

〈红外应用〉

## 基于多尺度引导滤波和决策融合的 电力设备热故障诊断方法研究

梁 剑<sup>1,2</sup>, 黄志鸿<sup>1</sup>, 张可人<sup>1</sup>

(1. 国网湖南省电力有限公司电力科学研究院, 湖南 长沙 410007;

2. 国网湖南省电力有限公司, 湖南 长沙 410004)

**摘要:** 本文提出一种基于多尺度引导滤波和决策融合 (multi-scale guided filter and decision fusion, MGDF) 的电力设备热故障诊断方法, 联合多尺度引导滤波和决策融合技术, 充分挖掘红外图像的空间结构信息和温度信息。该方法有 3 个主要步骤。首先, 基于热故障区域与环境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环境背景的马氏距离, 获取初始的热故障诊断结果。然后, 采用不同参数设置的引导滤波器对初始诊断结果进行滤波处理, 并将生成的若干引导滤波特征图堆叠在一起。不同参数下的滤波特征图包含着互补的空间结构信息。最后, 为充分挖掘不同尺度特征图的空间结构信息和温度差异信息, 利用主成分分析法对引导滤波特征图进行决策融合, 提升热故障的诊断精度, 生成最终的热故障诊断结果图。实验测试结果表明, 本文方法在热故障诊断精度上有明显优势, 满足电力设备红外巡检的应用需求。

**关键词:** 电力设备; 红外图像; 热故障诊断; 引导滤波; 多尺度; 决策融合

**中图分类号:** TP751.1

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1001-8891(2022)12-1344-08

## Multi-scale Guided Filter and Decision Fusion for Thermal Fault Diagnosis of Power Equipment

LIANG Jian<sup>1,2</sup>, HUANG Zhihong<sup>1</sup>, ZHANG Keren<sup>1</sup>

(1. State Grid Hunan Electric Power Corporation Limited Research Institute, Changsha 410007, China;

2. State Grid Hunan Electric Power Corporation Limited, Changsha 410004, China)

**Abstract:** This paper introduces a thermal fault diagnosis method called multi-scale guided filtering and decision fusion. The proposed method combines multiscale guided filtering and decision-fusion techniques for fault diagnosis. It comprises three main steps. First, the Mahalanobis distance between the fault area and background is estimated, and initial thermal fault diagnosis results are generated. The initial diagnosis result is then filtered using guided filtering with various parameters, and several filtering feature maps are generated. Different filtering feature maps contain complementary spatial-structure information. Finally, a principal component analysis algorithm fuses these filtering feature maps to capture their spatial structure information and thermal information in filtering feature maps. Experimental results show that the proposed diagnosis method has a better detection performance than the current state-of-the-art detectors.

**Key words:** power equipment, infrared image, thermal fault diagnosis, guided fusion, multi-scale, decision fusion

## 0 引言

热故障是电力设备运行时常见的一种故障类型。及时诊断出热故障, 对电力设备安全运行有着

收稿日期: 2022-05-19; 修订日期: 2022-07-11.

作者简介: 梁剑 (1972-), 男, 湖南衡阳人, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电力人工智能, 电力设备带电检测。E-mail: 952897509@qq.com。

通信作者: 黄志鸿 (1993-), 男, 湖南长沙人, 博士, 高级工程师, 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 (5216A522000U)。

重要意义。近年来,红外成像技术得到了长足的进步,运用光电技术检测物体热辐射的红外线特定波段信号,能有效显示物体表面的温度信息<sup>[1]</sup>,在电力设备巡检中有着广泛应用。

随着我国电力系统的快速建设,设备红外巡检压力也愈发增大<sup>[2]</sup>。当前巡检模式严重依赖人工分析与识别。这种模式存在识别效率低、误检率和漏检率高等缺点。为此,科研人员提出多种智能化的热诊断方法。这些方法可分为如下两大类:

