

基于高压绝缘套管纹理特征的红外目标检测

赵洪山, 张则言, 孟航, 张峻豪

(华北电力大学 电气与电子工程学院, 河北 保定 071003)

摘要: 在基于传统图像分割法的红外图像目标检测中, 当背景颜色和被检测物体颜色相近时, 往往难以有效地识别红外图像中的被检测物。所以为了进一步提高绝缘套管在红外图像中的识别精度, 文中提出一种基于绝缘套管伞裙纹理特征的目标检测方法。首先为增强图像纹理特性, 将双边滤波代替传统高斯-拉普拉斯算子中的高斯卷积滤波, 通过双边-拉普拉斯进行图像滤波和增强。之后针对高压绝缘套管外层伞裙的特殊纹理, 建立反映伞裙周期性分布的描述子, 并通过图像扫描法进行粗识别。最终基于 DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) 聚类算法, 建立其超参数求解方法, 实现离群点剔除和特征聚类, 完成高压绝缘套管的精细分割。通过实验对比其他绝缘套管红外图像的识别算法, 文中算法可以有效地精细分割出绝缘套管主体, 克服其他图像分割方法的不足。并在数据集上识别率达到 85% 以上。

关键词: 高压绝缘套管; 红外图像; 周期性纹理; 目标检测

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-8891(2021)03-0258-08

Infrared Target Detection of High Voltage Insulation Bushing Based on Textural Features

ZHAO Hongshan, ZHANG Zeyan, MENG Hang, ZHANG Junhao

(School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: In infrared image target detection based on the traditional image segmentation method, when the background color and the color of the detected object are similar, it is often difficult to identify the detected object effectively in the infrared image. Therefore, to further improve the recognition accuracy of insulating bushings in infrared images, this paper proposes a target detection method based on the texture features of insulating bushings. First, to enhance the texture of the image, bilateral filtering is used to replace the Gaussian convolution filtering in the traditional Laplacian of Gaussian, and image filtering and enhancement are performed through Laplace of bilateral filtering. Then, based on the special texture of the outer sheds and insulation bushing, a descriptor reflecting the periodic distribution of sheds was established and rough identification was performed using the image scanning method. Finally, based on the DBSCAN clustering algorithm, a method for solving its hyper parameters was established to achieve outlier elimination and feature clustering, and to complete the fine identification of the high-voltage insulation bushing. By experimentally comparing other recognition algorithms for infrared images of insulating bushings, the algorithm in this study can effectively segment the insulation bushing main body and overcome the shortcomings of traditional image segmentation methods. The recognition rate on the dataset reached over 85%.

Key words: high voltage insulation bushing, infrared image, periodic texture, target detection

0 引言

高压绝缘套管广泛存在于变电站各类型设备

中, 起绝缘和支撑的作用。但在运行过程中一般长期暴露于户外, 易出现内部故障甚至闪络故障, 进而引发停电事故^[1]。所以必须定期对高压绝缘套管进

收稿日期: 2020-05-26; 修订日期: 2020-06-29.

作者简介: 赵洪山 (1965-), 男, 汉族, 河北沧州人, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统分析、运行与控制、智能配电网载波通信与自动化、电力设备故障预测与优化检修等。E-mail: zhaohshcn@126.com.

行巡视和检测, 及时发现早期故障。而红外图像监测因其非接触特性使得安装操作简单^[2], 并可以确保操作人员的安全, 被广泛用于电力设备巡检中^[3]。但是随着智能变电站和变电站巡检机器人的进一步发展及普及^[4], 海量的电力设备红外图像仅依靠人工难以高效地完成。而计算机视觉分析可以有效地对图像进行识别、提取和分析, 有助于提高工作效率, 减少人员依赖^[5]。

目前, 国内外关于电气设备红外图像提取算法的研究, 大致分为两类: 基于灰度特征的图像分割法和基于边缘特征的图像分割法。基于边缘特征的图像分割法利用了电气设备的独特边缘特征来实现识别。文献[6]基于非下采样轮廓变换(Nonsampled contourlet transform, NSCT)提出一种边缘提取算法, 以提取绝缘子的边缘特征。文献[7]结合 Canny 边缘特征和 SURF (Speeded-Up Robust Features) 点特征提取绝缘子边缘, 进而实现接触网绝缘子智能识别。文献[8]采用多尺度形态学梯度法检测绝缘子串的境界, 进而通过分割图像提取目标。但是当部分红外图像中的目标边缘模糊, 并且背景较为复杂时, 基于边缘特征的图像分割法识别效果较差。

基于灰度特征的图像分割方法主要根据电气设备红外图像的色彩或灰度与背景区域之间的差异性, 利用图像分割方法分离被识别物体与背景, 并在此基础上精确定位物体的位置, 以此进行识别。文献[9]提出了利用最大类间方差法进行初步分割, 再利用遗传算法进一步提取绝缘子轮廓。文献[10]利用 HIS (Hue Intensity Saturation) 颜色模型, 借助中值滤波和梯度法, 识别输电线路高温区域。文献[11]使用 Sobel 算子计算梯度幅值作为附加限定条件, 改进区域生长法, 对电气设备的红外图像进行分割和识别。文献[12]利用改进的分水岭算法对图像进行分割, 再通过基于 Hsim 函数实现设备识别。上述方法都是利用了被识别物体与背景之间的梯度差, 进行边缘分割。但是当绝缘套管和背景颜色相近时, 梯度差较小, 会导致识别精度较差, 甚至无法识别的问题。

