

〈无损检测〉

## 基于引导滤波的电力设备热故障诊断方法研究

黄志鸿, 吴 晟, 肖 剑, 张可人, 黄 伟

(国网湖南省电力有限公司电力科学研究院, 湖南 长沙 410007)

**摘要:** 电力设备热故障为一种常见的设备故障类型。本文提出一种基于引导滤波的电力设备热故障诊断方法。该方法包括两个主要步骤。首先, 基于热故障区域与图像背景在红外图像上的温度差异特性, 逐像素计算热故障区域与图像背景的马氏距离, 获得初始的热故障诊断结果。然后, 采用引导滤波对初始诊断结果进行优化, 充分利用相邻像素之间的空间相关性, 优化提升诊断结果。实验结果表明, 与其他广泛应用的异常目标检测方法相比, 本文提出的方法在热故障诊断精度上具有较大的优势, 满足电力设备带电检测的应用需求。

**关键词:** 电力设备; 红外图像; 热故障诊断; 异常检测; 引导滤波

**中图分类号:** TP751.1      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1001-8891(2021)09-0910-06

## Thermal Fault Diagnosis of Power Equipments Based on Guided Filter

HUANG Zhihong, WU Sheng, XIAO Jian, ZHANG Keren, HUANG Wei

(State Grid Hunan Electric Power Corporation Limited Research Institute, Changsha 410007, China)

**Abstract:** Thermal fault is a common fault type in the power equipment. This paper introduces a thermal fault diagnosis method for the power equipment by employing guided filter. The proposed method consists of two main steps. First, according to the temperature difference between the thermal fault area and the background in infrared images, the Mahalanobis distance between the fault area and the background is estimated, and the initial thermal fault diagnosis results can be generated. Then, guided filter is used to improve the diagnosis performance, by utilizing the spatial correlation between adjacent pixels fully utilized. Experimental results demonstrate that the proposed diagnosis method has a better diagnosis performance than the current state-of-the-art detectors.

**Key words:** power equipment, infrared image, thermal fault diagnosis, anomaly detection, guided filter

### 0 引言

电力设备是电力系统中的重要组成部分。在电力设备的运行过程中, 不可避免地出现各式各样的故障, 其中热故障是最常见的一种故障类型<sup>[1]</sup>。及时诊断出电力设备发热故障, 对保障电力系统稳定与安全地运行起着至关重要的作用<sup>[2]</sup>。红外热成像检测技术具有非接触带电检测的优势, 能够有效检测电力设备的温度场信息(如图1所示), 现已成为电力设备热故障诊断的一种重要手段, 在电力系统各个单位中有着广泛的应用<sup>[3]</sup>。

随着我国电力系统的不断发展, 电力设备的红外巡检任务压力也逐渐增大。传统依靠人工判别与分析处理的手段, 不仅人工成本高, 检测周期长, 巡检效率低, 而且误检率较高。为提高电力设备热故障诊断的智能化和信息化水平, 国内外研究人员提出了许多热故障诊断方法。总的来说, 这些热故障诊断方法可以分为两大类。

第一类是基于传统的图像特征分析方法。康龙等人在2016年<sup>[4]</sup>采用一种图像分割的方法来分离出电力设备红外图像中的热故障区域。王淼等人在2017年<sup>[5]</sup>提出一种基于梯度分析的边缘检测方法来

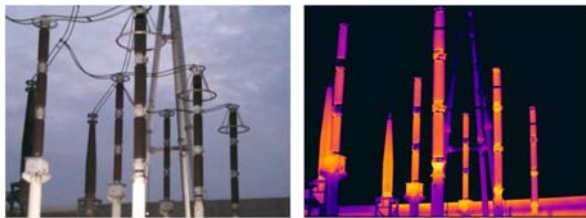
收稿日期: 2020-12-30; 修订日期: 2021-03-11.

作者简介: 黄志鸿(1993-), 男, 湖南长沙人, 博士, 高工, 主要研究方向为电力设备故障智能诊断、红外图像处理。

E-mail: zhihong\_huang111@163.com.

