

文章编号: 2095-2163(2022)03-0033-07

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

面向图像的绝缘子自爆缺陷检测算法综述

赵庆林, 陈湘萍

(贵州大学 电气工程学院, 贵阳 550025)

摘要: 绝缘子自爆缺陷检测对于保障输电线路的安全具有十分重要的作用,准确快速检测算法能够帮助运维人员快速定位自爆缺陷绝缘子的位置,并及时更换。传统的人工检测方法已无法满足检测的要求,面向图像的绝缘子自爆缺陷检测算法在其检测的准确性和快速性上仍面临着极大挑战,必须进一步对算法进行改进。本文首先介绍了绝缘子自爆缺陷图像的预处理过程,包括了图像分割的方法以及其具体的算法;其次,介绍了绝缘子自爆缺陷图像的特征提取算法、当前绝缘子自爆缺陷检测常用的分类器以及深度学习网络模型;最后,对绝缘子自爆缺陷检测算法进行了总结,并对其发展进行了展望。

关键词: 深度学习; 绝缘子自爆缺陷; 特征提取; 分类

Review on insulator self-explosion defect detection algorithms for images

ZHAO Qinglin, CHEN Xiangping

(College of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang, Guizhou 550025, China)

[Abstract] Insulator self-explosion defect detection plays a very important role in ensuring the safety of transmission lines. Accurate and fast insulator self-explosion defect detection algorithm can help operation and maintenance personnel quickly locate the location of self-explosion defective insulators and replace them in time. The image-oriented insulator self-explosion defect detection algorithm still faces great challenges in its detection accuracy and rapidity. The traditional manual detection method cannot meet the detection requirements, so the algorithm must be further improved. The main work of this paper is as follows: firstly, the preprocessing process of insulator self-explosion defect image is introduced, including the method of image segmentation and its specific algorithm; Secondly, the feature extraction algorithm of insulator self-explosion defect image is introduced; Then, the classifiers commonly used in insulator self-explosion defect detection and the deep learning network model are introduced; Finally, the insulator self-explosion defect detection algorithm is summarized, and the development of insulator self-explosion defect detection algorithm is prospected.

[Key words] deep learning; machine vision; feature extraction; classification

0 引言

电网的快速发展使得输电线路越来越复杂。为了保障输电线路正常稳定运行,电力巡检人员需要对输电线路进行巡视,并检查其电力设备是否存在故障。绝缘子是电力网络输电线路中重要的绝缘器件,其工作状态直接影响电力系统的可靠性和安全性。根据有关数据表明,输电线路中占有最高故障率的就是绝缘子故障,因此定期检查绝缘子的运行状态是非常重要和必须的。传统人工巡检方式中所存在人力物力消耗大、安全性差、巡检效率低等问题。近年来,机器视觉、图像检测以及深度学习的快速发展,面向图像的绝缘子自爆缺陷检测技术愈加被关注。这种新型的面向图像的绝缘子自爆缺陷检测技术不仅快速、准确,还适用于背景比较复杂环

境,并且提高了检测的正确率和效率。

面向图像的绝缘子自爆缺陷检测已经取得了一些研究成果,传统方法往往基于外部轮廓特征、纹理特征、颜色特征或这些特征的组合来检测绝缘子。文献[1]采用边缘检测的方法,完成了绝缘子图像的边缘轮廓检测,来识别绝缘子故障;文献[2]先将绝缘子图像灰度化、图像增强和去噪等预处理,通过改进的 Hough 变换来检测绝缘子;文献[3]通过边缘方向信息提取绝缘子的纹理特征,有效的对绝缘子进行识别。传统的图像特征提取是由人工设定提取特征,随着数据量的增加无法提取出更多的信息,对于多样的复杂环境也难以适用。近年来,人们将深度学习技术广泛应用于绝缘子自爆缺陷检测,文献[4]使用 Faster R-CNN 二阶段目标检测算法实现自爆缺陷的定位;文献[5]使用主流的单阶段目

基金项目: 国家自然科学基金(51867007)。

作者简介: 赵庆林(1996-),男,硕士研究生,主要研究方向:控制科学与工程;陈湘萍(1977-),女,博士,教授,主要研究方向:控制科学与工程。

通讯作者: 陈湘萍 Email: 384198892@qq.com

收稿日期: 2021-09-24

标检测算法 YoloV3 来检测绝缘子缺陷。基于监督学习的绝缘子自爆缺陷检测都需要大量的缺陷图像样本来训练网络,但实际应用中绝缘子缺陷样本数量比较少,文献[6]提出了一种基于改进生成对抗网络的无监督绝缘子自爆缺陷检测方法。

