对比,包括文献[3]基于神经网络的方法、文献[4]的图像重组方法,以及基于 CNN(卷积神经网络)的视频识别分类技术。对比结果如图 3 所示。



(a) 基于神经网络方法的过热区域定位结果



(b) 图像重组方法的过热区域定位结果



(c) 基于全局协方差矩阵的过热区域定位结果

图 3 不同方法过热区域在红外图像中的定位结果

如图3所示,通过对比不同方法的定位结果,可以明显观察到本文提出的电力变压器过热区域定位方法在精确度上显著优于其他方法。本文方法利用SVG技术精确标定过热区域,不仅避免了同类型变压器地物标签的重叠标定问题,而且在区分具有相似性的组件时表现出色,有效减少了定位偏差。

在红外图像中,过热区域通常表现为高亮度区域,本研究通过分析全局协方差矩阵的特征,可以准确地识别出这些区域,并勾勒出它们的边界。为了确保过热区域能够被准确识别,实验设定了定位结果的精度要求在 $\pm 0.01^\circ$ 范围内。通过对比定位结果与真实过热区域,以评估不同方法的性能。如图4所示。

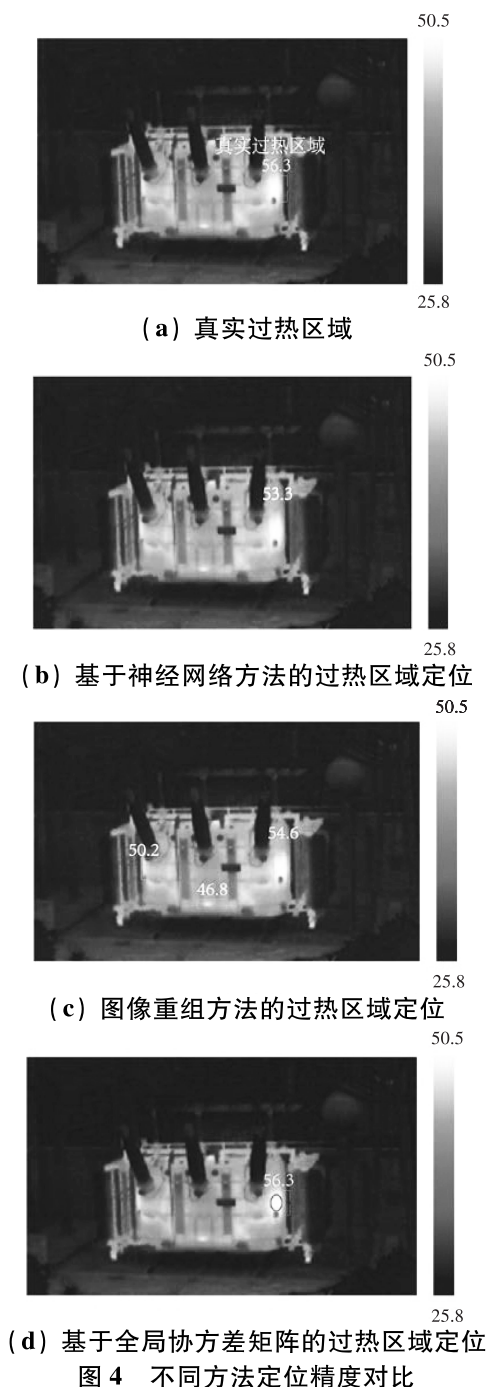


图4 不同方法定位精度对比

如图4所示,本研究所提出的电力变压器过热区域定位方法能够更准确地识别出过热区域,其定位结果与真实过热区域高度一致。通过分析全局协方差矩阵的特征,本方法能够全面捕捉红外图像中各个区域的温度分布信息,从而更准确地识别出过热区域。这种全局特征分析的方式相比于局部或区域性的分析更具优势,因为它能够考虑到整个图像的信息,避免了因局部信息不足而导致的误判。相比之下,基于神经网络的应用技术和图像重组技术在定位结果上存在一定的偏差,尤其是在处理具有复杂背景和噪声的红外图像时表现更为明显。

4 结束语

本文提出了一种基于全局协方差矩阵的智能红外图像定位方法,用于精确识别并定位电力变压器的过热区域。通过利用可扩展矢量图形(SVG)标定过热区域的典型特征,并结合CNN学习这些特征,本方法成功实现了过热候选区域的准确识别。通过设计基于SVG标定的标定窗口,并与CNN识别出的候选区域进行匹配,进一步提升了过热区域定位的精确性。通过全局协方差矩阵有效推导出包括遮挡部分在内的过热区域的精确边界,显著提高了定位精度。实验结果表明,本方法不仅克服了同类型变压器地物标签重叠的问题,而且显著提高了过热区域定位的精度,为电力变压器的故障预警提供了有力的技术支持。尽管本研究取得了显著的成果,但仍存在一些潜在的改进空间。例如,未来研究可以进一步拓展至更广泛的变压器组件和接线形式,以验证本方法在不同场景下的普适性和鲁棒性。同时,将本方法集成到电力变压器的实时监控系统中,实现故障预警的自动化和智能化,将是未来研究的重要方向。

参考文献

- [1] 夏湛然, 杨斌, 郭浩然, 等. 电缆终端红外图像过热区域提取方法[J]. 电力科学与技术学报, 2022, 37(2):12-21.
- [2] 吴洋, 陈英达, 黄土超, 等. 基于红外图像的引流板过热识别方法的研究和应用[J]. 电力大数据, 2022, 25(8):12-19.
- [3] 张宗包. 基于图像融合技术的变电站二次设备热故障自主定位研究[J]. 机械与电子, 2023, 41(3):18-22.
- [4] 王正光, 杭利平, 韦阳. 基于线阵相机的铁路列车变流器超温故障检测方法[J]. 环境技术, 2023, 41(7):120-126.
- [5] 常亮, 杨晨宇, 苏筱斌, 等. 基于相似规律和神经网络的多级多相混输泵气液增压性能预测[J]. 应用数学和力学, 2023, 44(6):619-628.
- [6] 孙俊静, 顾幸生. 基于注意力机制多尺度卷积神经网络的轴承故障诊断[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2023, 50(2):1-10.
- [7] 董志鹏. 基于卷积神经网络的高分辨率遥感影像目标检测方法研究[J]. 测绘学报, 2023, 52(9):1613.
- [8] 曾静岚, 叶兆平, 施广宇, 等. 基于110 kV实体模型的电力变压器局放高频脉冲电流传播特性试验研究[J]. 高压电器, 2023(12):152-159.

(下转第158页)