基金项目: 国网湖南省电力有限公司科技项目(5216A520000V)。

诊断出红外热故障区域。胡洛娜等人在 2018 年<sup>[6]</sup>采用改进的 k-means 聚类算法用于异常热故障区域诊断。一种基于小波变换和后验概率分布的诊断方法<sup>[7]</sup>用于增强图像质量，提升诊断热故障目标的精度。



(a) 拍摄的可见光图像 (b) 对应的红外图像  
(a) The obtained natural image (b) The corresponding infrared image

图1 湘潭市某处 220 kV 变电站

Fig.1 A 220 kV substation in Xiangtan city

除了上述方法外，基于深度神经网络的检测方法近年来也得到了研究人员的广泛关注。文献[8]首先对红外图像进行超像素分割，然后利用卷积神经网络对电力设备的红外图像进行诊断。文献[9]利用递归神经网络定位异常热故障区域像素。贾鑫等人<sup>[10]</sup>先对红外图像进行区域分割，然后利用卷积神经网络进行热故障诊断。值得注意的是，上述基于深度学习的方法均是采用有监督的检测方式，严重依赖于人工标定的已知的故障区域，根据已知故障区域的红外热信号来诊断故障目标。

然而，在真实巡检环境下，电力设备故障区域的红外信号易受到环境因素的影响，例如拍摄角度遮挡，辐射率设置不准确，噪声污染。因此，在真实电力巡检场景下，这类有监督学习的检测技术难以获取一致性的热故障区域红外信号，并构建大量可靠的红外数据库。相反，基于无监督学习的异常检测技术不需要电力设备故障区域的先验信息<sup>[11]</sup>。如何通过异常目标检测方法实现对电力设备热故障的有效监测是本文拟解决的应用难题。

为此，本文提出一种基于引导滤波的电力设备热故障诊断方法。本文的创新点主要包括两个方面。第一，将电力设备热故障诊断问题建模为基于无监督学习的异常目标检测的问题，有效解决热故障训练样本不足的问题。第二，将图像滤波技术用于电力设备热故障诊断中，提出一种基于引导滤波(guided filtering, GF)的电力设备红外图像故障诊断方法。通过图像后处理的方式，极大地提升热故障的诊断精度。

## 1 基于引导滤波的热故障诊断方法

图2展示的是所提出方法的流程图。所提方法主要包含两个步骤。首先，根据热故障区域与图像背景的温升差异特性，逐像素计算测试像素与图像背景的马氏距离，获得初始的诊断结果图。然后，采用引导滤波对初始诊断结果进行优化，充分利用相邻像素之间的空间相关性，抑制图像中噪声等突变细节并保持热故障区域的空间边缘信息，提升热故障的诊断精度，生成最终诊断结果。

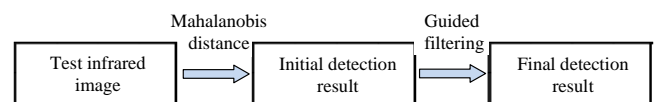


图2 所提出的 GF 方法流程图

Fig.2 The schematic diagram of the proposed GF method

### 1.1 相关研究

图像滤波技术是计算机视觉领域中常用的处理技术。与传统的滤波技术不同，在边缘保持滤波技术中，不同位置的图像像素对应的滤波核会发生变化。在平滑滤除图像噪声等畸变细节时，不会对空间边缘造成模糊<sup>[12]</sup>。近些年来边缘保持滤波技术在计算机视觉领域得到了广泛的研究<sup>[12-14]</sup>。常见的边缘保持滤波算法有：引导滤波<sup>[12]</sup>、双边滤波<sup>[13]</sup>、加权最小二乘滤波<sup>[14]</sup>。其中引导滤波在图像纹理编辑、去噪、特征提取等领域被证明为一种有效的滤波技术。引导滤波是一种基于局部线性模型的滤波技术，具有实时性和高效性等优点。在引导滤波中，输出图像  $O$  通过如下线性变换方式而成：