本文以面向绝缘子自爆缺陷检测算法为中心,结合了最新的研究进展对绝缘子自爆缺陷检测算法进行了总结,分析了在绝缘子自爆缺陷检测中面临的挑战,并进行了展望。

1 绝缘子自爆缺陷检测

绝缘子自爆缺陷检测方法分为:人工检测法、传

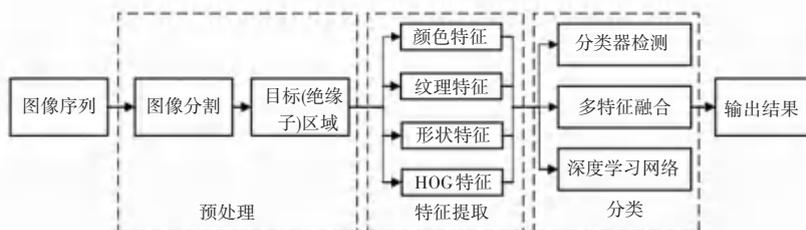


图1 面向图像的绝缘子自爆缺陷检测过程

Fig. 1 The process of insulator self-explosion defect detection for images

绝缘子图像数据集一般由人工巡检和无人机巡检,由摄像头、相机等设备采集;图像预处理就是去除非目标区域,提取图像中绝缘子区域;特征提取是对图像中绝缘子的颜色、纹理、形状等相关特征进行提取;分类是通过分类器将提取的绝缘子特征进行分类并进行绝缘子缺陷的检测;最后,输出绝缘子缺陷图像的检测结果。

2 预处理

预处理阶段通过识别绝缘子像素,并分析符合条件的区域来确定输入图像的感兴趣区域。由于图像在拍摄过程中包含了大量噪声,给图像特征提取带来了干扰,需要对绝缘子图像进行一定的预处理^[10]。常用的预处理技术有基于边缘的图像分割技术和基于区域的图像分割技术。

2.1 基于边缘的图像分割

基于边缘的图像分割是把确定的边缘像素连接起来,得到目标区域边界。文献[11]使用 Canny 算子边缘检测求得绝缘子的边缘图像后,再对边缘图像进行边缘处理,去除边缘图像中的无关信息,并将部分断裂边缘重新连接,最后椭圆拟合得到绝缘子的轮廓;文献[12]使用 Sobel 算子进行边缘检测,但其检测的边缘较粗,只对水平和垂直两个方向的灰度梯度变化敏感,对噪音的影响较为敏锐,在应用过

统图像检测法、深度学习检测法^[7]。人工检测主要通过人工观察的方法进行检查,通常会带来人为因素影响和误差,检测时可能发生漏检或者误检^[8];传统图像检测法提取目标特征时以人为设计,且该方法利用检测目标的颜色、形状等特征信息进行检测与识别,故存在计算量大、准确率低等问题,基于深度学习的绝缘子自爆缺陷检测方法则能在很大程度上改善传统的绝缘子图像检测的不足,但在检测速度和准确率上仍有待提高^[9]。面向图像的绝缘子自爆缺陷检测可以分为5个步骤:绝缘子图片的获取、预处理阶段、特征提取、分类识别、输出结果。面向图像的绝缘子自爆缺陷检测过程如图1所示。

程中可能无法得到连续的、不存在断裂的封闭边缘,并且存在大量的碎边缘;文献[13]提出结合 Canny 边缘特征和 SURF 点特征的绝缘子识别算法,该算法能在有背景干扰、小幅度旋转的目标图像中准确识别出绝缘子;文献[14]使用了斜坡模型,实现图像中绝缘子和背景的分割;文献[15]提出了一种新的边缘提取方法,在绝缘子图像的边缘提取中使用了非下采样轮廓波变换技术,提取效果更好。由于实际获取的绝缘子图像背景较为复杂,为了使绝缘子边缘检测效果更好,将绝缘子原图像的灰度范围映射到另一灰度范围上,以突出绝缘子图像中绝缘子的灰度区间,从而抑制绝缘子图像背景的灰度区间。灰度变换的数学表达式(1)^[16]为:

$$g(x, y) = \begin{cases} \frac{c}{a}f(x, y), & 0 \leq f(x, y) < a \\ \frac{d-c}{b-a}[f(x, y) - a] + c, & a \leq f(x, y) < b \\ \frac{M_g - d}{M_f - b}[f(x, y) - b] + d, & b \leq f(x, y) \leq M_f \end{cases} \quad (1)$$

