

# 基于新型阈值选择方法的变电站红外图像分割

赵庆生<sup>1\*</sup>, 王雨滢<sup>1</sup>, 王旭平<sup>1</sup>, 郭尊<sup>2</sup>

<sup>1</sup>太原理工大学电力系统运行与控制山西省重点实验室, 山西 太原 030024;

<sup>2</sup>华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206

**摘要** 为增强电气设备红外热图像的视觉效果,对其运行状态进行准确检测,提出了一种新型阈值选择的图像分割方法。该方法首先对原始图像进行傅里叶滤波处理形成自动梯度图形,然后针对每种特定类型的目标图像,拟合具有  $N$  个相邻点的线性模型计算斜率差的变化趋势,在斜率差分布谷值中挑选适合不同类型故障区域的最佳阈值,最后通过形态学迭代腐蚀,将目标区域与噪声斑点分开,得到清晰的分割图像。该方法可监测各种类型故障,只需校准参数  $N$  和确定分割案例,其余部分自动处理。实验结果显示:该方法对目标区域分割的准确率为 82%,误分率为 0.0182%。通过使用不同类型的红外热故障图像进行测试对比,验证了所提方法的有效性和通用性。

**关键词** 机器视觉; 图像处理; 分割; 阈值选择; 形态腐蚀

中图分类号 TP751

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201939.0810002

## Substation Infrared Image Segmentation Based on Novel Threshold Selection Method

Zhao Qingsheng<sup>1\*</sup>, Wang Yuying<sup>1</sup>, Wang Xuping<sup>1</sup>, Guo Zun<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Shanxi Key Laboratory of Power System Operation and Control, Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi 030024, China;

<sup>2</sup>School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China

**Abstract** To enhance the visual effect of the infrared thermal image of electrical equipment and accurately detect its operating state, an image segmentation method based on a new threshold algorithm is proposed. First, the method performs Fourier filtering on the original image to form an automatic gradient graph. Then, for each specific type of fault distribution, the line model with  $N$  adjacent points is fitted to calculate the slope difference to find the optimal threshold for different types of fault regions. Finally, by morphological iterative etching, the target area is separated from the noise spots to obtain a clear segmentation image. This method is suitable for various fault types, which only requires calibration of  $N$  and determination of different segmentation cases, with others being processed automatically. The results show that the segmentation accuracy of this method is 85%, and the error rate is 0.0182%. The effectiveness and versatility of the proposed method are verified by using different types of infrared thermal fault images.

**Key words** machine vision; image processing; segmentation; threshold selection; morphological erosion

**OCIS codes** 150.0155; 100.3008; 110.3080

## 1 引 言

由于成像机理和装置的原因,红外图像大多都有目标图像模糊、对比度低等缺点,因此对变电站中采集到的红外图像进行目标分割是很有必要的。近年来,学者们提出许多用于图像目标区域准确划

分<sup>[1-10]</sup>的方法,包括分水岭法<sup>[1]</sup>、区域生长法<sup>[2-4]</sup>、形态学方法<sup>[5-6]</sup>、神经网络法<sup>[7-9]</sup>和聚类法<sup>[10]</sup>。然而在实际的红外图像中,分水岭法因局部的温度差异容易对目标区域进行过分割。区域生长算法在噪声和灰度不均匀时常产生空洞和过分割。形态学方法分割精度高、抗噪声性能好,但进行图像处理,存在

收稿日期: 2019-01-15; 修回日期: 2019-02-04; 录用日期: 2019-03-21

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(51505317)、山西省自然科学基金(201601D102039)

\* E-mail: zhaogs1996@163.com

大量与目标不符的短线和孤立点,还需要进行一系列基于点的开闭运算。神经网络法分割需要大量的训练数据,对于不同的故障图像需要选择对应的网络函数。聚类分割法中聚类类数的确定、有效性准则的判定和初始值的确定较为繁琐,运算开销较大。因此这些方法均不适合单独运用在红外热故障图像分割的场景中。

红外图像目标区域的灰度分布是均匀的,因此利用全局阈值足以从背景中分割出故障区域。现有的阈值选择方法<sup>[11]</sup>包括:基于熵的方法、基于模型的方法、基于直方图形状的方法和迭代法。基于熵的方法,提出利用不同的函数来计算熵,模糊图像处理将不同的隶属函数与熵函数组合以计算最佳阈值<sup>[12]</sup>。宋亚玲<sup>[13]</sup>探讨了非广延熵在图像阈值分割中的应用。在基于模型的方法中,从所提出的最大化模型导出判别标准的最大类间方差法(Otsu)仍是当今广泛使用的方法<sup>[14]</sup>,该方法与基于熵的方法相似,即从全局中找到最佳阈值。如曹爽和安建成<sup>[15]</sup>采用狼群算法来搜索最优阈值,夏需堂等<sup>[16]</sup>提出二维 Otsu 自适应闭值分割。迭代法假设大多数模型灰度呈高斯分布,通过迭代设计循环找到收敛阈值,其性能根据分割图像而变化。基于直方图形状的分割方法对于单阈值选择假设仅存在两类不同的灰度分布,但对于实际图像,直方图分布通常由多个灰度级组成,并且在阈值点附近灰度重叠,谷值不一定是阈值点。在某些情况下的直方图中不存在谷值,因此该方法具有局限性。Wang<sup>[17]</sup>基于平滑直方图的斜率差分布提出的阈值选择方法,从黑暗背景中分割反射的激光线。由于激光线图像模态简单,阈值选择为具有最大绝对值的斜率差的谷值。