针对变电站设备中广泛存在的高压绝缘套管, 提出了一种以绝缘套管伞裙纹理特征为基础的目标检测方法。该方法首先为了增强图像纹理, 用双边滤波代替传统高斯-拉普拉斯算子 (Laplacian of Gaussian, LOG) 中的高斯卷积滤波, 提出双边-拉普拉斯 (Laplacian of Bilateral, LOB) 算法过滤图像。之后统计绝缘套管外部伞裙的纹理特性, 将其中特有的周期性作为描述子。其次通过图像扫描法提取

绝缘套管主要区域, 实现粗识别。最后利用 DBSCAN (density based spatial clustering of applications with noise) 密度聚类算法分区域剔除孤立描述子, 并实现特征聚类 and 精细识别。

1 基于纹理特征的变电站高压绝缘套管识别

高压绝缘套管主要应用于变压器、电抗器、断路器等电力设备中, 主要作用是引线绝缘, 当载流导体通过电位不同的设备时, 就要用到绝缘套管^[13]。虽然绝缘套管的设备类型很多, 但是高压绝缘套管为了增加耐受电压值, 在外表面上都会有伞裙结构。以 110 kV 电容式电压互感器为例, 其基本结构如图 1 所示。

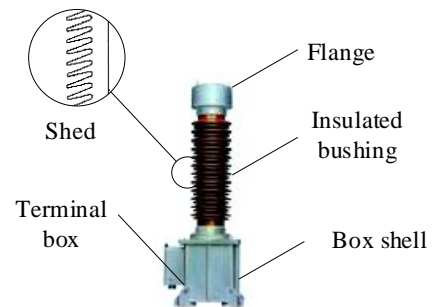


图 1 110 kV 电容式电压互感器结构图

Fig.1 Configuration of 110 kV capacitance type voltage transformer

绝缘套管的伞裙部分等间隔重复出现。其纹理在红外图像中呈现一定周期性。文中通过横向扫描整个图像的方式, 筛选出具有周期特征的区域。为了进一步降低特征区域离群点的影响, 通过 DBSCAN 密度聚类的形式确定所有特征区域中的主要区域, 将离群点作为噪声剔除, 实现精细分割。

具体流程可以分为如下 5 部分: ①基于 LOB 的图像滤波和增强算法; ②高压绝缘套管的周期性纹理特性提取; ③基于图像扫描法的特征区域粗识别; ④基于 DBSCAN 算法的图像精细分割算法; ⑤确定目标检测识别方框。

1.1 基于 LOB 的图像滤波和增强算法

为了对高压绝缘套管的纹理进行分析, 首先需要对图像进行滤波。在尽可能减少离散点和噪声的同时增加边缘对比度, 以此突出绝缘套管的纹理。

传统 LOG 算子属于二阶差分算子, 是先利用高斯卷积滤波进行降噪处理, 再通过拉普拉斯算子进行边缘检测^[14]。虽然 LOG 相比于一阶差分算子 (如 Sobel) 可以有效地抑制噪声, 但是高斯滤波在平滑噪声的同时也会模糊边缘。所以文中提出采用 LOB 进行图像滤波和增强。该算法是在传统 LOG 算子的

基础上,将双边滤波代替高斯卷积滤波,并将滤波图像和检测边缘相叠加,以提高边缘对比度。

双边滤波是利用高斯分布,将周边像素亮度值的加权平均代表某个像素的强度,反映了空间邻域信息和灰度相似度。具体算法如下^[15]:

$$g(x,y) = \frac{\sum_{k,l} (f(k,l)w(x,y,k,l))}{\sum_{k,l} w(x,y,k,l)} \quad (1)$$

式中:

$$w(x,y,k,l) = \exp\left(-\frac{(x-k)^2 + (y-l)^2}{2\sigma_d^2} - \frac{\|f(x,y) - f(k,l)\|^2}{2\sigma_r^2}\right) \quad (2)$$

式中: $g(x,y)$ 为滤波后的像素强度; $f(x,y)$ 和 $f(k,l)$ 分别为图像的坐标 (x,y) 和 (k,l) 的像素强度; $w(x,y,k,l)$ 为权值系数; σ_d 和 σ_r 为空间域标准差和值域标准差。

拉普拉斯算子属于二阶差分算子,通过二维图像中的各向同性的二阶导数提取边缘,但是对噪点无法做到有效的筛选。所以 LOB 是在上述双边滤波的基础上,再对图像进行二阶求导,如下所示:

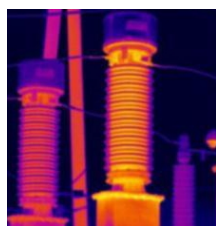
$$\nabla^2 g(x,y) = \frac{\partial^2 g(x,y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 g(x,y)}{\partial y^2} \quad (3)$$