$$O_i = a_j I_i + b_j, \forall i \in w_j \quad (1)$$

式中： $w_j$ 是以像素  $j$  为中心的局部窗口，空间尺度为  $(2r+1) \times (2r+1)$ ； $P$  为输入图像，一个能量函数用于构建引导滤波算法中的  $a_j$  和  $b_j$ 。

$$E(a_j, b_j) = \sum_{i \in w_j} ((a_j I_i + b_j - P_i) + \varepsilon a_j^2) \quad (2)$$

式中： $\varepsilon$ 为控制滤波的模糊程度。系数  $a_j$  和  $b_j$  通过求解如下线性回归问题而解得：

$$a_j = \frac{1/w_j \sum_{i \in w_j} I_i P_i - \mu_j \bar{P}_j}{\delta_j + \varepsilon}, b_j = \bar{P}_j - a_j \mu_j \quad (3)$$

式中： $\mu_j$  和  $\delta_j$  为引导图像  $I$  中  $w_j$  区域的均值和方差。

### 1.2 故障区域初始诊断

热故障是电气设备运行中常见的一种故障类型，通常伴随着局部发热现象。红外图像能较好地反应出电力设备温度场的变化情况。设备故障发生

区域与周围背景区域在红外图像上存在较大的温度差异特性, 本文采用 Reed-Xiao 异常检测算法<sup>[15]</sup>来诊断故障区域。该方法假设图像背景可以用多元高斯分布来表示。背景的协方差可以用来计算测试像素和背景像素之间的光谱差异。Reed-Xiao (RX) 异常检测算法表示如下:

$$D_{RX(m_i)} = (m_i - \mu)\Gamma^{-1}(m_i - \mu)^T \quad (4)$$

式中:  $m_i$  代表输入红外测试图像  $m$  中的第  $i$  个像素的像素值。 $\mu$  和  $\Gamma$  分布表示为  $m$  的均值和协方差。 $D_{RX(m_i)} \in [0,1]$  指的是第  $i$  个像素属于异常热故障的发生概率。通过计算输入红外图像的马氏距离, 得到初始的热故障检测结果图  $I$ 。图 3 左侧展示为一个初始诊断结果图, 右侧展示为该图中的两个局部细节放大图。我们可以发现, 初始诊断结果能较好地诊断出异常热故障的发生区域, 但未能较好地抑制图像中噪声等突变细节, 同时未能较好地保持热故障区域的空间边缘信息。

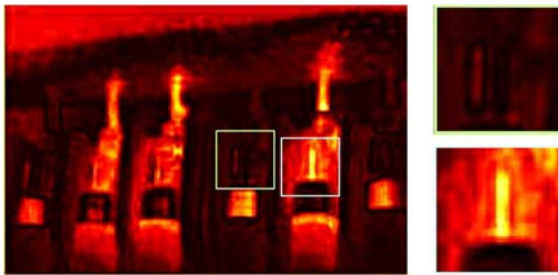


图3 初始发热故障诊断结果图

Fig.3 Initial thermal fault diagnosis result

### 1.3 引导滤波后处理

在计算机视觉领域, 利用图像的空间相似性, 是抑制噪声等突变细节和保持目标空间边缘信息的一种有效手段<sup>[11-13]</sup>。

为提高发热故障区域的诊断精度, 我们对得到的初始诊断结果图  $I$  进行引导滤波处理。通过挖掘图像  $M$  像素间的空间相似性信息, 提升热故障诊断的性能:

$$R = \text{Guided}(I, g, s, r) \quad (5)$$

式中: 函数  $\text{Guided}$  代表引导滤波操作,  $I$  代表输入的初始诊断结果;  $g$  为一个引导图像, 它由输入红外热像  $M$  的第一个主成分组成;  $s$  和  $r$  为两个控制滤波结果平滑度的参数, 在本文中,  $s$  和  $r$  两个参数默认设置为 0.5 和 20。 $R$  为输出的滤波后的诊断图。图 4 左侧展示的是一个滤波优化后的诊断结果图, 右侧展示的是该图中的两个局部细节放大图。