本文针对变电站中不同种类的红外热故障图像提出了新型阈值选择方法。红外热图像强度将对象和背景彼此分开,用梯度反映局部强度的变化。当目标区域相邻时,通过渐变将其区分。基于斜率差分布的阈值选择方法,通过分类和校准参数值,选择合适的谷值作为最优阈值,分割多种目标类型的红外图像。利用梯度信息常会错误地分割微小目标,因此基于自动计算的尺寸阈值提出了形态学迭代腐蚀方法,从而合理地区分微小目标和噪声斑块。最后通过多种类型图像的测试,验证所提出的阈值选择方法的优越性,证明该方法可以分割某些特定类型的图像问题,并且该腐蚀方法优于极限腐蚀方法<sup>[17]</sup>。

## 2 基本原理

新型阈值选择的图像分割方法包含图像分割和形态学迭代腐蚀两部分。通过多个输入参数和校准选择合适的谷值作为最优阈值,对变电站中的红外热故障图像进行目标分割和腐蚀,实现故障识别和故障诊断。基本的图像分割流程如图 1 所示。图 1 的图像分割流程包括:1)输入图像;2)提取梯度信息;3)选择阈值;4)校准斜率参数;5)确定分割案例;6)形态学迭代腐蚀。通过以上步骤完成图像的准确分割。

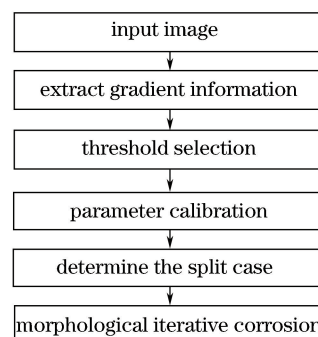


图 1 图像分割流程

Fig. 1 Basic principle flow chart

### 2.1 提取梯度信息

对原图像进行均值滤波,分别获得两个梯度分量  $I_x$  和  $I_y$ 。梯度图像的公式为

$$I_g = \sqrt{I_x^2 + I_y^2}, \quad (1)$$

式中,  $I_x$ 、 $I_y$  分别表示在任意像素点处的  $x$  轴和  $y$  轴方向的梯度分量。

### 2.2 基于斜率差进行阈值选择

对原始直方图进行平滑后计算其斜率差分布,从中灵活地选择阈值,对多种类型的电气设备红外故障图像都能够进行准确的分割。定义图像直方图的斜率差分布为像素分布的变化率,阈值选择如图 2 所示,具体步骤如下。

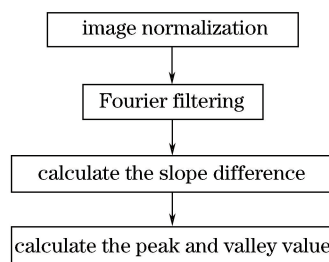


图 2 阈值选择流程图

Fig. 2 Threshold selection flow chart

第一步,在区间 $[1,255]$ 中重新排列图像的灰度值,并通过以下等式计算其归一化直方图分布 $P(i)$ :

$$P(i) = N_i/N_j, \quad (2)$$

$$j = \operatorname{argmax} N_{\tilde{j}}, \tilde{j} \in [1,255], \quad (3)$$

式中, $N_i$ 表示像素值 $i$ 的频率, $N_j$ 表示在区间 $[1,255]$ 中发生在 $j$ 的最大频率, $N_{\tilde{j}}$ 为像素值 $\tilde{j}$ 的频率, $\tilde{j}$ 为所有可能的像素值。

第二步,通过离散傅里叶变换(DFT)将 $P(i)$ 变换到频域,在频域中进行滤波:

$$F(K) = \sum_{i=1}^{255} P(i) \exp\left(-j \frac{2\pi Ki}{255}\right), K = 1, \dots, 255, \quad (4)$$

式中, $F(K)$ 表示 $P(i)$ 傅里叶滤波后的归一化直方图, $K$ 为频率值。保持频率为 $1 \sim 15$ 的低频部分,消除其高频部分:

$$F'(K) = \begin{cases} F(K), & K = 1, 2, \dots, 15 \\ F(K), & K = 241, \dots, 254, 255, \\ 0, & K = 16, 17, \dots, 240 \end{cases} \quad (5)$$

