

基于融合色差和神经网络的防震锤故障识别

田毅, 伍逸群, 张 烨, 黄新波^{*}
(西安工程大学 电子信息学院, 陕西 西安 710048)

摘 要:防震锤是输电线路中抑制导线周期性振动及舞动的关键金具,提出了一种基于融合色差和径向基神经网络的防震锤缺陷故障识别算法。该算法以无人机航拍输电线路防震锤图像为研究对象。首先,利用可保留原图颜色信息的单通道直方图均衡化增强图像;其次,提出一种基于图像颜色耦合性的融合色差算法,结合形态学处理,对增强结果进行图像分割,获取输电线路前景部分,并通过 Hough 变换对其中的输电导线进行标记,以确定可能存在防震锤的矩形区域;然后,以基于倒 T 型模板的归一化互相关系数(NCC)和 Zernike 矩分别被作为防震锤粗识别和精识别的依据,进行防震锤的定位;最后,以 8 维 Zernike 矩特征作为径向基函数(RBF)神经网络的输入,实现输电线路防震锤缺陷故障识别。实验结果表明,该方法对防震锤缺陷故障的灵敏度较高、鲁棒性良好,识别准确率可达 91.67%,为输电线路运维人员提供可靠的参考信息。

关键词:输电线路;防震锤;融合色差分割;归一化互相关系数;Zernike 矩;径向基神经网络

中图分类号:TP39

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2020)08-0103-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2020.08.017

Fault Identification of Damper Defect Based on Fused Chromatic Aberration and Neural Network

TIAN Yi, WU Yi-qun, ZHANG Ye, HUANG Xin-bo^{*}
(School of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract: The damper is the key component to eliminate the periodic vibration and galloping of the transmission line. We propose an algorithm based on the fused chromatic aberration and radial basis function neural network to identify the fault of damper defect. The image of transmission line damper taken by UAV is regarded as research object. Firstly, single channel histogram equalization is used to enhance the image, which can retain the color information of the original image. Then, combined with the morphological processing and the fused chromatic aberration algorithm which based on the image color coupling, the enhancement results are segmented to obtain the foreground part. And Hough transform is used to mark the transmission line in the foreground to determine the rectangular area where the damper may exist. Next, the normalized cross-correlation coefficient (NCC) based on the inverted T-shaped template and Zernike moment are used as the basis of the coarse and accurate identification of the damper respectively. Finally, the 8-D Zernike moment features is used as the input of radial basis function (RBF) neural network to realize the fault identification of damper defect. The experiment shows that the proposed method has high sensitivity and strong robustness to the fault of damper defect, and the recognition accuracy can reach 91.67%, which provides reliable reference information for the operation and maintenance personnel of transmission line.

Key words: transmission line; damper; fused chromatic aberration segmentation; normalized cross-correlation function; Zernike moments; radial basis function neural network

0 引 言

复杂而又密集的配电网遍布幅员辽阔的中国大陆,中国从 1882 年开始使用电力至今,个人及工业界对安全、不间断供电的依赖从未如此之大。常年悬架于山野地区的输电导线既要经受晴朗微风的良好天气,又要承受风雪冰冻的恶劣天气,致使其频繁发生导

线舞动、微风振动及脱冰跳跃^[1-3]。导线长期在悬挂点附近区段发生反复折叠,将进一步引发周期性弯曲疲劳断股,乃至断线、倒塔事故^[4]。目前,中国普遍采用金属防震锤来吸收或转移震动能量,以切断导线震动能量的补给线,达到消除周期性谐振的目的。但由于金属生锈和螺栓松动等原因,防震锤将失去牢靠的

收稿日期:2020-01-06

修回日期:2020-05-08

基金项目:陕西省重点研发计划(2020ZDLGY09-10)