第一大类是基于传统图像特征的诊断方法<sup>[3-8]</sup>。一种梯度分析方法<sup>[3]</sup>应用于识别热故障目标。胡洛娜等人提出一种改进的 K-均值方法<sup>[4]</sup>用于红外热故障诊断。魏钢等人提出一种基于小波变换联合后验概率分布的热故障诊断技术<sup>[5]</sup>。该方法通过改进图像质量来提高热故障诊断精度。一种粒子群图像分割<sup>[6]</sup>技术用于分割图像区域目标并进行热故障诊断。黄志鸿<sup>[8]</sup>等人采用一种低秩表示的方法,利用热故障的稀疏分布特性,将热故障从低秩背景中分离出来。第二大类是基于深度学习的诊断方法。这类方法近年来也得到广泛的关注<sup>[9-12]</sup>。魏东等人<sup>[10]</sup>利用递归神经网络定位异常热故障目标。文献[10]对红外图像进行分割,并采用卷积神经网络进行热故障识别。周可慧<sup>[11]</sup>等人提出一种改进的卷积神经网络模型,对红外热故障图像进行诊断。

文献[1]提出一种基于引导滤波的热故障诊断方法。具体来说,通过引导滤波器挖掘相邻像素间的空间结构信息,同时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,进而提升热故障的诊断精度。然而,这项研究工作存在一个局限性,即引导滤波器的平滑程度对热故障诊断的精度影响较大。基于单一参数大小的引导滤波处理难以充分地表征红外图像复杂的空间结构信息。

为解决上述难题,本文提出一种基于多尺度引导滤波和决策融合的电力设备热故障诊断方法。该方法的主要创新点在于,联合引导滤波和多尺度决策融合技术,充分挖掘红外图像的空间结构信息和温度信息,进而提升热故障的诊断精度。该方法包括 3 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环境背景的马氏距离,获取初始的热故障诊断结果。然后,采用不同参数设置的引导滤波对初始诊断结果进行优化,并将生成的若干引导滤波特征图堆叠在一起。最后,为充分挖掘不同尺度的引导滤波特征图的空间结构信息和温度差异信息,利用主成分分析法对引导滤波特征图进行决策融合,生成最终的热故障诊断结果图。图 1 为所提出方法的流程图。

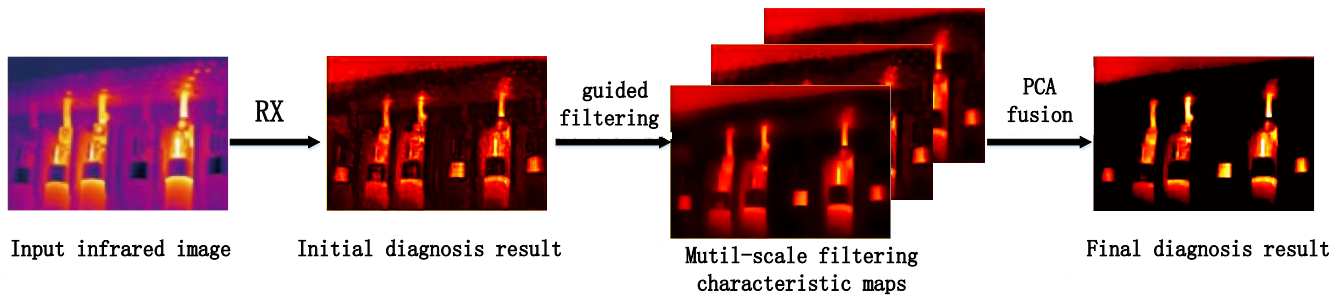


图1 所提出的 MGDF 方法流程

Fig.1 The flowchart of the proposed MGDF method

## 1 引导滤波热故障诊断基本测量原理

### 1.1 引导滤波相关原理

图像滤波是图像处理中最常见的技术之一,其中边缘保持滤波模型近年来在机器视觉领域中有着广泛应用<sup>[13]</sup>。常见的边缘保持滤波模型有:引导滤波<sup>[13]</sup>,双边滤波<sup>[14]</sup>、加权最小二乘滤波<sup>[15]</sup>。相较于其他几类边缘保持滤波技术,引导滤波采用一种简单有效的局部线性模型,具有实时性和高效性等优点<sup>[13]</sup>,在图像去噪、目标检测等领域被证明为一种