式中, $F'(K)$ ( $K = 1, \dots, 255$ )表示通频带宽为 $15$ 的低通滤波器对 $P(i)$ 进行傅里叶滤波。基于试验和图像的错误分析,保留 $K$ 为 $1 \sim 15$ 的低频部分。在频域中对直方图进行滤波后,将其变换回空间域。

$$P'(i) = \frac{1}{255} \sum_{K=1}^{255} F'(K) \exp\left(j \frac{2\pi iK}{255}\right), i = 1, \dots, 255, \quad (6)$$

式中, $P'(i)$ 为平滑的直方图。

第三步,计算 $P'(i)$ 上每个点左右两侧斜率的差。拟合每侧有 $N$ 个相邻点的线性模型:

$$y_l = ax_l + b, \quad (7)$$

$$[a, b]^T = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{Y}, \quad (8)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} x_1 & 1 \\ x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_N & 1 \end{bmatrix}, \quad (9)$$

$$\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T, \quad (10)$$

式中, $l$ 点的集合为像素点 $i$ 的子集( $l = N + 1, \dots, 255 - N$ ), $y_l$ 为像素值为 $l$ 时线性模型的纵坐标, $x_l$ 为像素值为 $l$ 时线性模型的横坐标, $a$ 为对应的斜率, $b$ 为对应的截距, $\mathbf{B}$ 为与像素值为 $l$ 的点相邻的 $N$ 个点的横坐标构成的 $N \times 2$ 矩阵, $\mathbf{Y}$ 为与像素值为 $l$ 的点相邻的 $N$ 个点的纵坐标构成的 $1 \times N$ 矩阵。

通过(8)式获得在点 $l$ 处的两个斜率 $a_1(l)$ 和

$a_2(l)$ 。 $l$ 点的斜率差计算如下:

$$s(l) = a_2(l) - a_1(l), l = N + 1, \dots, 255 - N. \quad (11)$$

第四步,离散函数 $s(l)$ ( $l = N + 1, \dots, 255 - N$ )转换为连续函数 $s(x)$ ,并定义为斜率差。将 $s(x)$ 的导数取零, $N_v$ 点处谷值为 $V_u$ , $u = 1, \dots, N_v$ 具有最大的局部变化; $N_p$ 点处峰值为 $P_w$ , $w = 1, 2, \dots, N_p$ 时斜率差具有最大的变化。

斜率差分布具有两个基本属性:1)斜率差的峰值表示对象和背景的像素平均值,谷值表示分离不同对象和背景的阈值;2)斜率差的谷值随线性模型中拟合点数的变化而变化,而拟合点数几乎不影响峰位置。

根据分割要求,基于斜率差分布的阈值选择方法有3个可变的输入参数。第1个输入参数为图像包含的像素种类,默认值取2。图像包含3类,1类属于背景,另外2类属于对象。第2个输入参数是想要分开的2类。定义案例1为背景和对象,案例2为沿像素值增加的第1对象和第2对象,依此类推。默认情况为案例1。第3个输入参数为线性拟合点数。实验中,默认第1个输入参数取2,第2个输入对应案例1。为稳健地选择合适的谷值作为阈值,利用斜率差分布的属性1。所有峰值根据大小排序,假定具有最大幅度的2个峰值分别为背景和对象。选择绝对值最大的2个峰值之间的谷值作为最优阈值。

### 2.3 校准斜率参数

在分割前针对不同的红外故障模型校准斜率参数。首先,从每种图像中选择典型图像,获得对应的分割标准。然后, $N$ 值从3到60变化(该范围由灰度范围 $[0,255]$ 试错分析得到),基于斜率差分布的测量值 $F_m$ 的变化,阈值选择方法和标准分割结果可表示为

$$r_{\text{recall}} = \frac{S_{\text{SD-thresholding}} \cap S_{\text{standard}}}{S_{\text{SD-thresholding}}}, \quad (12)$$

$$p_{\text{precision}} = \frac{S_{\text{SD-thresholding}} \cap S_{\text{standard}}}{S_{\text{standard}}}, \quad (13)$$

$$F_m = \frac{2 \times p_{\text{precision}} \times r_{\text{recall}}}{p_{\text{precision}} + r_{\text{recall}}}, \quad (14)$$

式中, $r_{\text{recall}}$ 为阈值选择分割区域中符合标准分割的区域占阈值分割区域的比例, $p_{\text{precision}}$ 为阈值选择分割区域中符合标准分割的区域占标准分割区域的比例, $S_{\text{SD-thresholding}}$ 表示阈值选择分割的结果, $S_{\text{standard}}$ 表示标准分割结果。最后选择最大的 $F_m$ 作为该类图

像的最终参数。

### 2.4 确定分割案例

在确定参数并且选择最佳阈值后,将梯度图像二值化:

$$S_g = \begin{cases} 1, & I_g \geq T_0 \\ 0, & I_g < T_0 \end{cases}, \quad (15)$$