通过式(3)可以提取图像边缘,最后将式(1)中的滤波图像和式(3)中提取的边缘叠加,实现增强图像的效果,如下所示:

$$F(x,y) = \nabla^2 g(x,y) + g(x,y) \quad (4)$$

式中: $F(x,y)$ 为通过 LOB 算法得到的图像。

相比于其他图像滤波算法,对比结果如图2所示。图2(b)中的高斯滤波虽然可以一定程度滤除噪声,但是会同时模糊边缘。图2(c)中的 LOG 滤波相比于图2(d)中的 LOB 滤波,因为 LOG 中的高斯滤波算子模糊边缘,所以 LOG 滤波的边缘响应较差,在红外图像中体现的边缘增强不明显。图1(d)中的 Sobel 这类一阶差分算子在增强边缘的同时也增大噪声。所以文中采用在降低噪声的同时,增强边缘的 LOB 算法进行滤波。



(a) 原图
(a) Original image

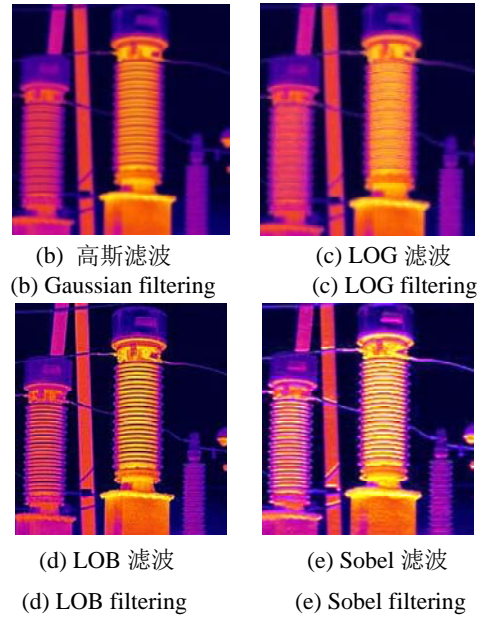


图2 典型滤波算子对比图

Fig.2 Comparison of typical filtering operators

1.2 高压绝缘套管红外纹理特征提取

由图1可知,伞裙占据了整个绝缘套管外表面的大部分面积,所以提取伞裙的纹理特性作为描述子,并通过采样直线提取特征。

在红外图像中,绝缘套管因伞裙等间隔重复出现,所以其纹理会呈现明显的周期性特点。如图3所示。1和2为采样直线。采样直线1经过绝缘套管的部分,沿线强度呈现明显的周期性。而采样直线2经过背景中其他物体,并不会在图像强度分布上呈现周期性。

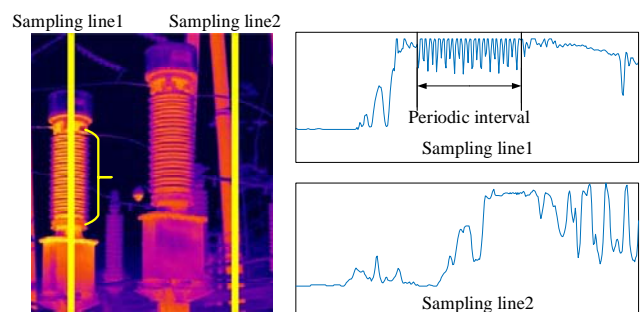


图3 采样直线周期性特征

Fig.3 Sampling line periodic characteristics

通过上述出现的特殊周期性建立描述子。首先对采样直线所得的图像强度值进行归一化处理:

$$L'_i = \frac{L_i - \min(L)}{\max(L) - \min(L)} \quad (5)$$

式中: L_i 为归一化前强度数列中的第 i 个元素; L'_i 为归一化后对应的强度。上述周期性的特点是,相邻极大值出现的位置较近,有一定规律性。不同于一般噪

声的是, 相邻极大值和极小值之间的幅值差在一定范围内。所以需通过对 L' 的二阶差分求得极大值集合 P 和极小值集合 M 。其中 P 和 M 都包括了 L' 对应的序列位置 Pa (Ma) 和幅值 Pb (Mb)。当序列满足如下条件时, 认为该采样直线包含伞裙的周期性特点。

$$\begin{cases} d_i = P.a_{i+1} - P.a_i, & d_i < \alpha \\ D = |d_i - d_{i+1}|, & D < \beta \\ h_i = |P.b_i - M.b_{i+1}|, & \lambda_1 < h_i < \lambda_2 \end{cases} \quad (6)$$

式中: d_i 为极大值相邻两点位置之间的距离; D 为距离差值; h_i 为相邻极大值和极小值之间的幅值差; α 、 β 、 λ_1 和 λ_2 ($0 < \lambda_1, \lambda_2 < 1$) 均为参数, 依据经验取值。一般 α 为 20, β 为 10, λ_1 为 0.1, λ_2 为 0.3。在 L' 中, 满足式(6)的点, 必须连续出现才能说明采样直线上的该区域为伞裙的周期性区域。所以将满足式(6)的点赋值为 1, 不满足的点赋值为 0, 得到 L'' 。即当 L'' 中连续为 1 的区间大于一定长度时, 才能说明该区域为伞裙的周期性区域。如式(7)所示:

$$\text{long}\{L_i'' = 1\} > \tau \quad (7)$$

式中: long 代表 L'' 中连续为 1 的数列长度; τ 为参数。 τ 的具体取值和绝缘套管的伞裙长度成正比。

通过上述对周期性的描述建立描述子 I :

$$I = \{d, D, h, \tau\} \quad (8)$$

即当采样直线中存在区间满足式(8)的描述子, 说明当前采样直线经过绝缘套管。

通过本节算法, 可以有效地提取采样直线中周期性明显的区域, 反映了在采样直线中绝缘套管的位置。

1.3 基于图像扫描法的区域粗识别

文中按图像中的单列像素为采样直线, 为了具体确定图像中绝缘套管的大致位置, 提出将采样直线通过从左向右扫描, 即提取每一列像素的强度分布, 反映图像中绝缘套管的大致位置。