作者简介:田毅(1984-),男,博士,研究方向为电力设备故障诊断;通讯作者:黄新波(1975-),男,教授,研究方向为电力设备故障诊断。

牵制力,而发生位移、缺损等故障,导致其无法切实有效地发挥防震作用。因此,文中研究输电线路防震锤的缺损故障,对电力系统的安全稳定运行有深远的意义。

随着数字智能化的发展和图像处理技术的成熟,基于计算机视觉技术的输变电智能巡检成为了“三型两网”战略中的研究热点^[5]。其中,有关于防震锤的研究进行得如火如荼,并且已经取得了一些成果。文献[6-7]都是立足于巡线机器人的视角,以防震锤的侧面为研究对象,前者利用一定的形状约束条件通过随机 Hough 变换检测防震锤的圆形部分,后者利用分割区域的质心、面积及轮廓进行圆形和半圆弧检测,以识别防震锤。文献[8]提出基于小波矩的故障检测方法,利用小波模极大值来提取图像的边缘信息,以实现防震锤的定位。文献[9]则是利用类 Haar 特征与级联 AdaBoost 算法进行机器学习,对防震锤进行定位,但其训练图像背景信息不够全面,导致个别背景误判为防震锤。文献[10]基于少量图像数据,引入了具有层次的与或图,构建了层次识别模型,对目标进行分解表达,达到了鉴别防震锤位移故障的目的。文献[11]结合直方图均衡化和形态学处理进行防震锤的分割,并利用 R 分量进行锈蚀检测,该方法受背景和预处理效果的影响较大。

综合对上述防震锤相关算法的分析,可以发现,对输电线路运行现场的防震锤进行状态监测的研究寥寥无几。此外,近年来方便快捷、成本低廉的无人机巡线逐渐成为主流^[12]。因此,文中以无人机拍摄的高分辨率输电线路防震锤图像为处理对象,提出了一种基于防震锤和输电导线颜色特性的融合色差分割算法,以提取航拍导线中输电线路前景。同时,分别用倒 T 型模板和 Zernike 特征矩对防震锤图像进行粗识别和精识别。最后将 Zernike 矩应用于径向基神经网络,完成防震锤缺损故障识别。

1 防震锤缺损故障整体算法流程

为了最小化航拍输电线路图像中背景部分的干扰,文中首先将原始 RGB 图像转换为 HSI 图像,在对 I 亮度通道进行直方图均衡化后,再把重新合成的 HSI 图像转回 RGB 图像,已得到增强后的图像。其次,针对输电导线及防震锤的颜色特征,提出了一种基于 RGB 颜色通道耦合性的融合色差分割算法,结合基础形态学处理,实现了对前景输电线路部分的提取,再运用 Hough 变换进行输电导线的标记,并根据导线端点坐标框选出防震锤可能存在防震锤的矩形区域,为后续防震锤缺损识别打下了坚实的基础。接下来,建立倒 T 型模板对该区域进行 NCC 匹配,实现对图像中防

震锤的粗识别,再计算 Zernike 矩,作为防震锤精识别的依据。最后将 8 维 Zernike 矩 $\{Z_{2,0}, Z_{2,2}, Z_{3,1}, Z_{3,3}, Z_{4,2}, Z_{5,1}, Z_{5,3}, Z_{5,5}\}$ 作为径向基神经网络(RBF)的特征输入量,完成防震锤缺损故障的识别。具体流程见图 1。

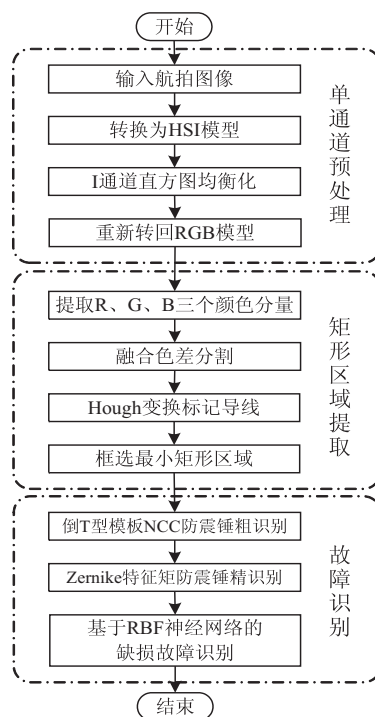


图 1 算法流程

2 防震锤区域的提取

受到无人机拍摄角度和输电导线架设高度的影响,输电线路航拍图像中会包含山川、森林、铁塔等多余的景象。本节旨在锁定防震锤可能存在的最小矩形区域,达到删减冗余数据和提高后期识别精度的目的。