式中, $S_g$  为最佳阈值分割的图像像素值, $I_g$  为图像梯度值, $T_0$  为最佳阈值。

使用(2)~(14)式来计算原始图像  $I$  的全局阈值  $T_1$ ,然后将原始图像二值化:

$$S_I = \begin{cases} 1, & I \geq T_1 \\ 0, & I < T_1 \end{cases}, \quad (16)$$

式中, $S_I$  为全局阈值分割的图像像素值。

由于红外目标区域的多样性,需要利用  $S_g$  和  $S_I$  计算  $S_f$ ,确定某种特定图像对应的案例。

案例 1 是分割边界连接且未闭合的目标图像,利用梯度图像  $S_g$  和原始图像  $S_I$  分割:

$$S_f = \begin{cases} 1, & (S_I = 1) \text{ and } (S_g = 0) \\ 0, & \text{else} \end{cases}. \quad (17)$$

案例 2 是具有多处连接且边界封闭的目标图像,其分割方法仅利用梯度图像:

$$S_f = \begin{cases} 1, & S_g = 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases}. \quad (18)$$

案例 3 是区域独立且边界封闭的目标图像,其分割方法仅利用原始图像:

$$S_f = \begin{cases} 1, & S_I = 1 \\ 0, & \text{else} \end{cases}. \quad (19)$$

### 2.5 形态学迭代腐蚀

基于自动计算的尺寸阈值提出的形态学迭代腐蚀方法,可合理地区分细小目标和噪声斑块,腐蚀步骤如下。

第一步,初始化目标区域所有的种子:

$$I_b^1 = S_f, \quad (20)$$

式中, $I_b^1$  为分割图像中任意一个像素点作为种子点。

第二步,运用元素  $B = \{(0,0)\}$  从形态上腐蚀种子集合  $I_b^i$ :

$$I_b' = I_b^i \ominus B = \{(z \mid (B)_z \subseteq I_b^i)\}, \quad (21)$$

$$(B)_z = \{c \mid c = a + z, a \in B\}, \quad (22)$$

式中, $I_b'$  为集合  $I_b^i$  被元素  $B$  腐蚀的结果, $c$  为元素  $z$  和  $B$  中结构元素之和, $z$  是平移量, $a$  属于  $B$  中的元素。

第三步,计算所有分离的微小区域的面积并保存为种子:

$$I_c^{i+1} = \bigcup_{m \in C(\bar{m})} C(\bar{m}), \bar{m} = \text{arg} \alpha_{\text{area}}(C(m)) < S_0, \quad (23)$$

$$I_b^{i+1} = I_b' - I_c^{i+1}, \quad (24)$$

式中, $I_c^{i+1}$  为目标区域种子点的并集, $m$  表示分段目标区域的像素指数, $C(\bar{m})$  为  $C(m)$  中小于面积阈值  $S_0$  的像素点集合, $C(m)$  为微小目标区域像素点的集合, $I_b^{i+1}$  为腐蚀目标区域后去掉微小故障后的区域。

$S_0$  是区分微小故障区域与噪声斑点的面积阈值,是分割腐蚀后所有斑点和目标区域的平均面积。

第四步,重复第二步和第三步,直到每个微小故障区域的面积小于  $S_0$ ,然后配制所有目标区域的种子:

$$I_s = \bigcup_{i=1}^{N_s} I_c^i, \quad (25)$$

式中, $N_s$  表示种子数量。在识别所有微小故障区域后,目标区域的中心坐标  $(x_c^k, y_c^k)$  计算如下:

$$x_c^k = \frac{1}{M} \sum_{j=m}^M x_m^k, \quad (26)$$

$$y_c^k = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M y_m^k, \quad (27)$$

式中, $M$  为分段目标区域中包含的像素总数。所提出的形态学迭代腐蚀方法比极限腐蚀<sup>[14]</sup>更准确。给定集合  $P$  和  $Q, Q \subseteq P, P$  与  $Q$  具有非空交点的连通分量,表示为  $\rho_P(Q)$ 。定义腐蚀后集合:

$$U_{it}(X) = \bigcup_{n \in \mathbb{N}} [(X \ominus nB) \setminus \rho_{X \ominus nB}(X \ominus (n+1)B)], \quad (28)$$

式中, $\cup$  表示并集, $\setminus$  表示左除, $\rho$  表示凸起目标区域的集合, $X \ominus nB$  表示目标区域  $X$  与  $n$  个集合  $B$  腐蚀后的结果, $N$  表示整个目标区域的像素点总数, $U_{it}(X)$  表示最终的腐蚀结果。

## 3 实验结果与分析

所有算法实验均在 MATLAB R2015b 的软件平台实现,实验图像出自某 110 kV 变电站的实测红外故障图像。

### 3.1 基于斜率差分布的阈值选择方法与传统分割方法的比较

为验证所提阈值选择方法可完全分割目标区域,在背景上合成具有 3 个线形对象的图像模仿梯度图像,如图 3(a)所示。背景的灰度平均值为 20,两个垂直对象灰度分别为 200、100,水平对象灰度为 180,并且加入幅度为 10 的高斯噪声。图 3(b)和图 3(c)分别为本文分割方法和传统分割方法得到的结果。