有效的滤波工具。具体来说,引导图像  $I$  在局部空间窗口  $w_j$  中进行线性变换生成输出图像  $O$ :

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

式中:  $w_j$  表示以像素  $j$  为中心的局部区域,空间大小为  $(2r+1) \times (2r+1)$ 。能量函数  $E(a_j, b_j)$  用于构建滤波器中系数  $a_j$  和  $b_j$ :

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

式中:  $\epsilon$  为控制滤波平滑程度的参数。通过求解下列

问题得到系数  $a_j$  和  $b_j$ :

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

式中:  $P$  为输入的红外图像;  $|w_j|$  为  $w_j$  区域内的像素数;  $\mu_j$  和  $\delta_j$  是引导图像  $I$  中  $w_j$  区域内的均值和方差;  $\bar{p}_j$  是输入图像  $P$  中  $w_j$  区域内均值。通过计算公式(1)生成输出图像  $O$ 。

## 1.2 基于引导滤波的热故障诊断

在我们之前的工作中<sup>[1]</sup>, 提出一种基于引导滤波的热故障诊断方法。具体来说, 通过引导滤波器挖掘相邻像素间的空间结构信息, 同时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。首先, 根据设备故障发生区域与周围背景区域存在较大的温度差异特性, 在红外图像上能较好地反映出两者的温度变化情况。由此, 文献[1]中采用 Reed-Xiao 异常检测算法<sup>[15]</sup>来诊断出热故障区域。该算法表示如下:

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

式中:  $m_i$  代表输入的红外图像  $m$  中的第  $i$  个像素。  $\mu$  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。

为提高发热故障区域的诊断精度, 文献[1]对初始诊断结果图进行引导滤波处理, 挖掘图像像素间的空间相似性信息, 提升热故障诊断的性能。

$$F = G_{r_x, \varepsilon_x}(O, I) \quad (5)$$

式中: 函数  $G_{r_x, \varepsilon_x}(O, I)$  代表引导滤波操作;  $I$  代表输入的初始诊断结果;  $O$  指一个引导图像, 它由输入红外热像的第一个主成分所组成;  $r$  和  $\varepsilon$  为两个控制滤波结果平滑度的参数。

## 2 基于多尺度引导滤波和决策融合的热故障诊断方法

### 2.1 故障区域初始诊断

根据 1.2 节的工作, 本文首先采用 Reed-Xiao (RX) 异常检测算法<sup>[16]</sup>来诊断故障区域, 通过逐像素计算每一点的马氏距离, 马氏距离结果为测试像素和背景像素之间的温度差异。图 2 为初始诊断结果图, 其右侧为初始诊断图中的两个局部放大图。

初始诊断结果图像能较好地反映出异常热故障的发生区域。但未能有效去除图像中噪声等突变细节, 同时丢失热故障区域部分空间边缘细节。

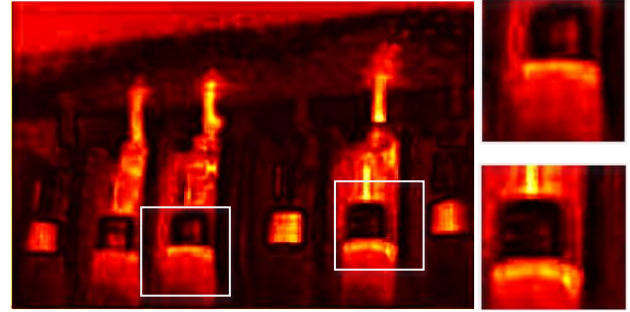


图2 初始发热故障诊断结果

Fig. 2 Initial thermal fault diagnosis result

### 2.2 多尺度引导滤波特征提取

为提高热故障区域的诊断精度, 不同参数大小的引导滤波器  $G_{r_x, \varepsilon_x}(O, I)$  对初始诊断结果图  $I$  进行特征提取:

$$F_x = G_{r_x, \varepsilon_x}(O, I), x=1, \dots, X \quad (6)$$

$$F = \{F_1, \dots, F_X\} \quad (7)$$

式中:  $r_x$  和  $\varepsilon_x$  为第  $x$  组引导滤波器的两个参数, 其中  $(r_x, \varepsilon_x) = \{(r_1, \varepsilon_1), \dots, (r_x, \varepsilon_x)\}$ 。不同滤波特征图通过公式(7)进行叠加。通过该步骤, 本文所提的基于多尺度引导滤波和决策融合 (multi-scale guided filter and decision fusion, MGFDF) 方法能够挖掘不同尺度结构信息的滤波特征图。不同参数大小的滤波特征图如图 3(b)~(e)所示。滤波后的图像有着完全不同的边缘细节和结构特征。对于含噪声的平滑区域, 高平滑度可以有效降低噪声, 并保持同质区域的红外光谱纯净度。因此, 将这些滤波特征图叠加到一起, 有助于利用不同滤波特征图的空间结构互补信息。在本文实验中  $(r_1, \varepsilon_1) = (1, 0.05)$ ,  $(r_2, \varepsilon_2) = (5, 0.1)$ ,  $(r_3, \varepsilon_3) = (10, 0.2)$ ,  $(r_4, \varepsilon_4) = (10, 0.4)$ 。

### 2.3 基于主成分分析的决策融合

在 2.2 节中, 虽然叠加生成的高维度滤波特征图  $F (mn \times X, m$  和  $n$  为图像的空间维度,  $X$  为特征图数目) 能够利用图中的互补信息。然而, 高维度滤波特征图  $F$  也带来了额外的数据冗余度, 加重了模型的计算代价。