2.1 单通道预处理

为了改善无人机航拍防震锤图像的对比度,文中选择被广泛应用的直方图均衡化算法对防震锤图像进行增强。由于文中将针对 RGB 彩色图像而非灰度图像进行图像分割,所以不能在预处理阶段舍弃颜色信息。因此,首先将采集的 RGB 图像转换为 HSI 图像,并提取出其中的相对较为独立的 I 亮度分量。

$$\theta = \arccos \left\{ \frac{\frac{1}{2}[(R-G) + (R-B)]}{[(R-G)^2 + (R-G)(G-B)]^{1/2}} \right\} \quad (1)$$

$$\begin{cases} H = \begin{cases} \theta, B \leq G \\ 2\pi - \theta, B > G \end{cases} \\ S = 1 - \frac{3}{(R+G+B)}[\min(R, G, B)] \\ I = \frac{1}{3}(R+G+B) \end{cases} \quad (2)$$

其中, R 、 G 、 B 分别表示图像中的红色、绿色、蓝色分量; H 、 S 、 I 分别表示图像中的色调、饱和度、亮度分量。

其次,对灰度范围为 $[L-1]$ 的 I 亮度分量图按下式单独进行直方图均衡化,以防止彩色图像失真。

$$I_{E_i} = T(l_k) = (L-1) \sum_{j=0}^k p_r(l_j) = \frac{(L-1)}{MN} \sum_{j=0}^k n_j \quad (3)$$

其中, l_k 是原图灰度, I_{E_i} 是均衡化后灰度, n_j 是灰度级为 l_k 的像素的个数, $p_r(l_k)$ 是灰度值为 l_k 的概率密度。

最后,结合原来的 H 、 S 分量与增强后的 I 分量生成新的 HSI 图像,并将图像的空间模型重新转回到 RGB 模型。

2.2 融合色差分割

图像分割算法的优劣是决定后续防震锤识别准确率的决定性要点之一。图像处理中常见的色差法通常用于提取单一颜色较为突出的物体,如色差算子 $2R-G-B$ 可用于提取红色的复合绝缘子^[13],色差算子 $2B-R-G$ 可用于提取黄色的秸秆^[14]。

常见的输电线路防震锤由一根两端各连接着一个圆柱形生铁锤的高强度钢绞线和铆紧于钢绞线中部的夹板组成,所以在未生锈前,其整体颜色呈灰黑色。此外,现役输电导线多是由铝股有序绕制的钢芯铝绞线结构,整体呈现灰白色。白色、黑色、灰色像素的 RGB 值分别是 $(0,0,0)$ 、 $(255,255,255)$ 、 (a,a,a) ,其中 $0 < a < 255$ 且 $a \in Z$ 。所以不论是可见光图像中的输电导线还是防震锤,把它们表示在 RGB 颜色模型立方体中,几乎所有像素点都位于该立方体的对角线附近。

因此,剔除或抑制无人机航拍图像中偏离该对角线的像素,即可实现去除多余背景并保留导线和防震锤。结合航拍防震锤图像和其 RGB 像素值进行观察,可以发现三大特点:

- (1) 背景中的山林以绿色、黄色为主, G 分量较大,而天空呈蓝色, B 分量较大;
- (2) 老化的防震锤会出现大面积锈蚀的红斑, R 分量显著增大;
- (3) 受到晴朗的蓝色天空的影响,有时导线会呈现 B 分量最大的灰蓝色。

针对上述特点,文中提出了一种基于各颜色分量耦合性的融合色差分割算法。首先分别提取 R 、 G 、 B 三种颜色分量,然后依次遍历整幅防震锤图像,如若像素点 (i,j) 满足式(4)中的其中一个条件,则将该点所有颜色都置为 0,呈黑色,该条件中的经验阈值是反复比对多张运行现场防震锤图像的测试结果得出的。

$$\begin{cases} [G(i,j) > R(i,j)] \&\& [G(i,j) - B(i,j) > 3] \\ [B(i,j) - R(i,j)] > 8 \&\& [B(i,j) - G(i,j) > 5] \\ [R(i,j) - G(i,j)] < 10 \&\& [G(i,j) - B(i,j) > 15] \end{cases} \quad (4)$$