按照 1.2 中的条件, 扫描每列像素的强度分布。当出现满足式(8)的采样直线后, 对该直线进行编号为 1; 当不满足式(8)时, 对该直线编号为 0, 如图 4 所示。若出现连续为 1 的采样直线, 说明当前扫描的区域基本包含绝缘套管。所以按照式(7)进行连续性筛选, 保留满足条件的区间 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ 。如图 4 所示。经过连续性的筛选后, 扫描结果中减少了一部分非连续为 1 的采样直线。并且采样直线中编号为 1 的部分基本对应出现绝缘套管的区域。实现了图像的初步区域粗识别。

但是经过图像扫描的初步筛选, 只能确定所有扫描区域中绝缘套管的大致范围, 所以需要进一步进行精准识别。

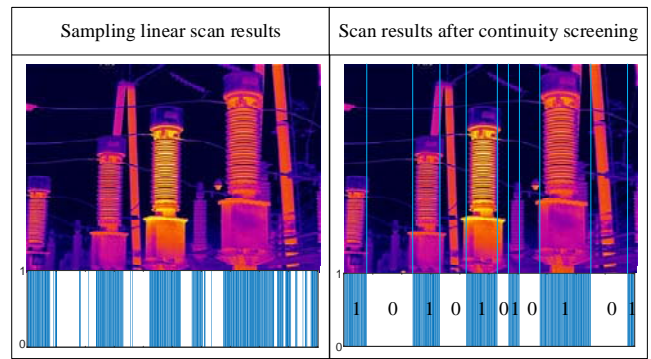


图 4 图像扫描法的粗识别

Fig.4 Preliminary recognition of image scanning method

1.4 基于 DBSCAN 算法的图像精细分割算法

为了对上述粗识别得到的区域进行进一步的精细识别, 需要筛选出区域中的离群点, 将其作为噪声剔除。并保留主要聚类区域作为特征聚类, 以此实现精细分割。

本节利用 DBSCAN 聚类算法, 通过建立其超参数求解方法, 进而实现图像离群点检测。相比于 K-means 聚类和层次聚类算法, 该算法无需事先确定聚类中心的数量, 并可以识别出任意形状的簇类, 且具有较强的抗噪声能力, 更加适合图像中离群点的检测。

1.4.1 DBSCAN 算法

DBSCAN 是一种基于密度的聚类算法^[16-17], 其目的是尽可能形成密度可达的数据点最大簇。它能够快速进行聚类, 并对噪声加以区分。

该算法的本质是给定聚类半径 Eps 和样本数目 $MinPts$ 来确定样本分布的疏密情况, 并通过密度相连的关系最终实现聚类。具体的 DBSCAN 聚类算法如下:

1) 设置数据集 S 、半径 Eps 和样本数目 $MinPts$ 。

2) 确定 Eps 的邻域。对于空间内的任意一点 $\forall p \in S$, 以 p 为圆心、 Eps 为半径的区域内样本点的集合, 即:

$$N_{Eps}(p) = \{q \in S \mid d(p, q) \leq Eps\} \quad (9)$$

式中: $N_{Eps}(p)$ 表示样本邻域集合。 $d(p, q)$ 表示样本 p 到 q 中心的距离。

3) 判断输入样本点 q 是否为核心点。对于样本点 q , 其邻域内至少包含 $MinPts$ 个样本点, 即:

$$|N_{Eps}(q)| \geq MinPts \quad (10)$$

则 q 被称为核心点。

4) 若输入样本为核心点, 找出其邻域内所有直接密度可达点, 即满足式(9)的点。

5) 重复步骤 2)、3) 和 4) 直至所有样本判断完成。

6) 合并一些密度可达对象, 并根据所有核心点邻域内的直接密度可达点找到最大密度相连点的集合。

7) 重复执行步骤 6), 直至遍历完所有核心点邻域。

1.4.2 基于 DBSCAN 算法的图像离群点剔除算法

通过上述 1.3 中的算法, 能够得到多个满足条件的区间 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$, 每个区间含有多条编号为 1 的采样直线。针对单一区间 $C_i (C_i \in C)$ 将每条采样直线中的连续区间中心点 $\{x_m, y_m\}$ 作为 DBSCAN 算法的聚类数据集样本, 如图 5 所示。所以 C 中的 n 个区间共对应 n 个数据集, 并利用 DBSCAN 算法对每个数据集分别进行聚类分析。

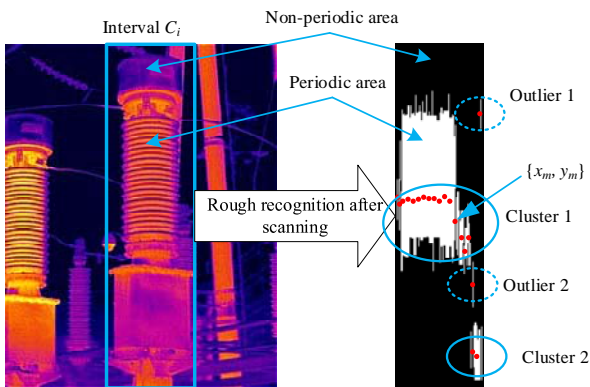


图 5 基于 DBSCAN 密度聚类的离群点剔除

Fig.5 Outlier removal based on DBSCAN density clustering

根据 1.4.1 的 DBSCAN 算法, 确定输入参数聚类半径 Eps 和样本数目 MinPts。关于聚类半径 Eps 的计算如下:

1) 计算相邻采样直线的 y_m 差值 Δy , 即:

$$\Delta y(j) = |y_m(j) - y_m(j+1)|, \quad j = 1, 2, \dots, m-1 \quad (11)$$

式中: m 为数据集内样本的数量; y_m 为采样直线连续区间的中心点纵坐标, 如图 5 所示。

2) 对 Δy 进行升序排序, 得到 $\Delta y'$ 。

3) 提取 $\Delta y'$ 中的差分序列最大值, 即:

$$y'_{\max} = \Delta y'(r-2) | \Delta y'(r) = \max \{ \Delta y' \} \quad (12)$$

式中: r 为 $\Delta y'$ 中最大值对应的索引值。

4) 确定聚类半径。得到 $Eps = y'_{\max}$ 。

样本数目 MinPts 需正比于数据集内样本的数量, 即 $MinPts = \mu \times m$, $\mu (0 < \mu \leq 1)$ 为比例系数, 一般取 0.5。

将计算得到的 MinPts 和 Eps 带入 1.4.1 中的 DBSCAN 算法, 并只保留结果中核心点邻域作为特征聚类, 并将离群点作为噪声进一步剔除。在 1.3 的基础上实现绝缘套管的精确分割。如图 5 所示, 将算法

识别的离群点 1 和离群点 2 剔除, 保留簇 1 和簇 2 作为特征聚类, 即为精细分割区域。

1.5 确定目标检测识别方框

文中通过检测方框的形式进行目标检测。在剔除了孤立点后, 保留的主要区域即为精细分割的特征聚类, 将目标检测结果以识别方框 $\{x_B, y_B, h_B, w_B\}$ 的形式表示, 分别代表识别方框的纵横坐标, 高度和宽度。即:

$$\begin{cases} y_B = \min \{ Y \}, Y \in C'_i \\ x_B = \min \{ X \}, X \in C'_i \\ h_B = \max \{ Y \} - \min \{ Y \} \\ w_B = \max \{ X \} - \min \{ X \} \end{cases} \quad (13)$$

式中: X 和 Y 为剔除离群点后, 所有特征聚类区域中各点的横、纵坐标集合。 C'_i 代表在 1.3 节粗识别区域 C_i 的基础上, 通过 1.4 节精细分割后的区间 i 。如图 6 所示。

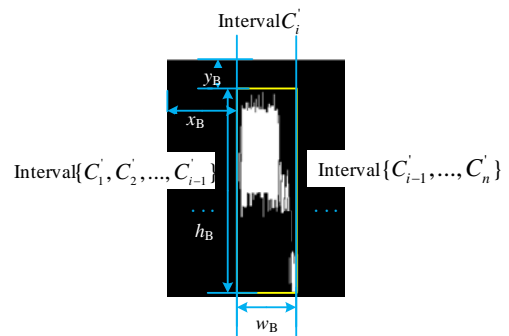


图 6 目标检测识别方框

Fig.6 Object detection recognition box

2 实验分析

实验中以 Matlab 2019a 为实验平台, 通过两个实验验证文中提出算法的有效性和鲁棒性。一是对比不同绝缘套管识别算法的识别效果; 二是针对数据集对比识别精度。

2.1 实验数据

文中采用某变电站巡检过程中采集的图像, 采集时间为 2019 年 8 月 7 号, 周围环境温度 22℃, 空气质量良好。选取其中带有高压绝缘套管的 50 张图片作为数据集, 红外图像采集设备详情如表 1 所示。

表 1 红外图像采集设备介绍

Table 1 Introduction of infrared image acquisition equipment

Parameter	Value	Parameter	Value
Acquisition equipment	FLIR T600	Measurement accuracy	$\pm 2^\circ\text{C}$
Wavelength	7-13 μm	Resolution	240×320
Temperature range	-40℃-130℃	Measuring distance	12-15 m

2.2 对比实验

文中的算法是基于绝缘套管的自身纹理特征进行目标检测。为了验证本文算法的优势和有效性, 实验对比了本文算法, 文献[18]和文献[19]中的算法。

文献[18]是将标记分水岭模型与Krawtchouk不变矩相结合的改进算法。其中标记分水岭模型会针对整个图像得出分割阈值, 再通过不变矩进行分类和识

别。文献[19]主要是通过将区域生长法和最大熵检测器相结合, 首先通过区域生长法对目标进行粗识别, 之后利用最大熵检测器筛选粗识别范围内的像素, 最终确定目标。这3类算法在红外图像目标检测中的效果如图7、8所示。其中图7(f)和图8(f)为文中1.4节算法处理后的结果。