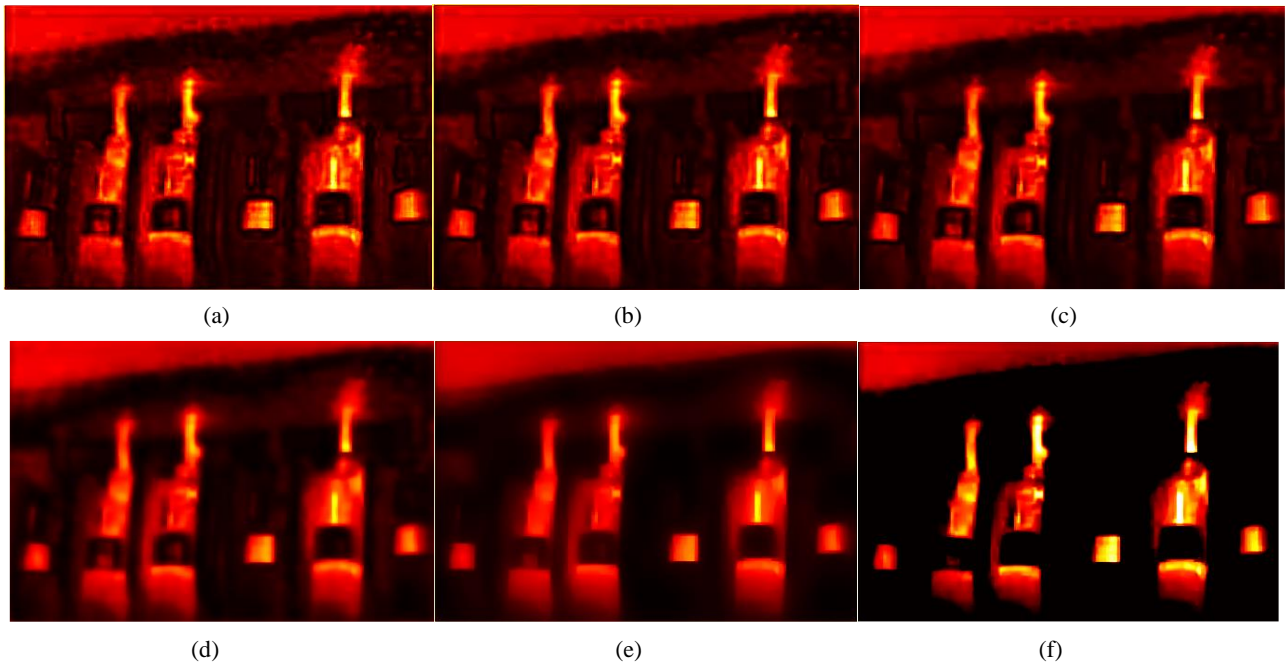


图3 两个滤波参数 $\epsilon$ 和 $r$ 的影响: (a) 初始热故障诊断结果; (b)-(e)不同参数下的滤波特征; 和(f)最终热故障诊断结果

Fig. 3 Influence of the two parameters,  $r$  and  $\epsilon$  to the performance of the gulied filter: (a) Initial fault diagnosis result; (b) - (e) Filtered feature maps with different parameter settings, and (f) Finial fault diagnosis result

更重要的是, 尽管引导滤波处理的目的是在保留图像同质区域的同时平滑图像边界。但值得注意的是平滑操作仍可能减少属于热故障像素和背景像素之间的光谱差异性。为解决这一难题, 我们提出一种简单有效的基于主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 的决策融合技术。该技术不仅可以减少数据的维数, 而且能够增加像素间的光谱可分性。因此, 在本文中, 堆叠的滤波特征图通过 PCA 技术融合在一起, 生成最终热故障诊断结果图:

$$P = \text{PCA}(F, L) \quad (8)$$

式中:  $L$  为主成分的数目;  $F$  为叠加的滤波融合特征图。PCA 技术将维度为  $mn \times X$  的滤波特征图  $F$ , 转换得到维度为  $mn \times L$  的最终的热故障诊断结果图。在本文实验中,  $L$  取值 1。

### 3 实验分析

#### 3.1 实验介绍

在实验中, 本文采用 3 种经典的异常目标检测方法进行对比实验, 验证所提出方法的有效性。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>[16]</sup>、低密度概率检测 (low density probability, LDP) 方法<sup>[17]</sup>和低秩表示 (low-rank representation, LRR) <sup>[18]</sup>诊断方法。其中, 对于 LRR 方法, 参数 $\sigma$ 设置为 $\sigma=0.05$ 。

为评估诊断结果的优劣, 本文采用线下面积

(area under curve, AUC) <sup>[16,19]</sup>指标来评估对比方法的诊断性能。该指标能较好地评估诊断结果与热故障区域的温升差异和区域面积的匹配程度, 定量地评价诊断结果的精度。AUC 指标越高, 识别结果越接近参考的热故障区域图, 热故障诊断性能越优异。

#### 3.2 实验结果与分析

第一幅测试图像由 FLIR 热成像仪采集, 该图像包含  $240 \times 330$  个像素。在该图中, 线路某处温度异常过热。该区域被视为热故障目标。图 4(a)和(b)展示测试图像和参考的热故障区域图。不同方法的热故障诊断结果如图 4(c)~(f)所示。在每幅图的左下方为热故障识别结果的局部放大图。如图所示, LDP 和 LRR 方法未能有效地从背景中诊断热故障区域。相较于 RX 的诊断结果, MGDF 的诊断结果图与参考的热故障区域图更接近。3 种对比方法的 AUC 指标分别为 0.9709、0.8312 和 0.8974, MGDF 取得最高 AUC 指标, 0.9985。