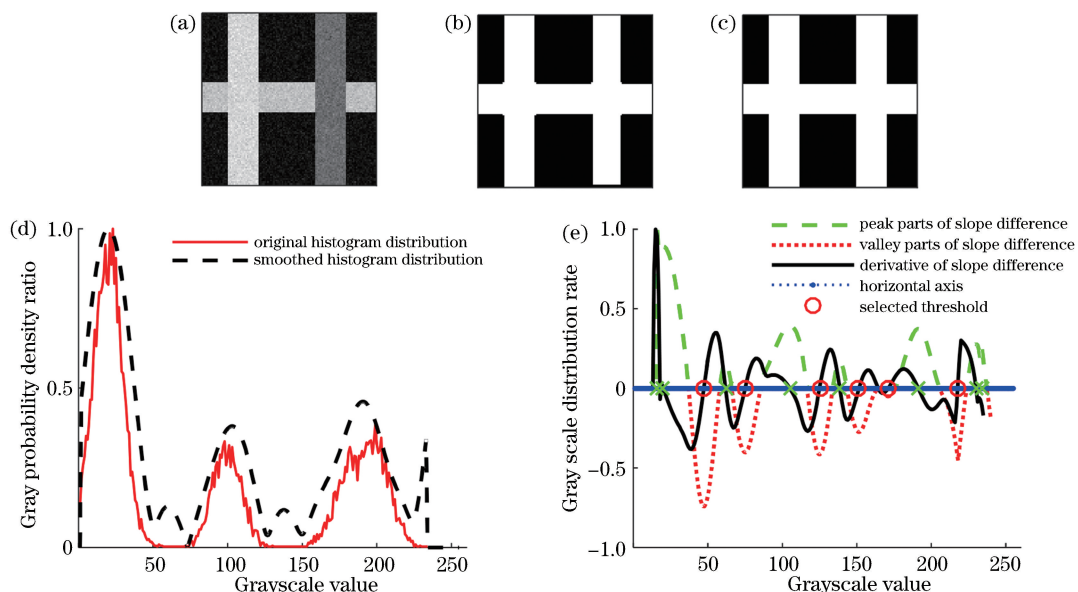


图 3 本文分割方法。(a)合成图像;(b)本文方法分割结果;(c)传统方法分割结果;(d)滤波平滑;(e)阈值选择  
Fig. 3 Segmentation method. (a) Composite image; (b) our method; (c) traditional; (d) filter smoothing;  
(e) threshold selection process

图 3(d)中合成图像的原始直方图以实线绘制,傅里叶滤波后的直方图以双划线绘制。图 3(e)中斜率差分布的峰值部分用双划线绘制,谷值部分用虚线绘制,斜率差的导数以实线绘制,其与水平轴的交点分别用十字表示峰值,圆圈表示谷值。第一个峰值左侧的谷位置和最后一个峰值右侧不能选为候选阈值。因此谷值对应的灰度值 47、75、125、151、171、218 为所有的可选阈值,即图 3(a)有多个候选阈值。本文方法选择直方图中第一个圆圈处对应的灰度值 47 作为分割阈值,分割结果如图 3(b)所示。可以明显地看出,本文提出的基于斜率差分布的阈值选择方法可以从背景中把目标区域准确完整地分割出来,且该方法具有一定的滤波效果,分割后的界面简洁清晰。

将本文提出的基于斜率差分布的阈值选择方法与模糊熵分割、最大熵模型分割、最大类间方差法、

K-means 分割、模糊阈值分割<sup>[18]</sup>、水平集分割<sup>[19-20]</sup>共 6 种方法进行比较,结果如图 4 所示。其中本文方法(图 3(b))选定阈值为 47,模糊熵方法(图 4(a))选定阈值为 123,最大熵模型(图 4(b))选定阈值为 115,最大类间方差法(图 4(c))选定阈值为 137。图 4(f)所示的水平集分割不能完全地分割出目标区域,并且遗漏的区域非常大。模糊熵分割、最大熵模型分割和模糊阈值分割(图 4(e))虽然可以分割出大部分目标区域,但是小部分目标区域有缺失,阈值选择得不合适会导致视觉杂乱。最大类间方差法(图 4(c))和 K-means 分割(图 4(d))的目标边界较清晰且滤波效果较好,但是目标区域有缺失。可见,本文提出的方法与上述方法相比分割效果更好。