此滤波处理步骤的优点是在滤波过程中充分挖掘了输入红外图像中的空间信息, 抑制图像背景和

噪声等图像突变细节的影响, 恢复目标的边缘细节信息, 提高设备故障的诊断精度。具体滤波求解过程见参考文献[12]和文献[13]。

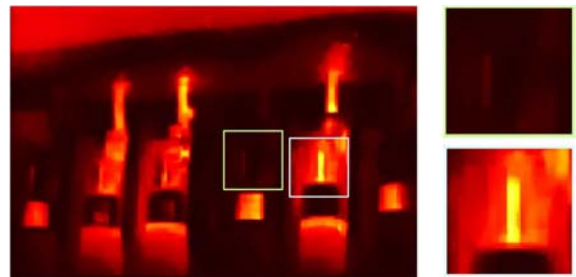


图4 最终发热故障诊断结果图

Fig.4 Final thermal fault diagnosis result

## 2 实验与分析

本实验中, 用于测试的红外图像由 FILR -T620 成像仪所采集。图像空间分辨率为 0.68 mrad, 波长范围为 7.5~14  $\mu\text{m}$ 。拍摄对象为输电、变电、配电环节中的电气设备, 如避雷器、断路器、互感器、绝缘子、电缆等。

为评估本文所提方法对热故障的诊断性能, 采用 3 种经典的异常目标检测方法进行了对比实验。这些方法包括基于全局统计的马氏距离计算 Reed-Xiao (RX) 方法<sup>[14]</sup>, 基于全局统计的局部 RX (LRX) 方法<sup>[14]</sup>以及低秩矩阵分解检测方法 (LRaSMAD-based Mahalanobis Distance, LSMAD)<sup>[15]</sup>。其中, LRX 方法的内部窗口大小  $w_{in}$  从 3~19 中选择, 外部窗口大小  $w_{out}$  从 5~23 中择优选择。LSMAD 方法的秩  $r$  设置为 1。

为了评估诊断结果的优劣, 我们采用面积 (area under curve, AUC)<sup>[16]</sup> 指标来进一步评价诊断性能。AUC 指标基于目标检测结果和参考检测图, 定量地评价检测结果的精度。该指标能较好地评估检测结果与热故障区域的温升差异和区域面积的匹配程度。AUC 值越高, 检测结果越接近参考检测图, 诊断性能越优异。AUC 指标具体计算公式如下:

$$AUC = \int_{-\infty}^{+\infty} DP(T)FAR(T)dT \quad (6)$$

式中:  $DP(T)$  表示当检测结果的阈值设置为  $T$  时, 检测到的正确目标像素占总目标像素的比率。 $FAR(T)$  表示检测到错误的目标像素与背景像素间的比率。

第一幅测试图像拍摄于湖南省湘潭市韶梅线 10kV 线路上的一景。该图像包含 640×970 个像素。该幅图像中绝缘子出现了温度过热的异常发热情况。图 5(a)和(b)展示了该数据的红外热图像和参考的热故障区域图。