第二张测试图像由 FLIR 热成像仪所采集, 该图包含  $240 \times 330$  个像素。在该图中, 线路某处的温度异常过高。该区域被视为热故障目标。图 5(c)~(f)展示了不同方法的诊断结果。RX 和 MGDF 方法能有效地诊断出热故障区域。LDP 和 LRR 方法不能有效去除背景像素的干扰。RX、LDP、LRR 和 MGDF 方法的 AUC 标值分别为 0.9901、0.9132、0.9326 和 0.9993。

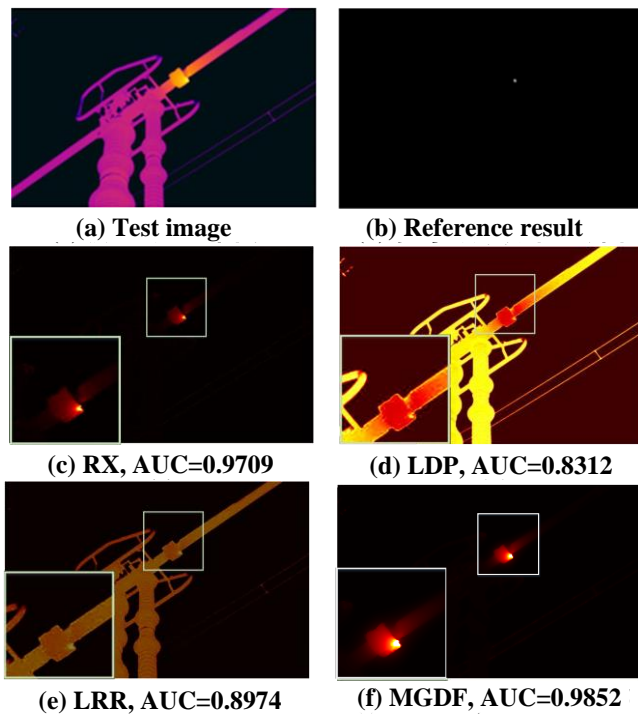


图4 不同方法在第一幅测试图的诊断结果

Fig. 4 Different diagnosis results on the first test image

第3幅测试图像由FILR热成像仪所采集,由 $325 \times 450$ 个像素组成。该幅图像中,绝缘子出现温度过热的异常情况。图6(a)和(b)展示该图像的红外热图像和参考的热故障区域图。不同方法的诊断结果如图6(c)~(f)所示。LRR方法可以诊断出热故障区域,但不能有效地去除背景像素的干扰。与RX方法的结果相比,MGDF方法最接近参考的热故障区域图。RX、LDP、LRR和MGDF方法的AUC得分分别为0.9893、0.9253、0.9486和0.9989。

不同方法AUC指标如表1所示。如表所示,本文所提出的MGDF方法能获得最高的诊断精度(已加粗)。通过多尺度决策融合和引导滤波,MGDF相较于3种对比方法在诊断精度上有明显提升。对于3张测试图像,AUC指标分别提升0.1278,0.0601,0.0449。表2展示了不同方法的运行时间。从表中我们可以发现,RX,LDP和LRR3种方法采用全局图像的计算策略,计算效率更高。MGDF方法需进行多尺度运算。尽管所提出的MGDF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热故障诊断技术。

为证明多尺度融合技术的优势,MGDF方法与基于单一尺度的引导滤波方法进行对比实验。在本文实验中, $GF_1$ 、 $GF_2$ 、 $GF_3$ 、 $GF_4$ 分别为引导滤波参数为 $(r_1, \varepsilon_1) = (1, 0.05)$ ,  $(r_2, \varepsilon_2) = (5, 0.1)$ ,  $(r_3, \varepsilon_3) = (10, 0.2)$ ,  $(r_4, \varepsilon_4) = (10, 0.4)$ 的滤波方法。表3展示了不

同热故障诊断方法的AUC指标值。不同滤波尺度的诊断结果有着不同的边缘细节和结构特征。本文所提的MGDF方法将这些滤波特征图叠加到一起,能够挖掘不同尺度的空间结构互补信息,进而提升热故障的诊断精度。