为验证本文方法的有效性,通过交叠面积率( $I_{IOU}$ )和误分割率( $E_{Error}$ )2 个指标对不同分割方法进行定量判断。

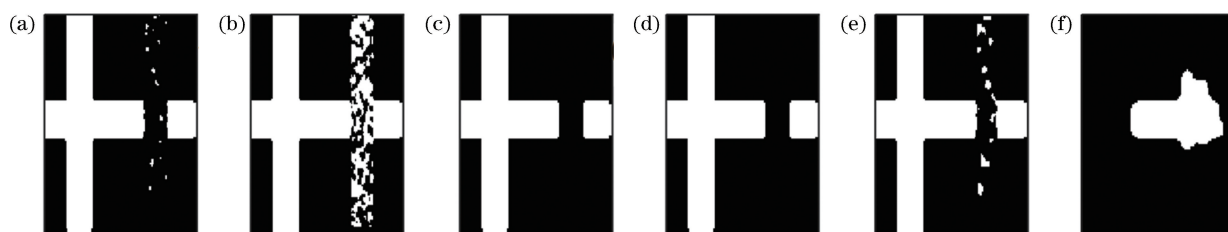


图 4 不同分割方法的结果对比。(a)模糊熵分割;(b)最大熵模型分割;(c)最大类间方差;(d) K-means 分割;  
(e)模糊阈值分割;(f)水平集分割

Fig. 4 Comparison of results of different segmentation methods. (a) Fuzzy entropy segmentation; (b) maximum type variance method; (c) Otsu; (d) K-means; (e) fuzzy threshold segmentation; (f) level set segmentation

$$I_{IOU} = \frac{S_{segmentation} \cap S_{standard}}{S_{standard}}, \quad (29)$$

$$E_{Error} = \frac{S_{segmentation} - S_{segmentation} \cap S_{standard}}{S_{standard}}, \quad (30)$$

式中： $S_{segmentation}$  表示使用不同方法分割的结果； $S_{standard}$  表示确定的分割标准，由于图 3(a) 的灰度值是准确设定的，因此分割标准确定，对于实际的红外热图像，需要手动划分故障部位作为分割标准； $S_{segmentation} \cap S_{standard}$  表示不同方法分割结果和分割标准的交集。 $I_{IOU}$  越接近 1，表示分割结果越接近标准，分割效果越好。 $E_{Error}$  越小，表示误分割面积越小，分割结果越好。表 1 为本文方法(图 3)和不同方法(图 4)的分割结果的定量对比。

通过表 1 数据的对比可知，本文方法的分割结果最接近标准分割图形， $I_{IOU}$  达到 82.0605%，且  $E_{Error}$  仅为 0.0182%。即通过本文方法最终可将目标区域较为完整地分割出来。

### 3.2 实际应用中不同故障图像的分割效果比较

为验证本文算法可适用于变电站中不同的故障类型，针对某变电站主变开关侧电流互感器和电缆

的故障图像进行分割。图 5 和图 6 分别给出对应的红外图像、本文方法和其他分割方法对故障区域分割结果的对比。

对于电流互感器故障，本文方法的分割结果如图 5(b) 所示。结果显示该方法可以完整地将故障区域划分出来，而且误分区域较少。而图 5(c) 用模糊阈值分割、图 5(d) 用 K-means 分割、图 5(e) 用模糊熵分割的圆圈标记位置都将正常区域误分到故障区域中，并且分割边缘模糊，不能清晰地突出故障物体，不利于后续的故障修理。

对于电缆的非正常发热现象，本文方法的分割结果如图 6(b) 所示，故障区域划分完整且分割界面清晰。模糊阈值分割如图 6(c) 所示，K-means 分割结果如图 6(d) 所示，模糊熵分割结果如图 6(e) 所示，圆圈标记位置将原图中的非正常区域遗漏，没有完整地将故障部位划分出来，并且最终图形相对杂乱。图 6(c) 和 (d) 的方框标记位置本应划分到故障区域，但这两种方法都将其完全遗漏，图 6(e) 也仅仅标出部分目标区域。

表 1 分割结果的定量评价

Table 1 Quantitative evaluation of segmentation effect

Parameter	Our method	Level set segmentation	Fuzzy entropy segmentation	Maximum type variance method	Otsu	K-means segmentation	Fuzzy threshold segmentation
$I_{IOU}$	0.820605	0.266098	0.571878	0.796795	0.626834	0.627134	0.664271
$E_{Error}$	0.000182	0.002695	0.000299	0.000599	0	0	0.000599

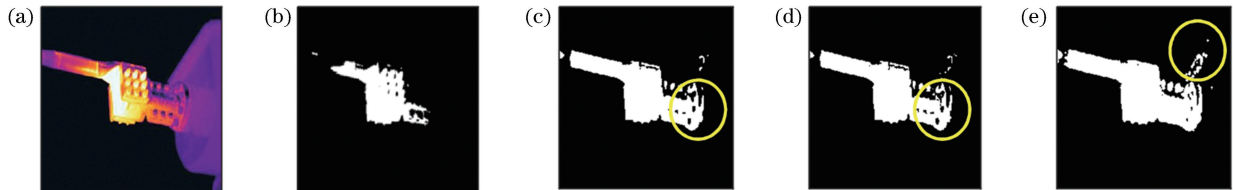


图 5 电流互感器故障。(a)红外图像;(b)本文方法分割;(c)模糊阈值分割;(d) K-means 分割;(e)模糊熵分割

Fig. 5 Current transformer fault. (a) Infrared image; (b) our method segmentation; (c) fuzzy threshold segmentation; (d) K-means segmentation; (e) fuzzy entropy segmentation