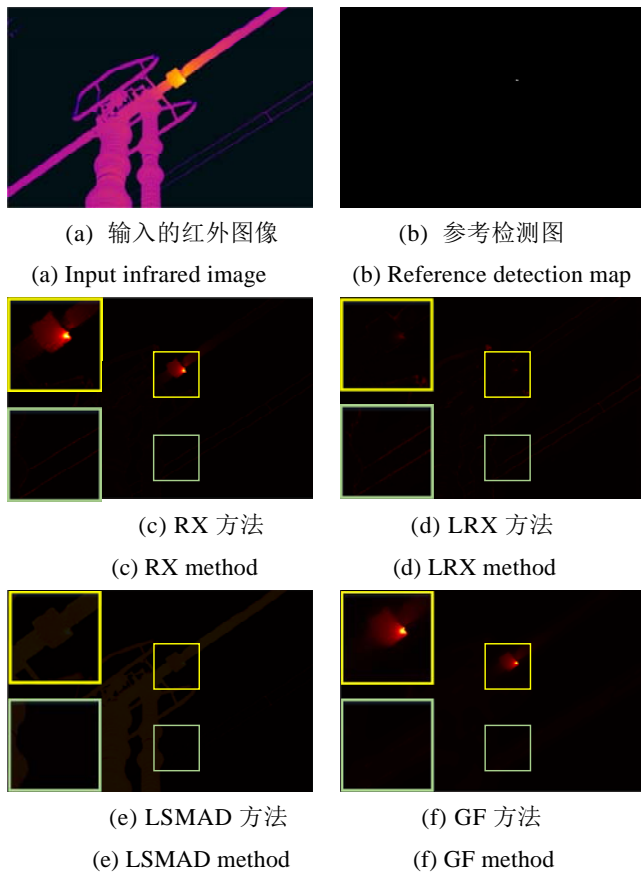


图5 不同方法在绝缘子发热故障的诊断结果图

Fig.5 Different diagnosis results on the fault of insult

图 5(c)~(f)展示的是 RX、LRX、LSMAD 和 GF 等不同检测方法的诊断结果。在每幅图的左侧展示了诊断结果的局部放大图。如图所示，我们可以发现，GF 方法能有效地抑制背景像素的干扰，同时很好地凸显出热故障识别结果区域。RX 方法能较好地识别出异常热故障区域，但是不能有效地抑制如输电线路等背景环境对诊断结果的干扰。LRX 方法虽然能较好地定位出异常发热故障的区域位置，但是未能较好地诊断发热区域的形状。LSMAD 方法未能较好地将发热故障区域从背景中诊断出来。四种检测方法的 AUC 指标分别为 0.9707、0.9075、0.8514、0.9929，其中 GF 方法的热故障检测指标最高。

第二幅测试图像拍摄于湖南省湘潭市韶南线 10kV 线路上的一景。该图像包含  $240 \times 330$  个像素。该幅图像中输电导线出现了温度过热的异常情况。图 6(a)和(b)展示了该数据的红外热图像和参考的热故障区域图。

图 6(c)~(f)展示了 RX、LRX、LSMAD 和 GF 等不同诊断方法的诊断结果。图中左侧展示了诊断结果的局部细节放大图。4 种检测方法的 AUC 指标分别为 0.9901、0.6075、0.9114、0.9965。相较于

RX 检测方法，本文提出的 GF 方法能获得更优的诊断精度。LRX 和 LSMAD 两种检测方法未能较好地抑制背景像素对故障识别的干扰。

第三幅测试图像拍摄于湖南省湘潭市某 220 kV 线路上的一景。该图像包含  $325 \times 450$  个像素。该幅图像中绝缘子出现了温度过热的异常情况。图 7(a)和(b)展示了该数据的红外热图像和参考的热故障区域图。