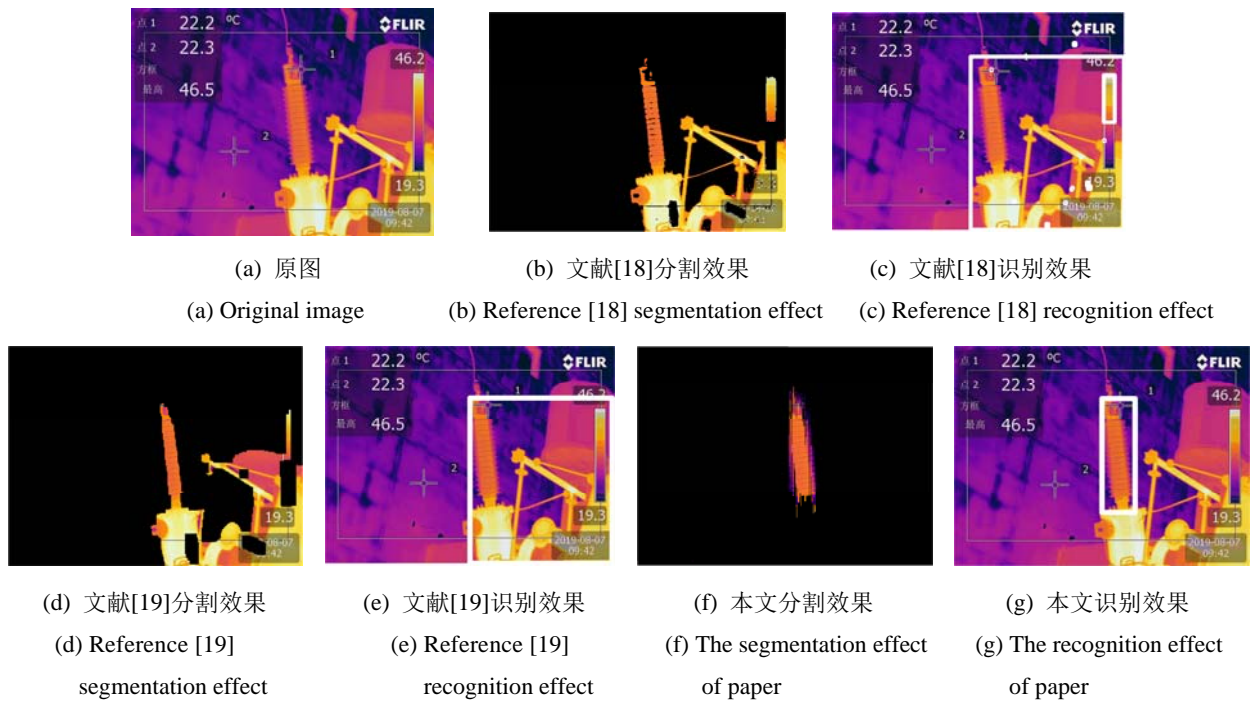


图7 算法分割及识别效果对比图一

Fig.7 Three types of algorithm segmentation and recognition effect in the first comparison chart

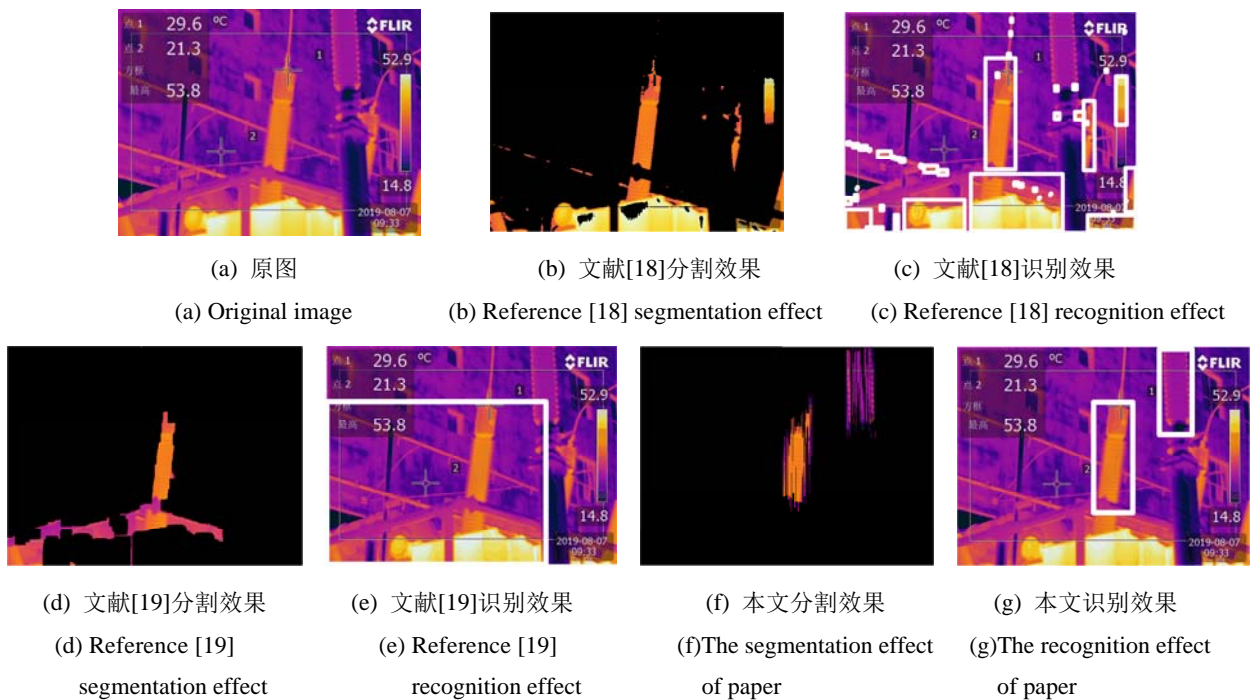


图8 算法分割及识别效果对比图二

Fig.8 Three types of algorithm segmentation and recognition effect in the second comparison chart