其中: $f(x, y)$ 表示原图像的灰度; $g(x, y)$ 表示变换后的灰度; M_f, M_g 分别表示原图像和变换后灰度的最大值; a, b 表示灰度分段点; c, d 表示变换后的分段点。

2.2 基于区域的图像分割

当绝缘子图像的背景比较复杂时,图像中绝缘子的轮廓不是特别明显,可以使用基于区域的分割方法,基于区域的分割方法是将图像中相似的目标区域进行区域划分,该方法从绝缘子图像中某一个或某一类像素开始,寻找与该像素具有相同特征的像素来进行区域增长,最终实现绝缘子图像的分割。

绝缘子的颜色信息与图像背景中农田、山川等的颜色信息具有一定的差别,因此可以根据绝缘子图像在不同颜色空间上的分布,区分绝缘子与其复杂的背景物。常用的颜色空间模型有 RGB、HSV、HSI 等,文献[17]采用了 RGB 模型描述了绝缘子的颜色特征,但 RGB 模型的 3 个分量受到光照的影响,所以此模型得到的颜色特征易不稳定。由于 RGB 与 HSV 和 HIS 等颜色空间模型存在一定的线性或非线性的关系,可以通过其所对应的关系将其转换到其它颜色空间,再进行图像分割,从而获取绝缘子图像的目标区域。文献[18]将绝缘子图像的 RGB 转换到 HSI 空间,再进行二值化处理,利用形态学方法腐蚀绝缘子图像中的噪声点,再使用连通分支方法分割绝缘子图像;文献[19]将绝缘子图像转换为 HSI 模型后,使用基于区域的图像分割的阈值分割算法将绝缘子从背景复杂图像中分割出来;文献[20]则先提取绝缘子图像 HSV 色彩空间中的 H 分量进行轮廓匹配,然后再进行图像分割;文献[21]在绝缘子的色调、色饱和度、亮度颜色空间分别对色调和色饱和度分量运用最大类间方差法分割绝缘子图像,将绝缘子轮廓分割提取出来;文献[22]将绝缘子图像转为 HSV 模型,再用小波变换处理 H 通道,再二值化,最后对图像进行分割。HSV 模型中 H 通道表示绝缘子图像的颜色信息,其取值为 $0^\circ \sim 360^\circ$,能有效地区分绝缘子图像中绝缘子和背景的颜色。RGB 图到 H 通道的转换公式(2):

$$H = \begin{cases} 0^\circ, & \text{if } \max = \min \\ 60^\circ \times \frac{g-b}{\max-\min} + 0^\circ, & \text{if } \max = r \text{ and } g \gg b \\ 60^\circ \times \frac{g-b}{\max-\min} + 360^\circ, & \text{if } \max = r \text{ and } g < b \\ 60^\circ \times \frac{b-r}{\max-\min} + 120^\circ, & \text{if } \max = g \\ 60^\circ \times \frac{r-g}{\max-\min} + 240^\circ, & \text{if } \max = b \end{cases} \quad (2)$$

其中, r, g, b 分别表示图像红绿蓝 3 个通道的值, \max, \min 分别表示红绿蓝 3 个通道中的最大值

和最小值。

3 特征提取

在输电线路中绝缘子图像特征提取的目的是将绝缘子图像边缘特征最大限度地提取出来,同时尽可能去除复杂背景边缘。因绝缘子具有颜色、纹理、形状等特征,所以可以通过提取绝缘子的不同特征来进行绝缘子的自爆缺陷检测。

3.1 颜色特征

绝缘子的颜色信息是一个重要的视觉信息。在绝缘子颜色特征提取中需选择适合的颜色模型,常用的有 YUV、CIELab、HSV 等颜色度量模型。文献[23]提出一种基于颜色空间变量的绝缘子图像特征提取方法,根据不同颜色空间的变量值与绝缘子背景特征的关系,总结出绝缘子颜色特征提取方法;文献[24]将绝缘子图像从 RGB 空间转换到 LAB 空间后,提取绝缘子的特征;文献[25]通过改进 GrabCut 算法实现绝缘子特征提取,采用形态学处理法对绝缘子进行缺陷检测;文献[26]提出了一种改进色差方法,通过分析光照补偿后绝缘子的颜色特征对绝缘子特征进行提取。