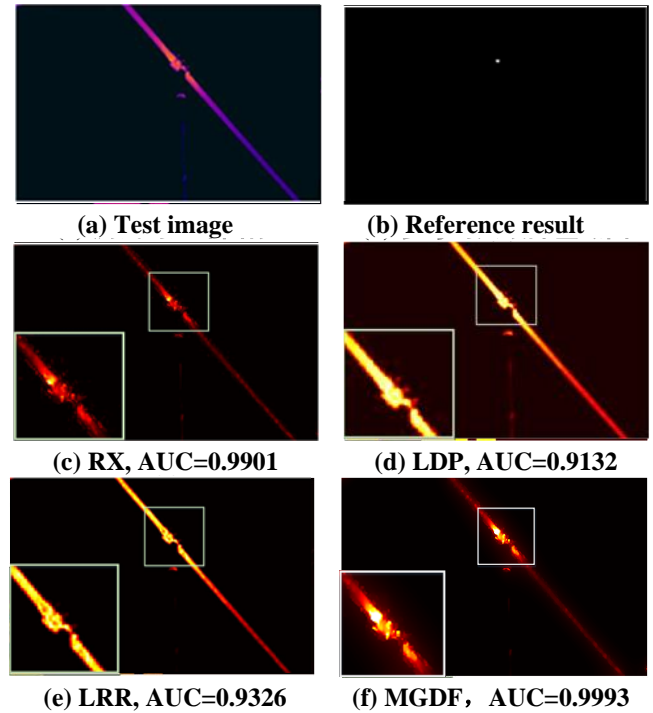


图5 不同方法在第二幅测试图的诊断结果

Fig. 5 Different diagnosis results on the second test image

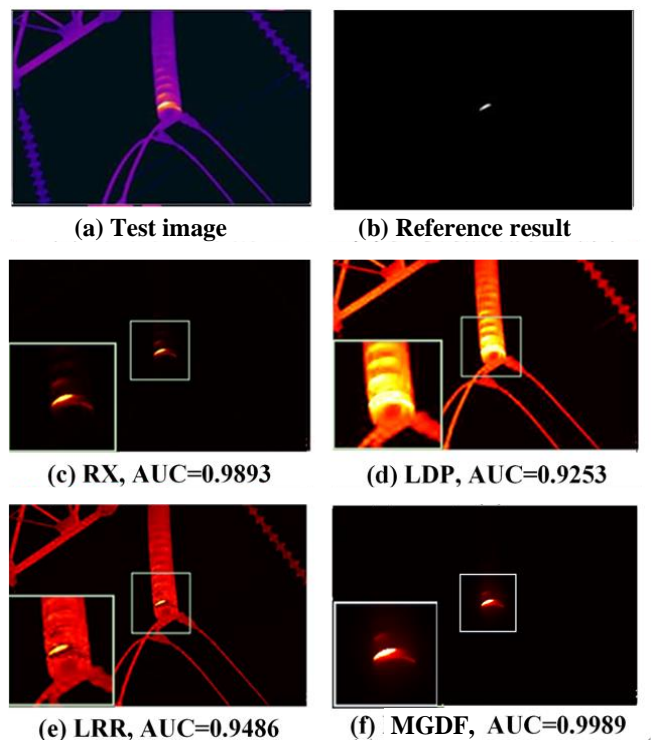


图6 不同方法在第三幅测试图的诊断结果

Fig. 6 Different diagnosis results on the third test image

表 1  不同诊断方法的 AUC 指标

Table 1  AUC values of different diagnosis methods				
Test images	RX	LDP	LRR	MGDF
1	0.9707	0.8312	0.8974	<b>0.9852</b>
2	0.9901	0.9132	0.9326	<b>0.9993</b>
3	0.9893	0.9253	0.9486	<b>0.9989</b>

表 2  不同诊断方法的运行时间

Table 2  Running time of different diagnosis methods				
Test images	RX	LDP	LRR	MGDF
1	0.59	0.75	0.47	2.31
2	0.53	0.61	0.34	2.27
3	0.84	0.98	0.56	2.15