分割结果如图 2(b) 所示,其中,防震锤区域内有个别孔洞,但整体提取的较为完整,此外,还有一些与输电线路部分颜色特征相近的小面积背景块未被去除。因此,再对分割结果进行常见的形态学处理,以填充孔洞、消除斑块,结果如图 2(c) 所示。

2.3 矩形区域的提取

尽管背景部分已经被剔除,但输电杆塔也被归入了输电线路前景中,为了缩小后续的计算量,接下来对形态学结果进行 Hough 变换,以确定导线的位置,进而提取可能存在防震锤的矩形区域。

因为塔架由多根钢条连接而成,所以直接进行 Hough 变换将识别出多条直线。航拍防震锤图像中可能存在多条平行分布的输电导线,并且它们往往带有一定的倾斜度。因此,对于一张尺寸为 $M \times N$ 的防震锤图像,文中将设定角度及长度限定条件进行直线的筛选,而后以标记直线的坐标为参照,进行防震锤区域的提取,如图 2(d) 所示。

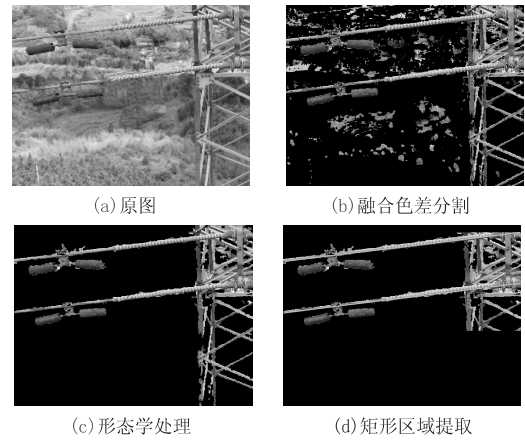


图2 防震锤区域的提取

步骤 1: 分别在角度范围为 $-25^\circ \leq \theta \leq 0$ 和 $0 \leq \theta \leq 25^\circ$ 内的识别结果中各标记一条最长直线;

步骤 2: 再标记与该直线斜率一致且长度差值在 $M/30$ 像素范围内的其他直线;

步骤 3: 所有斜率大于 0 的标记直线归入 A 组,所有斜率小于 0 的标记直线归入 B 组;

步骤 4: 因为防震锤正常情况下都是固定于导线的下方。对于 A 组,以直线端点 $P_1(m_{\min}, n_{\max})$ 作为一个对角点,以另一个直线端点下方的点 $P_2(m_{\max} + M/10, n_{\min})$ 作为另一个对角点,提取矩形区域 A;

步骤 5: 对于 B 组,以直线端点 $P_3(m_{\min}, n_{\min})$ 作为一个对角点,以另一个直线端点下方的点 $P_2(m_{\max} + M/10, n_{\max})$ 作为另一个对角点,提取矩形区域 B。如

果只有一组标记直线,则矩形区域 A 和 B 将只存在一个。

3 输电线路防震锤故障诊断

3.1 基于倒 T 型模板的 NCC 粗识别

防震锤的对称双垂头加夹板的形状类似于 T 型,所以根据常见的防震锤型号参数设计了各边比为 $T_a : T_b : T_c : T_d = 1 : 1 : 1 : 7.5$ 的倒 T 型模板,来表征完好防震锤,如图 3(a) 所示。并在此模板的基础上,延伸出如图 3(b) 所示的缺损故障防震锤模板,其中, $T_a : T_e = 1 : 4.25$ 。