3.2 纹理特征

绝缘子的纹理特征分析是一种有效的绝缘子自爆缺陷检测方法,纹理特征表示绝缘子图像目标区域的表面特性。文献[27]提出了一种新的纹理特征提取算法,该算法将提取的绝缘子纹理特征信息分为两类,一类的纹理特征区分度高,另一类则区分度低,最终都是将绝缘子的轮廓特征提取出来;文献[28]在提取绝缘子纹理特征时使用了边缘直方图的方法检测绝缘子缺陷;文献[29]采用灰度共生矩阵和局部二值模式来提取绝缘子的纹理特征,该方法能有效提取绝缘子区域的特征;文献[30]在纹理分析时考虑到绝缘子的背景区域与绝缘子有相似的纹理特征,进一步构造特征空间,在特征空间上进行纹理分析,实现绝缘子的检索。由于玻璃绝缘子沿着绝缘子串的方向呈现明显的规律性变化,将规律性变化中突变的纹理特征作为判断自爆缺陷的依据。绝缘子纹理特征量提取过程如图 2 所示。

3.3 形状特征

绝缘子的形状特征是一种重要特征,经过大量数据分析,塔杆上安装的绝缘子一般有 4 个方向,分别是水平、垂直、斜上和斜下,安装角度不同会对形状特征提取产生影响。文献[31]通过十字梯度模板有效地检测绝缘子的自爆缺陷,该模板可以检测水平方向和

垂直方向的线特征,同时也可以检测在倾斜状态下的形状特征;文献[32]使用改进的边缘直方图方法,提取绝缘子的边缘形状特征;文献[33]在绝缘子缺陷检测中,先将绝缘子图片灰度化,再进行图像增强和形

态学腐蚀,最后利用 Hough 变换矫正倾斜绝缘子图像,提取绝缘子的形态特征,从而判断是否存在绝缘子自爆缺陷。对于形状特征提取,容易受到图像背景的影响,绝缘子的检测仍存在一些困难。

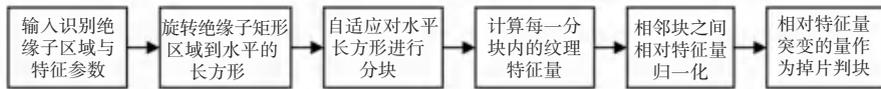


图2 绝缘子纹理特征量提取过程

Fig. 2 The process of insulator texture feature extraction

3.4 HOG 特征

方向梯度直方图(Histogram of oriented gradient, HOG)算法是通过计算图像中绝缘子所在的局部区域的梯度方向直方图来构建绝缘子的特征。主要步骤:先通过检测窗口和过归一化图像处理,再计算梯度和细胞中投影,最后对比度归一化处理,组成样本的特征。HOG 特征常用来表征绝缘子区域特征,常与向量机相结合进行绝缘子检测。文献[34]使用了绝缘子的 HOG 特征与支持向量机相结合的方法,对绝缘子的异常状态进行了检测识别,效果较好。

4 分类识别

4.1 分类器检测

分类器识别是指通过提取绝缘子自爆缺陷的相关特征形成特征数据集,用于训练分类器,再将用于测试的绝缘子自爆缺陷数据输入到分类器中进行判断,然后再输出是否为有缺陷绝缘子。支持向量机和 AdaBoost 常被作为绝缘子自爆缺陷检测中的分类器。

4.1.1 支持向量机

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)模型是一种常用的分类器。与其它机器学习模型相比,其能保证在样本训练数据较少的情况下,得到一个较高的预测精度。文献[35]在提取绝缘子特征后,将提取的特征数据用于支持向量机分类器训练,取得了较好的分类效果;文献[36]使用背景抑制和伽柏特征相结合来提取绝缘子特征,并将提取的特征送入 SVM 进行分类。单一使用支持向量机已不能满足要求,文献[37]提出了基于梯度方向直方图特征量提取和 SVM 分类器相结合的绝缘子缺陷识别与定位方法;文献[38]利用周期图法和 Welch 法功率谱密度估计作为特征提取方法,并用支持向量机进行正常绝缘子和自爆缺陷绝缘子二分类。