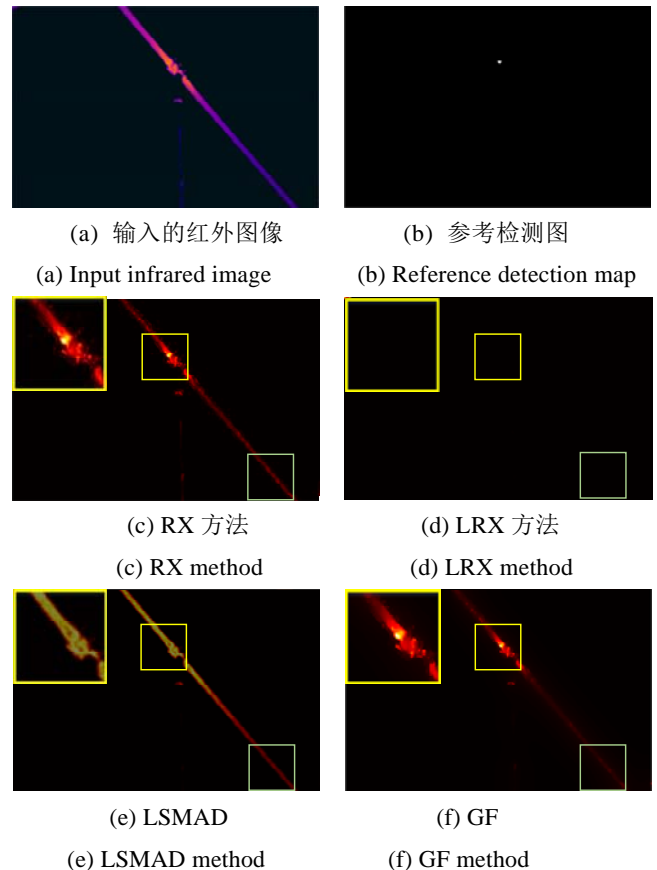
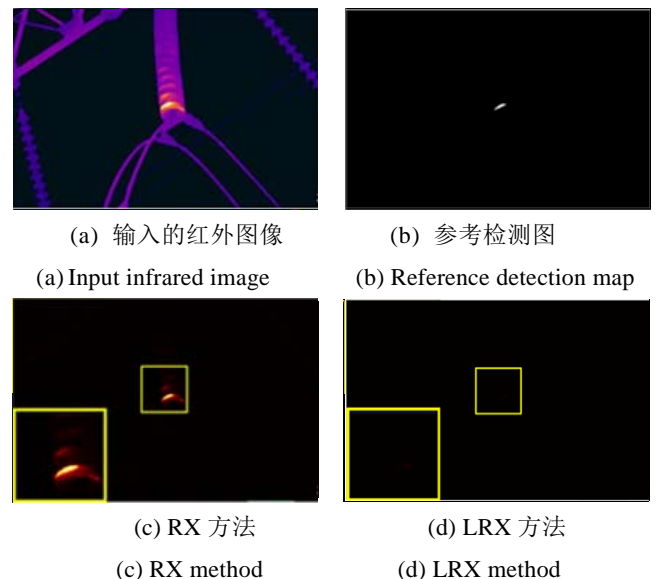
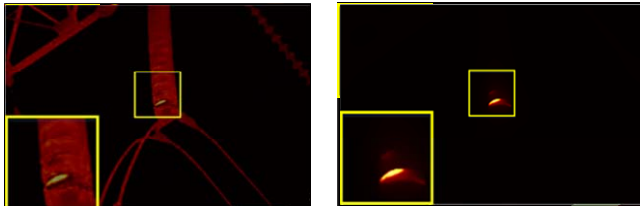


图6 不同方法在架空导线发热故障的诊断结果图

Fig.6 Different diagnosis results on the fault of line





(e) LSMAD 方法 (f) GF 方法  
(e) LSMAD method (f) GF method  
图 7 不同方法在绝缘子发热故障的诊断结果图

Fig. 7 Different diagnosis results on the fault of insult

不同方法的诊断结果如图 7(c)~(f)所示。在图的左下方展示了诊断结果的局部细节放大图。如图所示，我们可以发现，本章所提出的 GF 方法能较好地诊断出发热故障区域，同时对于背景像素有着较强地抑制能力。RX 和 LSMAD 两种方法虽然能较好地诊断出发热故障区域，但是误检部分背景像素为故障区域。LRX 方法未能较好地从背景环境中分离异常发热故障。4 种检测方法的 AUC 指标分别为，0.9893，0.8481，0.9486，0.9988。