在图 7(b)和图 8(b)中, 文献[18]中的标记分水岭算法提供统一的阈值, 将颜色相近的区域合为同一类, 基本无法有效区分颜色相近的噪声和被识别物体。

在图 7(d)和图 8(d)中, 文献[19]中的区域生长法存在相同的问题, 当出现被识别物体和颜色相近的干扰物体相连时, 难以做到有效的粗识别。同时最大熵检测器无法有效地筛选出粗识别范围内所有的背景像素点。

通过对比图 8(c)、图 8(e)和图 8(g), 当绝缘套管温度较低, 在红外图像中与环境颜色较为接近时, 文献[18]中的算法和文献[19]中的算法会将其作为背景, 难以识别。而文中通过提取绝缘套管特殊的纹理分布识别成功, 如图 8(g)所示。

通过对比图 7(b)、图 7(d)和图 7(f), 图 7(f)中的识别效果更好, 说明本文算法并不受高低温区域的影响, 并且受周围背景温度的影响较小。充分体现文中算法的优势。

通过本节对比实验及分析, 得到如下结论: 1) 文献[18]的算法对噪声较为敏感, 难以区分高温背景区域和高压绝缘套管; 2) 文献[19]的算法受高压绝缘套管周围背景区域的影响, 难以实现精准分割; 3) 本文算法可准确、有效地分割出红外图像中的高压绝缘套管, 并且受噪声和环境背景温度的影响较小。

2.3 算法目标检测精度

为定量分析文中算法识别结果的准确性, 引入交并比和精准度, 作为衡量指标。

交并比为算法的预测区域和实际标注区域之间的比值, 即:

$$IoU = \frac{B_B \cap G_T}{B_B \cup G_T} \quad (14)$$

式中: IoU 为交并比; B_B 为算法的预测边界框; G_T 为实际边框, 是按照最佳识别效果人工标注的。本实验将交并比阈值设立为 0.5, 即当交并比大于 0.5 时, 认为该方框为识别正确的正例。

精准度反映了被判定为正例中真正正例样本的比例, 公式如下:

$$pre = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (15)$$

式中: pre 代表精准度; T_p 表示预测结果和真实结果相同的数量; F_p 表示预测结果为绝缘套管、真实结果为非绝缘套管的数量。

文中通过 50 张含有变电站绝缘套管的红外图像进行实验验证, 图片的特点是绝缘套管和周围物体及背景的温度相近, 即在红外图像中的颜色相近。得到

结果如表 2 所示。

表 2 测试数据检测结果

Table 2 Results of test data

	The algorithm of paper	Reference [18]	Reference [19]
IoU	0.766	0.649	0.703
pre	0.872	0.673	0.746

在表 2 中, 本文算法的识别精准度比文献[18]高 19.9%, 比文献[19]高 12.6%。所以文中的方法能在变电站红外图像中, 有效准确地识别和定位绝缘套管。相比于其他算法具有更好的识别精度。

3 总结

文章提出一种基于高压绝缘套管周期性纹理特征的目标检测方法。首先提出 LOB 算法进行图像滤波和增强, 之后利用伞裙分布的周期性建立描述子对图像进行粗提取, 最后通过 DBSCAN 算法进行精细分割。通过对比文献[18]中的标记分水岭模型改进算法和文献[19]的区域生长法改进算法, 本文算法识别精度较高, 能够实现绝缘套管的精准分割, 并受噪声和环境背景温度的影响较小。

文中提出基于变电站绝缘套管红外图像纹理特征的目标检测方法, 解决了背景颜色和被检测物体颜色相近情况下的目标检测, 为变电站绝缘套管红外图像的自动识别奠定了基础。

参考文献:

[1] 徐肖伟, 廖维, 王科, 等. 基于 Havriliak-Negami 介电模型的油浸式套管受潮状态评估[J]. 电测与仪表, 2018, 55(1): 53-59.
XU Xiaowei, LIAO Wei, WANG Ke, et al. Moisture assessment of oil-impregnated bushing based on Havriliak-Negami dielectric relaxation model[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2018, 55(1): 53-59.

[2] 杨武, 王小华, 荣命哲, 等. 基于红外测温技术的高压电力设备温度在线监测传感器的研究[J]. 中国电机工程学报, 2002(9): 114-118.
YANG Wu, WANG Xiaohua, RONG Mingzhe, et al. On-line temperature measurements with infrared technology on high voltage device[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2002(9): 114-118.

[3] 刘齐, 王茂军, 高强, 等. 基于红外成像技术的电气设备故障检测[J]. 电测与仪表, 2019, 56(10): 122-126, 152.
LIU Qi, WANG Maojun, GAO Qiang, et al. Fault detection of electrical equipment based on infrared imaging technology[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2019, 56(10): 122-126, 152.