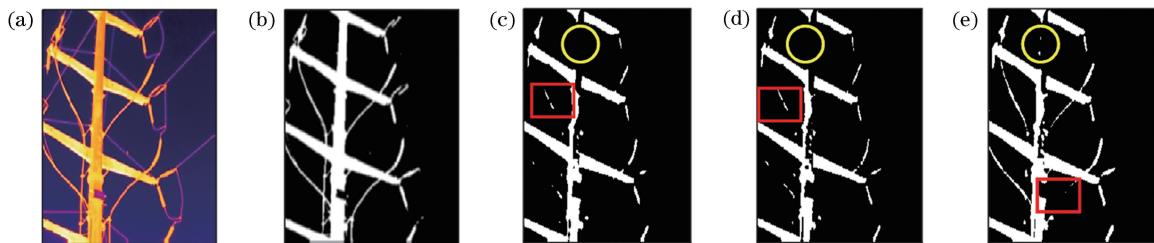


图 6 电缆故障。(a)红外图像;(b)本文方法分割;(c)模糊阈值分割;(d) K-means 分割;(e)模糊熵分割

Fig. 6 Cable fault. (a) Infrared image; (b) our method segmentation; (c) fuzzy threshold segmentation; (d) K-means segmentation; (e) fuzzy entropy segmentation

上述对两种不同故障图像的分割证明了本文方法的阈值选择较为合理,不仅可以将故障区域完整地划分出来,而且分割后的图像中目标清晰、误分区域极少。而其他分割方法的阈值选择不合理,分割界面杂乱,导致故障区域被遗漏或是正常区域被误判。

### 3.3 形态学迭代腐蚀方法的评估

在对图像的故障区域进行上述分割后,由于部分故障区域相互连接,将其自动和稳健地划分很有必要。传统极限腐蚀有以下缺点:1)故障区域的形态杂乱;2)有噪声斑点的干扰。为将其彼此分开,基于自动计算尺寸阈值提出形态学迭代腐蚀方法,该阈值可以将目标区域与噪声斑点区分开。当最小斑点不大于最大阈值时,停止迭代腐蚀,避免非凸起的

斑点腐蚀过度生成更多的种子。

图 7(a)和(d)为运用本文方法分割但未进行腐蚀的电流互感器和电缆故障图,图 7(b)和(e)为对故障部位进行传统极限腐蚀后的图像,图 7(c)和(f)为运用本文提出的形态学迭代腐蚀方法处理后最终的故障分割图像。通过对比可明显看出:未经腐蚀处理的图像边界较为模糊,且存在少量杂质点;传统极限腐蚀受噪声斑点影响较大,如图 7(b)的圆圈标记所示,并且可能遗漏部分细小的故障部位,如图 7(e)的圆圈标记所示;本文在保证故障部位可以被完整地分割出来的基础上,滤除了部分噪声斑点,且边缘相对清晰,实现了图像目标区域的准确分割,便于后续的故障检修。

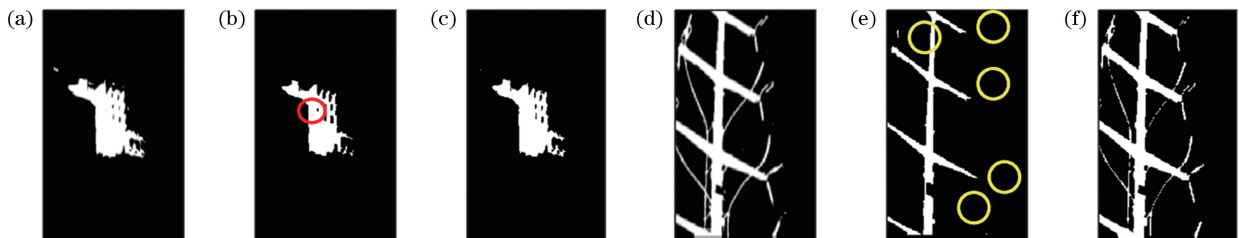


图 7 腐蚀比较。(a)未腐蚀的电流互感器;(b)传统极限腐蚀电流互感器;(c)本文方法腐蚀电流互感器;(d)未腐蚀的电缆;(e)传统极限腐蚀电缆;(f)本文方法腐蚀电缆

Fig. 7 Corrosion comparison. (a) Uncorroded current transformer; (b) traditional corrosion of current transformer; (c) our corrosion of current transformer; (d) uncorroded cable; (e) traditional corrosion of cable; (f) our corrosion of cable

## 4 结 论

提出了一种新的方法来分割变电站中红外图像的故障区域。该方法主要利用图像的一般属性——强度和强度梯度,因此适用于不同类型红外图像目标区域的分割。该新型阈值选择方法利用平滑直方图的斜率差,再借用典型图像进行参数校准后,选择分割案例自动计算最佳阈值,使得本文方法能够自动且有效地分割特定类型红外图像中的热故障。本文提出的形态学迭代腐蚀方法自动计算尺寸阈值,并且在没有监督的情况下,迭代地腐蚀分割连接或紧挨的微小故障区域。最后通过实验验证了本文方法的通用性和有效性,证明该方法可应用于许多红外热图像的目标区域分割。

### 参 考 文 献

- [1] Yang H G, Ahuja N. Automatic segmentation of granular objects in images: combining local density clustering and gradient-barrier watershed[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(6): 2266-2279.
- [2] Shi J Y, Liu J. Mentation based on modified region

growing algorithm[J]. Optical Technique, 2017, 43 (4): 381-384.