不同检测方法的 AUC 指标如表 1 所示。我们可以发现本文所提出的 GF 检测方法能获得最高的诊断精度（已加粗）。不同检测方法的运行时间如表 2 所示。从表中我们可以发现，LRX 方法需要更多的运算时间。这是因为 LRX 方法采用局部滑动窗口的计算策略，导致空间信息的重复利用，计算效率相对较低。相比之下，RX 和 LSMAD 两种方法采用全局图像的计算策略，计算效率更高。尽管所提出的 GF 方法在运行效率上不是最高的。但鉴于其出色的诊断性能，该方法仍然是 4 种方法中最为实用的诊断技术。

表 1 不同诊断方法的 AUC 指标

Test images	RX	LRX	LSMAD	GF
1	0.9707	0.9075	0.8514	<b>0.9929</b>
2	0.9901	0.6075	0.9114	<b>0.9965</b>
3	0.9893	0.8481	0.9486	<b>0.9988</b>

表 2 不同诊断方法的运行时间

Test images	RX	LRX	LSMAD	GF
1	1.03	43.82	1.86	1.31
2	0.53	23.75	0.92	0.67
3	0.84	37.23	1.31	1.02

此外，为了进一步定量地分析 GF 方法中引导滤波处理步骤对检测性能的影响。图 8 展示了在 3 幅测试图像中，有无引导滤波处理步骤对诊断结果的影响。从图中，我们可以看到无引导滤波处理的热故障诊断精度分别为 0.9707、0.9901、0.9893，而经过引导滤波处理的热故障诊断精度分别为 0.9929、0.9965、0.9988。热故障诊断精度依次提升了 2.3%、0.3%、1.0%。实验结果表明引导滤波操作作为一种重要的图像处理步骤在电力设备热故障诊断中的有效性。

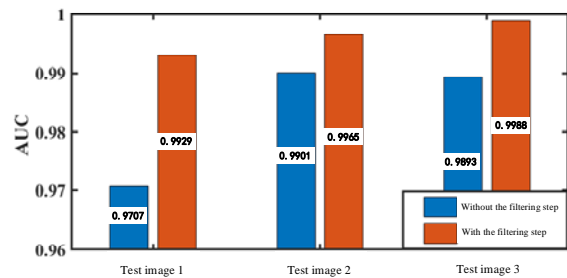


图 8 有无引导滤波处理对诊断精度的影响

Fig.8 Diagnosis accuracy with and without the guided filtering step

### 3 总结

本文提出了一种基于引导滤波的电力设备热故障诊断方法，在复杂环境下能有效地识别出电力设备的热故障区域。本文的创新点主要包括两个方面。第一，首次将电力设备热故障诊断问题建模为基于无监督学习的异常目标检测的问题，有效解决热故障训练样本不足的问题。第二，首次将图像滤波技术用于电力设备热故障诊断中，提出一种基于引导滤波（guided filtering, GF）的电力设备红外图像故障诊断方法。通过图像后处理的方式，极大地提升热故障的诊断精度，满足电力设备带电检测的应用需要。

### 参考文献:

[1] 刘嵘, 刘辉, 贾然, 等. 一种智能型电网设备红外诊断系统的设计[J]. 红外技术, 2020, 42(12): 1198-1202.  
LIU Rong, LIU Hui, JIA Ran, et al. Design of intelligent infrared diagnosis system for power grid equipment[J]. *Infrared Technology*, 2020, 42(12): 1198-1202.

[2] 张文峰, 彭向阳, 陈锐民, 等. 基于无人机红外视频的输电线路发热缺陷智能诊断技术[J]. 电网技术, 2014, 38(5): 1334-1338.  
ZHANG Wenfeng, PENG Xiangyang, CHEN Ruiming, et al. Intelligent diagnostic techniques of abnormal heat defect in transmission