归一化互相关系数(NCC)是基于灰度的匹配算法,能对防震锤图像和倒 T 型模板进行近似程度的线

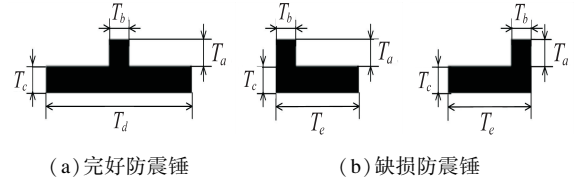


图3 倒 T 型模板

性描述,但该算法对旋转、形变等变换较为敏感^[15]。又因为防震锤往往是平行地挂在导线上的,所以可直接以导线与水平方向的夹角作为图 3 中的匹配模板的旋转角度,然后使旋转后的模板以步长 0.1 在 $[0, 3, 1]$ 倍范围内进行缩放变换的同时,以 10 像素为步长在 2.3 节提取的矩形区域内进行基于模板匹配的 NCC 粗识别。

$$R(u, v) = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [F(u+i, v+j) - \bar{F}_{i,j}] \times [T(u+i, v+j) - \bar{T}]}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [F(u+i, v+j) - \bar{F}_{i,j}]^2 \times \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [T(u+i, v+j) - \bar{T}]^2}} \quad (5)$$

$$\bar{F}(i, j) = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n F(u+i, v+j)}{m \times n} \quad (6)$$

$$\bar{T}(i, j) = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n T(u+i, v+j)}{m \times n} \quad (7)$$

其中, $R(u, v)$ 为处理结果,且 $R(u, v) \in [0, 1]$, $F(i, j)$ 和 $T(i, j)$ 分别表示防震锤图像和倒 T 型模板在 (i, j) 处的灰度值, $\bar{F}_{i,j}$ 和 \bar{T} 分别为匹配的子域和倒 T 型模板的灰度平均值。

防震锤的粗识别的结果允许存在一定的误判,并且 NCC 值越大则匹配度越高。所以文中取 $R(u, v) \in [0.75, 1]$ 范围内的粗识别结果作为下一步精识别的样本集。

3.2 基于 Zernike 特征矩的精识别

Zernike 特征矩是二维函数 $f(x, y)$ 在单位圆内的 Zernike 正交多项式基函数的映射,拥有良好的旋转不变性和比例不变性^[16]。其核函数的定义如下:

$$V_{nm}(\rho, \theta) = R_{nm}(\rho) e^{jm\theta} \quad \text{for } \theta \in [0, 2\pi], |\rho| \leq 1 \quad (8)$$

$$R_{nm}(\rho) = \sum_{s=0}^{(n-|m|)/2} \frac{(-1)^s [(n-s)!] \rho^{n-2s}}{s! (\frac{n+|m|}{2} - s)! (\frac{n-|m|}{2} - s)!} \quad (9)$$

其中, $R_{nm}(\rho)$ 是径向多项式, ρ 是原点到点 (x, y) 的矢量长, θ 是矢量 ρ 与水平轴逆时针方向的夹角, j 是单位负数, n 和 m 分别是矩的阶数和重数,且 m 是非复整数, n 满足 $m - |n|$ 是偶数和 $|m| \leq n$ 两个条件。

$V_{nm}(\rho, \theta)$ 满足以下正交性条件:

$$\int_0^{2\pi} \int_0^1 V_{n,m}^*(\rho, \theta) V_{p,q}(\rho, \theta) \rho d\rho d\theta = \frac{\pi}{n+1} \delta_{np} \delta_{mq} \quad (10)$$

$$\delta_{ab} = \begin{cases} 1, & a = b \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

其中, $*$ 是复数共轭符号。

对于一幅离散防震锤图像 $f(x, y)$, 它的 n 阶 m 重 Zernike 矩为:

$$Z_{n,m} = \frac{n+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x, y) V_{n,m}^*(x, y), x^2 + y^2 = 1 \quad (12)$$

Zernike 矩的低阶矩可描述一幅图像目标的整体形状,而高阶矩则可描述图像目标的细节部分。所以文中选择五阶矩以下的全部 8 个 Zernike 矩 $\{Z_{2,0}, Z_{2,2}, Z_{3,1}, Z_{3,3}, Z_{4,2}, Z_{5,1}, Z_{5,3}, Z_{5,5}\}$ 作为特征描述子,进行防震锤的精识别。图 4 所示的分别是完好防震锤、缺损防震锤和粗识别中误判的为防震锤的其他物体二值图的 Zernike 矩。