表 3  单一尺度滤波参数的 AUC 指标

Table 3  Diagnosis methods with various parameters					
Test images	GF1	GF2	GF3	GF4	MGDF
1	0.9403	0.9433	0.9681	0.9562	0.9852
2	0.9787	0.9464	0.9805	0.9908	0.9993
3	0.9693	0.9712	0.9485	0.9824	0.9989

4  结论

在本文中，我们提出一种基于多尺度引导滤波和决策融合的电力设备热故障诊断方法。该方法的主要创新点在于，联合多尺度引导滤波和决策融合技术，充分挖掘红外图像的空间结构信息和温度信息，提升热故障的诊断精度。实验测试结果表明，本文方法在热故障诊断精度上有明显优势，满足电力设备红外巡检的应用需求满足电力红外巡检的应用需要。在未来的研究工作中，该项技术也可应用于绝缘子破损、通道树竹识别等巡检任务工作中。

参考文献：

[1] 黄志鸿, 吴晟, 肖剑, 等. 基于引导滤波的电力设备热故障诊断方法研究[J]. 红外技术, 2021, **43**(9): 910-915.  
HUANG Zhihong, WU Sheng, XIAO Jian, et al. Thermal fault diagnosis of power equipments based on guided filter[J]. *Infrared Technology*, 2021, **43**(9): 910-915.

[2] 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): 198-1202.  
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.

[3] 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.

[4] 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.

[5] 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.

[6] 李鑫, 崔昊杨, 霍思佳, 等. 基于粒子群优化法的 Niblack 电力设备红外图像分割[J]. 红外技术, 2018, **40**(8): 780-785.  
LI Xin, CUI Wuyang, HUO Sijia. Niblack's method for infrared image segmentation of electrical equipment improved by particle swarm optimization[J]. *Infrared Technology*, 2018, **40**(8): 780-785.

[7] 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, 2017, **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.

[8] 黄志鸿, 洪峰, 黄伟. 形状自适应低秩表示的电力设备热故障诊断方法研究[J]. 红外技术, 2022, **44**(9): 870-874.  
HUANG Zhihong, HONG Feng, HUANG Wei. Shape-adaptation low-rank representation for thermal fault diagnosis of power equipments[J]. *Infrared Technology*, 2022, **44**(9): 870-874.

[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] 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.

[11] 周可慧, 廖志伟, 肖异瑶, 等. 基于改进 CNN 的电力设备红外图像分

- 类模型构建研究[J]. 红外技术, 2019, **41**(11): 1033-1038.
- ZHOU Kehui, LIAO Zhiwei, XIAO Yiyao, et al. Construction of infrared image classification model for power equipments based on improved CNN[J]. *Infrared Technology*, 2019, **41**(11): 1033-1038.
- [12] HUANG Z, ZHOU J, LI S, et al. Superpixels segmentation and low-rank matrix recovery for thermal fault diagnosis of power equipment[C]//*IEEE 5th Conference on Energy Internet and Energy System Integration*, 2021: DOI: 10.1109/EI252483.2021.9713012
- [13] KANG X, ZHANG X, LI S, et al. Hyperspectral anomaly detection with attribute and edge-preserving filters[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, **55**(10): 5600-5611.
- [14] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering[C]//*Proc. of Processing IEEE Conference Computer Vision Pattern Recognition*, 2010: 1-14.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] KANG X, ZHANG X, LI S, et al. Hyperspectral anomaly detection with attribute and edge-preserving filters[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2017, **55**(10): 5600-5611.
- [18] XU Y, WU Z, LI J, et al. Anomaly detection in hyperspectral images based on low-rank and sparse representation[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2016, **54**(4): 1990-2000.
- [19] 蒋昀宸, 樊绍胜, 陈骏星淑. 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 Junxingxu. Smart new-technologies and applications for live work[J]. *Hunan Electric Power*, 2018, **38**(5): 1-4.