- lines based on unmanned helicopter infrared video[J]. *Power System Technology*, 2014, **38**(5): 1334-1338.
- [3] 蒋昀宸, 樊绍胜, 陈骏星. 带电作业智能新技术及其应用现状[J]. *湖南电力*, 2018, **38**(5): 1-4.
- JIANG Yunchen, FAN Zhaosheng, CHEN Junxing. Smart new-technologies and applications for live work[J]. *Human Electric Power*, 2018, **38**(5): 1-4.
- [4] 康龙. 基于红外图像处理的变电站设备故障诊断[D]. 北京: 华北电力大学, 2016.
- KANG Long. Fault diagnosis of substation equipment based on infrared image processing[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2016.
- [5] 王淼, 杜伟, 孙鸿博, 等. 基于红外图像识别的输电线路故障诊断方法[J]. *红外技术*, 2017, **39**(4): 383-386.
- WANG Miao, DU Wei, SUN Hongbo, et al. Transmission line fault diagnosis method based on infrared image recognition[J]. *Infrared Technology*, 2017, **39**(4): 383-386.
- [6] 胡洛娜, 彭云竹, 石林鑫. 核猫群红外图像异常检测方法在电力智能巡检中的应用[J]. *红外技术*, 2018, **40**(9): 323-328.
- HU Luona, PENG Yunzhu, SHI Linxin. Anomaly detection method of infrared images based on kernel cat swarm optimization clustering with application in intelligent electrical power inspection[J]. *Infrared Technology*, 2018, **40**(9): 323-328.
- [7] 魏钢, 冯中正, 唐跃林, 等. 输变电设备红外故障诊断技术与试验研究[J]. *电气技术*, 2013, **14**(6): 75-78.
- WEI Gang, FENG Zhongzheng, TANG Yuelin, et al. The infrared diagnostic technology of power transmission devices and experimental study[J]. *Electrical Technology*, 2013, **14**(6): 75-78.
- [8] 林颖, 郭志红, 陈玉峰. 基于卷积递归网络的电流互感器红外故障图像诊断[J]. *电力系统保护与控制*, 2015, **45**(16): 87-94.
- LIN Ying, GUO Zhihong, CHEN Yufeng. Convolutional-recursive network based current transformer infrared fault image diagnosis[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, **45**(16): 87-94.
- [9] 常亮, 邓小明, 周明全, 等. 图像理解中的卷积神经网络[J]. *自动化学报*, 2016, **42**(9): 1300-1312.
- CHANG Liang, DENG Xiaoming, ZHOU Mingquan, et al. Convolutional neural networks in image understanding[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(9): 1300-1312.
- [10] 贾鑫. 基于双监督信号卷积神经网络的电气设备红外故障识别研究[D]. 天津: 天津理工大学, 2018.
- JIA Xin. Research on Infrared Fault Identification of Electrical Equipment Based on Double Supervised Signal Convolution Neural Network[D]. Tianjin: Tianjin University of Technology, 2018.
- [11] 魏东, 龚庆武, 来文青, 等. 基于卷积神经网络的输电线路区内外故障判断及故障选相方法研究[J]. *中国电机工程学报*, 2016, **36**(5): 21-28.
- WEI Dong, LONG Qinwu, LAI Wenqing, et al. Research on internal and external fault diagnosis and fault-selection of transmission line based on convolutional neural network[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2016, **36**(5): 21-28.
- [12] KANG Xudong, ZHANG Xiangping, LI Shutao, et al. Hyperspectral anomaly detection with attribute and edge-preserving filters[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, **55**(10): 5600-5611.
- [13] HE Kaiming, SUN Jian, TANG Xiaoou. Guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, **35**(6): 1397-1409.
- [14] Durand F, Dorsey J. Fast bilateral filtering for the display of high -dynamic-range images[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2002, **21**(3): 257-266.
- [15] Reed I S, Yu X. Adaptive multiple-band CFAR detection of an optical pattern with unknown spectral distribution[J]. *IEEE Transactions on Acoustic Speech Signal Processing*, 1990, **38**(10): 1760-1770.
- [16] ZHANG Yanfei, DU Bo, ZHANG Liangping, et al. A low-rank and sparse matrix decomposition-based mahalanobis distance method for hyperspectral anomaly detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, **54**(3): 1376-1389.