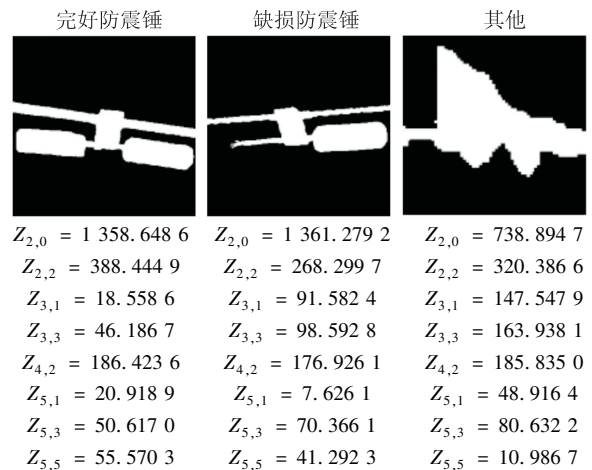


图4 部分识别结果的 Zernike 矩

3.3 基于径向基函数神经网络的故障诊断

径向基函数(RBF)神经网络于1989年由J. Moody和C. Darken提出,是单隐层的三层前馈式神经网络^[17]。第一层是输入层,用于接收数据的特征向量,相当于神经网络的门;第二层是隐含层,通过径向基函数实现从门到内部高维空间的非线性映射变换;第三层是输出层,用以对输入的向量做出响应,与第二层之间直接是线性权值连接。

在RBF神经网络中,对第二层中非线性传递函数的选取尤为重要。文中采用形式简单、对称衰减且解析性能良好的高斯函数作为非线性传递函数:

$$h_k = \exp\left(-\frac{\|X - C_k\|^2}{2\sigma_k^2}\right), k = 1, 2, \dots, m \quad (13)$$

其中, h_k 是第 k 个隐层单元的输出, C_k 是隐含层第 k 个节点的中心矢量, σ_k 是第 k 个隐层单元的基宽度。

文中选取了输电线路运行现场航拍防震锤图像210幅,其中150幅作为训练样本集,其余60幅作为测试样本集。训练样本集中分别包含85幅完好防震锤图像和65幅缺损防震锤图像。通过3.2节所述方法获取各个防震锤的8维特征,构成多组8维特征,作为RBP神经网络的训练数据。神经网络的输入层包含8个单元,输出层为2个单元,输出状态1对应完好防震锤图像,输出状态2对应缺损防震锤图像。只要一张图片中有一个破损的防震锤,就将该图列为状态2。

将150组Zernike特征矩数据和对应的运行状态标签输入RBP神经网络,对其进行训练,确定模型的参数(如图5所示)。

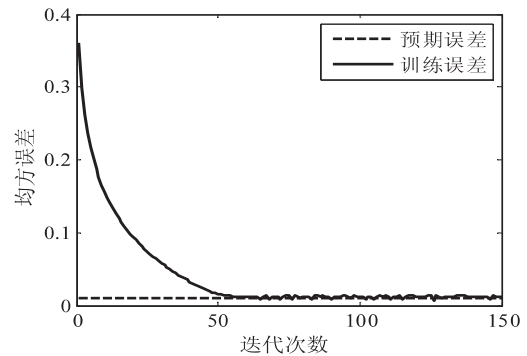


图5 RBF神经网络训练过程

4 实验结果与分析

为验证文中提出的基于融合色差和径向基神经网络的防震锤缺损故障识别算法的有效性,选择了不同背景下的防震锤图像作为实验研究对象。实验图像均由无人机搭载的高清摄像头采集,其分辨率为3 200×2 400。但是图像分辨率越高,付出的时间代价越大,所以文中将所有采集帧压缩成分率为800×600的图像,不仅保证了图像的清晰度,而且缩短了处理时间。实验在内存为8 G, CPU为i5-3240@3.40 GHz的计算机上运行,使用MATLAB R2012a图像处理软件。