4.1.2 Adaboost 算法

Adaboost 算法是一个迭代学习算法,其核心思

想是对同一个训练集训练不同的弱分类器,把这些弱分类器集合起来构成一个强分类器。文献[39]对绝缘子图像进行分割,提取绝缘子特征后,使用 Adaboost 分类器定位缺陷绝缘子的位置;文献[40]在已有的绝缘子采样算法中引入了三维模型,即 Haar 特征和 AdaBoost 特征,该方法能够成功地从航空图像中提取绝缘子。Adaboost 算法分类过程如图3所示。

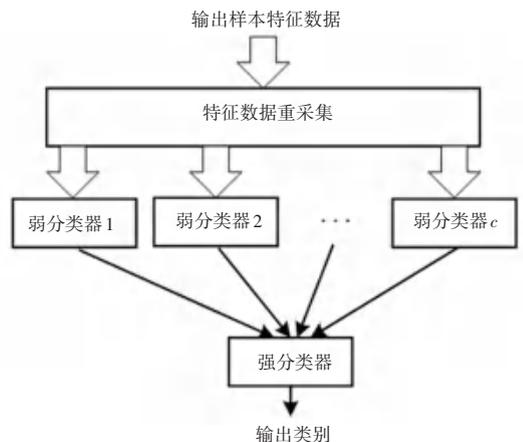


图3 Adaboost 算法分类过程

Fig. 3 The process of Adaboost algorithm classification

4.2 多特征融合检测

单独提取绝缘子的某一个特征进行识别,比如利用颜色直方图、纹理特征、形状特征,识别效果较差。通过分析绝缘子的多种特征并进行有效的结合,能够进一步提高对绝缘子识别的准确率。文献[41]提出一种基于多种特征的绝缘子识别方法,包括绝缘子灰度、形状和纹理特征,最后进行缺陷绝缘子的识别;文献[42]利用多种绝缘子特征相结合的信息融合算法对绝缘子缺陷进行了检测,实现了绝缘子缺陷的识别与状态检测。为了更加直观展现绝缘子自爆缺陷检测效果,图4给出了不同场景下的绝缘子自爆缺陷检测的例子^[43]。

4.3 深度学习网络模型

近年来,深度卷积网络成为了目标检测的研究

热点。通过深层次的网络结构自动从原始图像中学习特征,无需人为干预,网络将特征提取与分类识别融为一体,如:Faster R-CNN、SSD、YOLO、YOLO9000等目标检测方案,结合目前最新的分类深度神经网络,如:VGG、Resnet、GoogLeNet等,在精

度方面比传统方法具有明显地提升。现有基于深度学习的绝缘子爆裂故障识别模型包括两类:双阶段(Two stage)的目标检测模型,将绝缘子检测分为特征提取和特征分类两部分;单阶段(One stage)目标检测模型,将绝缘子检测转化为回归问题。

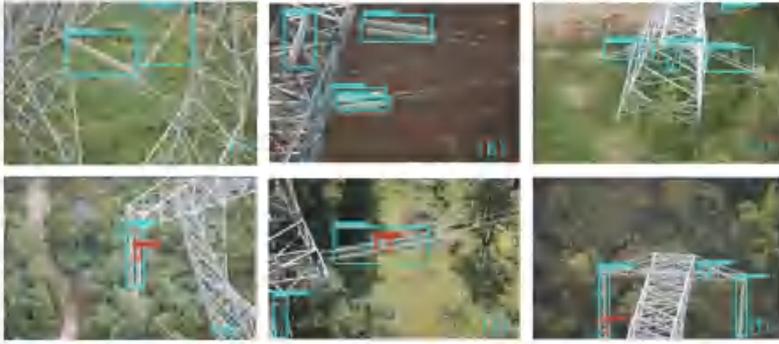


图4 不同场景下的绝缘子自爆缺陷检测例子

Fig. 4 Examples of insulator self-explosion defect detection under different scenes