[4] 马承志, 王宇雷, 杨玺, 等. 用于变电站自主巡视机器人的图像传输系统研究[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(18): 105-109.
MA Chengzhi, WANG Yulei, YANG Xi, et al. Research on image

- transmission system for substation autonomous patrol robot[J]. *Power System Protection and Control*, 2014, **42**(18): 105-109.
- [5] 黄山, 吴振升, 任志刚, 等. 电力智能巡检机器人研究综述[J]. *电测与仪表*, 2020, **57**(2): 26-38.
HUANG Shan, WU Zhensheng, REN Zhigang, et al. Review of electric power intelligent inspection robot[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2020, **57**(2): 26-38.
- [6] 赵振兵, 金思新, 刘亚春. 基于 NSCT 的航拍绝缘子图像边缘提取方法[J]. *仪器仪表学报*, 2012, **33**(9): 2045-2052.
ZHAO Zhenbing, JIN Sixin, LIU Yachun. Aerial insulator image edge extraction method based on NSCT[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, **33**(9): 2045-2052.
- [7] 姚晓通, 刘力, 李致远. 基于 Canny 边缘特征点的接触网绝缘子识别方法[J]. *电瓷避雷器*, 2020(1): 142-148.
YAO Xiaotong, LIU Li, LI Zhiyuan. Identification Method of Catenary Insulator Based on Canny Edge Feature Point[J]. *Insulators and Surge Arresters*, 2020(1): 142-148.
- [8] 刘洋, 陆倚鹏, 高嵩, 等. 边缘检测在盘形悬式瓷绝缘子串红外图像上的应用[J]. *电瓷避雷器*, 2020(1): 198-203.
LIU Yang, LU Yipeng, GAO Song, et al. Edge Detection on Infrared Image of High Voltage Porcelain Disc Type Suspension Insulator Strings[J]. *Insulators and Surge Arresters*, 2020(1): 198-203.
- [9] 方挺, 董冲, 胡兴柳, 等. 航拍图像中绝缘子串的轮廓提取和故障检测[J]. *上海交通大学学报*, 2013, **47**(12): 1818-1822.
FANG Ting, DONG Chong, HU Xingliu, et al. Contour extraction and fault detection of insulator strings in aerial images[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2013, **47**(12): 1818-1822.
- [10] 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 Zhenbo, 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.
- [11] SHI J Y, LIU J. Mentation based on modified region growing algorithm[J]. *Optical Technique*, 2017, **43**(4): 381-384.
- [12] 崔巨勇, 曹云东, 王文杰. 基于分水岭与 Krawtchouk 不变矩相结合的改进方法在变电站巡检图像处理中的应用[J]. *中国电机工程学报*, 2015, **35**(6): 1329-1335.
CUI Juyong, CAO Yundong, WANG Wenjie. Application of an Improved Algorithm Based on Watershed Combined With Krawtchouk Invariant Moment in Inspection Image Processing of Substations[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2015, **35**(6): 1329-1335.
- [13] 王媛彬, 尹阳. 基于红外弱目标提取的绝缘设备故障检测研究[J]. *红外技术*, 2018, **40**(2): 193-199.
WANG Yuanbin, YIN Yang. Research on the Insulation Equipment Fault Detection Based on Infrared Weak Target Extraction[J]. *Infrared Technology*, 2018, **40**(2): 193-199.
- [14] 刘元宁, 刘帅, 朱晓冬, 等. 基于高斯拉普拉斯算子与自适应优化伽柏滤波的虹膜识别[J]. *吉林大学学报: 工学版*, 2018, **48**(5): 1606-1613.
LIU Yuanning, LIU Shuai, ZHU Xiaodong, et al. LOG operator and adaptive optimization Gabor filtering for iris recognition[J]. *Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition*, 2018, **48**(5): 1606-1613.
- [15] 曾雅琼, 陈钱. 基于改进的双边滤波的单帧红外弱小目标背景抑制[J]. *红外技术*, 2011, **33**(9): 537-540.
CENG Yaqiong, CHENG Qian. Dim and Small Target Background Suppression Based on Improved Bilateral Filtering for Single Infrared Image[J]. *Infrared Technology*, 2011, **33**(9): 537-540.
- [16] CASSISI C, FERRO A, GIUGNO R, et al. Enhancing density-based clustering: Parameter reduction and outlier detection[J]. *Information Systems*, 2013, **38**(3): 317-330.
- [17] KUMAR K M, REDDY A R M. A fast DBSCAN clustering algorithm by accelerating neighbor searching using Groups method[J]. *Pattern Recognition*, 2016, **58**: 39-48.
- [18] 崔巨勇, 曹云东, 王文杰. 基于分水岭与 Krawtchouk 不变矩相结合的改进方法在变电站巡检图像处理中的应用[J]. *中国电机工程学报*, 2018, **35**(6): 1329-1335.
CUI Juyong, CAO Yundong, WANG Wenjie. Application of an Improved Algorithm Based on Watershed Combined With Krawtchouk Invariant Moment in Inspection Image Processing of Substations[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2018, **35**(6): 1329-1335.
- [19] 吕欣欣. 红外图像分割算法研究及其在电气设备故障诊断中的应用[D]. 天津: 天津理工大学, 2019.
LV Xinxin. Research on Infrared Image Segmentation Algorithm and its Application in the Fault Diagnosis of Electrical Equipment[D]. Tianjin: Tianjin University of Technology, 2019.