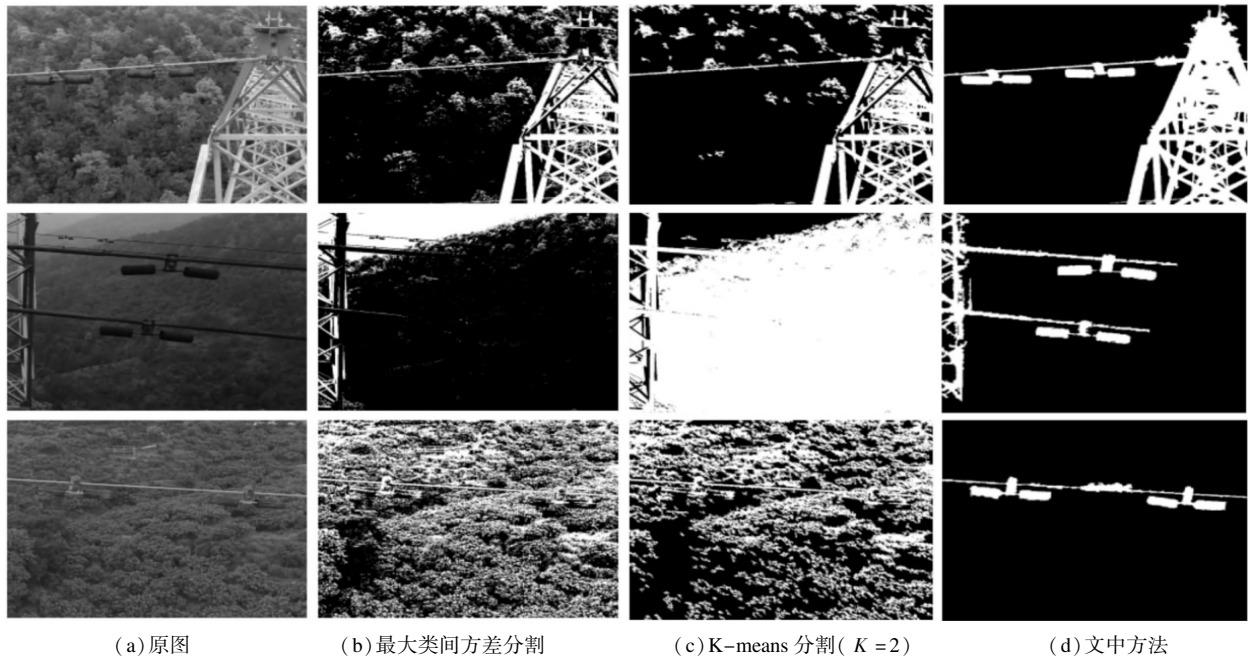


图6 不同分割算法的效果对比

4.1 防震锤分割算法性能测试

文中提出的针对输电线路防震锤的分割算法是根据其颜色特征,结合基于各颜色分量耦合性的融合色差算法和形态学处理,进行输电线路前景部分的提取,再依据防震锤和导线之间的空间关系,利用Hough变

换获取可能存在防震锤的最小矩形区域。图6是不同分割方法的效果对比。

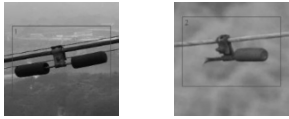
根据图6的处理结果,最大类间方差分割和K-means聚类分割的效果都不尽人意,不但有大部分背景区域被误分割为前景,并且所需要的输电线路部分

也没有完全被提取到。而文中算法的分割效果良好,在最大程度上保证前景部分完整性的同时剔除了绝大多数的背景干扰,实用性较强。

4.2 防震锤缺损故障诊断性能测试

根据 3.3 节所述,在模型训练完成后,选取 60 幅航拍防震锤图像作为测试样本图集进行仿真测试,其中完好防震锤和缺损防震锤图像各 30 幅。表 1 所示是完好防震锤和缺损防震锤的识别结果以及文中采用的 RBF 神经网络和 BP 神经网络的故障识别准确率对比结果,可以发现 RBF 神经网络性能更优,总样本识别准确率可达 91.67%,远高于 BP 神经网络。