施兢业, 刘俊. 基于改进区域生长法的电力设备红外图像分割[J]. 光学技术, 2017, 43(4): 381-384.

- [3] Lankton S, Tannenbaum A. Localizing region-based active contours [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(11): 2029-2039.
- [4] Yu C C, Chen Q, Fan W, *et al.* Segmentation of bright speckles in SD-OCT diabetic retinal images based on self-adaption threshold and region growing [J]. Computer Science, 2015, 42(11A): 123-125, 139.
- 俞晨琛, 陈强, 范雯, 等. 基于自适应阈值和区域生长的 SD-OCT 糖网图像亮斑分割[J]. 计算机科学, 2015, 42(11A): 123-125, 139.
- [5] Park C, Huang J Z, Ji J X, *et al.* Segmentation, inference and classification of partially overlapping nanoparticles [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35 (3): 669-681.
- [6] Deng B W, Wang Z B, Jin Y, *et al.* Feature extraction method of laser scanning point cloud based on morphological gradient [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(5): 051203.

- 邓博文, 王召巴, 金永, 等. 基于形态学梯度的激光扫描点云特征提取方法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(5): 051203.
- [7] Wang W X, Fu Y T, Dong F, *et al.* Infrared ship target detection method based on deep convolution neural network[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(7): 0712006.  
王文秀, 傅雨田, 董峰, 等. 基于深度卷积神经网络的红外船只目标检测方法[J]. 光学学报, 2018, 38(7): 0712006.
- [8] Sun H Q, Pang Y W. An neural network framework of self-learning uncertainty[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(6): 0620002.  
孙汉卿, 庞彦伟. 一种自学习不确定度的神经网络架构[J]. 光学学报, 2018, 38(6): 0620002.
- [9] He F L, Guo Y C, Gao C. Improved PCNN method for human target infrared image segmentation under complex environments[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(2): 0215003.  
贺付亮, 郭永彩, 高潮. 复杂环境下用于人体目标红外图像分割的改进 PCNN 方法[J]. 光学学报, 2017, 37(2): 0215003.
- [10] Misra P R, Si T. Image segmentation using clustering with fireworks algorithm[C]//2017 11th International Conference on Intelligent Systems and Control (ISCO), January 5-6, 2017, Coimbatore, India. New York: IEEE, 2017: 97-102.
- [11] Dougherty E R. Digital image processing methods[M]. New York: Marcel Dekker Inc., 1994.
- [12] Sezgin M, Sankur B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2004, 13(1): 146-165.
- [13] Song Y L. Research of image threshold segmentation based on entropy [D]. Quanzhou: Huaqiao University, 2016: 9-20.  
宋亚玲. 基于熵的图像阈值分割研究[D]. 泉州: 华侨大学, 2016: 9-20.
- [14] Win M, Bushroa A R, Hassan M A, *et al.* A contrast adjustment thresholding method for surface defect detection based on mesoscopy [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2015, 11(3): 642-649.
- [15] Cao S, An J C. A fast two-dimensional Otsu image segmentation algorithm based on wolf pack algorithm optimization[J]. *Computer Engineering and Science*, 2018, 40(7): 1221-1226.  
曹爽, 安建成. 狼群优化的二维 Otsu 快速图像分割算法[J]. 计算机工程与科学, 2018, 40(7): 1221-1226.
- [16] Xia X T, Wu H B, Chen X B, *et al.* Application research of the segmentation of near-infrared image based on Ostu [J]. *Journal of Atmospheric and Environmental Optics*, 2011, 6(6): 470-475.  
夏需堂, 吴海滨, 陈新兵, 等. 基于 Ostu 的近红外图像分割的应用研究[J]. 大气与环境光学学报, 2011, 6(6): 470-475.
- [17] Wang Z Z. Monitoring of GMAW weld pool from the reflected laser lines for real-time control [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2014, 10(4): 2073-2083.
- [18] Shi Z G, Gao L Q, Wan K. A novel approach to image enhancement and thresholding based on fuzzy theory[C]//2007 2nd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, May 23-25, 2007, Harbin, China. New York: IEEE, 2007: 2201-2205.
- [19] Li C M, Xu C Y, Gui C F, *et al.* Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(12): 3243-3254.
- [20] Swierczynski P, Papież B W, Schnabel J A, *et al.* A level-set approach to joint image segmentation and registration with application to CT lung imaging[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2018, 65: 58-68.