表 1 不同神经网络故障识别效果对比 %

方法			总识别率
	完好样本识别率	缺损样本识别率	
BP 网络	86.67	83.33	85.00
文中方法	93.33	90.00	91.67

通过对所有诊断结果的核实与审查,发现有个别被杆塔遮挡的防震锤没有被定位到或是误判为了缺损防震锤,此外,对个别因发生位移故障而相撞的防震锤也出现了判断失误的情况。

5 结束语

野外的输电线路饱受恶劣天气的摧残,一旦其配件出现损伤或缺失,都可能酿成严重的电力安全事故。因此,文中针对输电线路配件故障检测问题,开展了基于图像处理的防震锤缺损故障识别的研究,提出了一种基于融合色差和径向基神经网络的故障识别算法,能准确区分完好防震锤与缺损防震锤,识别准确率超过九成,能够为相关电力检修人员提供可靠的参考信息,促进输电线路状态监测智能化水平的提升,让智能电网更加坚强。

但是,该算法仍然存在些许不足,对于被输电杆塔或异物遮挡的防震锤无能为力。因此,结合纹理细节与形状特征进行各项输电线路故障研究将是接下来的工作方向。

参考文献:

[1] ZHAO L, HUANG X, ZHAO Y, et al. Design of a wireless vibration metre for conductor vibration monitoring[J]. Structural Control & Health Monitoring, 2018, 25(4): e2143.

[2] HUANG X, ZHANG F, LI H, et al. An online technology for measuring icing shape on conductor based on vision and force[J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2017, 66(12): 3180-3189.

[3] MA G, LI Y, MAO N, et al. A fiber bragg grating-based dynamic tension detection system for overhead transmission line galloping[J]. Sensors, 2018, 18(2): 365.

[4] 黄新波, 章小玲, 张 烨, 等. 基于径向基概率神经网络的输电导线缺陷状态识别[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(3): 201-210.

[5] 徐振磊, 曾懿辉, 郭 圣, 等. 基于图像识别技术的输电线路智能监控系统应用[J]. 计算机系统应用, 2020, 29(1): 67-72.

[6] 张运楚, 梁自泽, 傅思遥, 等. 基于结构约束的架空输电线路巡线机器人障碍识别[J]. 机器人, 2007, 29(1): 1-6.

[7] 陈晓娟, 吴英石, 赵 亮. 基于随机 Hough 变换的 OPGW 防震锤识别[J]. 黑龙江电力, 2010, 32(1): 1-2.

[8] 缪思怡, 孙 炜, 张海霞. 基于小波矩的高压输电线路除冰机器人障碍智能视觉识别方法[J]. 机器人, 2010, 32(3): 425-431.

[9] 金立军, 闫书佳, 刘 源. 基于类 Haar 特征与级联 Ada-Boost 算法的防震锤识别[J]. 系统仿真学报, 2012, 24(9): 1806-1809.

[10] 付 晶, 邵瑰玮, 吴 亮, 等. 利用层次模型进行训练学习的线路设备缺陷检测方法[J]. 高电压技术, 2017, 43(1): 266-275.

[11] 宋 伟, 左 丹, 邓邦飞, 等. 高压输电线路防震锤锈蚀缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(S): 113-117.

[12] ZHANG Y, HUANG X, JIA J, et al. A recognition technology of transmission lines conductor break and surface damage based on aerial image[J]. IEEE Access, 2019, 7: 59022-59036.

[13] 黄新波, 张慧莹, 张 烨, 等. 基于改进色差法的复合绝缘子图像分割技术[J]. 高电压技术, 2018, 44(8): 2493-2500.

[14] 王丽丽, 徐岚俊, 魏 舒, 等. 基于 Sauvola 与 Otsu 算法的秸秆覆盖率图像检测方法[J]. 农业工程, 2017, 7(4): 29-35.

[15] 张 梅, 文静华. 归一化互相关系数与迭代最近曲面片点云配准方法[J]. 计算机工程, 2016, 42(10): 271-276.

[16] TAHMASBI A, SAKI F, SHOKOUHI S B. Classification of benign and malignant masses based on Zernike moments[J]. Computers in Biology & Medicine, 2011, 41(8): 726-735.

[17] DERAKHSHANFARD F, MEHRALIZADEH A. Application of artificial neural networks for viscosity of crude oil-based nanofluids containing oxides nanoparticles[J]. Journal of Petroleum Science & Engineering, 2018, 168: 263-272.