4.3.1 双阶段检测模型

双阶段目标检测模型通过生成一个样本候选框,利用深度学习网络在候选框中对样本分类,实现目标的检测与识别。常用的算法有区域卷积神经网络(R-CNN)、快速区域卷积神经网络(Faster R-CNN)等。文献[44]利用Faster R-CNN网络创建了识别绝缘子的模型,再利用CNN算法对绝缘子图像进行缺陷识别;文献[45]使用Faster R-CNN模型对航拍绝缘子图像进行检测,检测的平均精度为90.5%,虽然其检测的准确率较高,但是其每秒处理帧数较低;文献[46]采用多尺度特征融合方法改进传统的Faster R-CNN方法,实现了图像绝缘子小目标的精准识别,再结合图像处理技术实现自爆缺陷绝缘子的识别与定位。

4.3.2 单阶段检测模型

单阶段目标检测模型输入图像后,得到不同层、不同尺寸的特征图,不使用候选框,将目标框定位转化成回归问题进行处理,检测速度较快。单阶段方法采用的算法可分为两种,第一种是采用区域提名或回归分类的目标检测算法直接对自爆缺陷进行检测。文献[47]利用在线困难样本挖掘、样本优化等方法改进基于区域的全卷积网络,实现对包括绝缘子自爆缺陷在内的多种目标的检测。第二种是先由滑动窗口对航拍图片进行裁剪,再对裁剪得到的图片块进行分类。文献[48]在用滑动窗口裁剪航拍图片后,在分类模型中添加空间金字塔池化模块对绝缘子图像块进行分类。

单次多框检测器(Single Shot Multibox Detector,

SSD)网络是目标检测中经典的单阶段检测网络之一,同其他单阶段网络一样,SSD直接在图片上回归目标的类别和位置,可以进行端到端的训练。不同的是SSD可以在多个特征尺寸上进行结果预测,在图像的分辨率较低时,也能保证一定的检测精度。文献[49]提出了基于平衡特征融合SSD的绝缘子缺陷检测方法,该方法具有较好的检测精度;文献[50]提出改进SSD算法提取绝缘子所在的区域,对绝缘子的自爆缺陷进行快速准确的定位。对于绝缘子缺陷目标中小目标的漏检问题,对SSD的骨干网络中的特征层进行平衡特征融合,提升网络对细节信息的捕获能力,解决了部分小目标漏检问题。另一类流行的单阶段算法YOLO是最先使用回归的方法,而且其检测速度大约是双阶段检测模型Faster R-CNN的3倍。文献[51]提出了一种基于YOLOv2网络模型,能够对输电线路绝缘子进行在线定位和缺陷检测,其识别平均精度为90%;文献[52]使用YOLOv3模型对输电线路上的绝缘子进行检测,其识别平均精度为90.2%,该模型每秒处理帧数较多;文献[53]使用基于YOLOv4和改进的分水岭相结合的算法,对绝缘子图像进行了精确识别及缺陷检测,提升在背景复杂的情况下识别的能力,检测效果表明该方法可以快速地识别出绝缘子的主体和缺陷的位置。在绝缘子图像数据集较少的情况下,还可以对数据集进行扩充,文献[54]采用超分辨卷积神经网络对待检测数据集进行超分辨率重建,通过YOLOv4算法对航拍绝缘子图像进行识别。不同深度学习网络模型的图像绝缘子缺陷检测结果见表1。

表1 不同深度学习网络模型的图像绝缘子缺陷检测结果

Tab. 1 Insulator self-explosion defect detection results for images based on different deep learning network models

方法	网络模型	精度/%	每秒处理帧数(f/s)
文献[45]中的方法	Faster R-CNN	90.5	10.9
文献[50]中的方法	SSD	86.3	33
文献[51]中的方法	YoLov2	90	30
文献[52]中的方法	YoLov3	90.2	57.6
文献[53]中的方法	YoLov4	91.78	46

5 结束语

传统的绝缘子自爆缺陷检测算法先利用图像分割技术从航拍图中分割出绝缘子串,得到绝缘子的轮廓特征,再按照人工设计的特征,判断是否存在缺陷。然而航拍得到的图像的背景多为杆塔、农田、山峦等复杂场景,不同环境条件下得到的图像差异较大。传统图像处理应用于航拍图像时,难以获得满足算法要求的分割结果,造成准确率低的问题。近年来,神经网络已被应用于多个领域,在图像领域中卷积神经网络能够实现端到端的学习,且提取的特征适应性更好,国内外学者将深度学习应用于绝缘子自爆缺陷检测,有很好的检测效果。

基于图像的绝缘子自爆缺陷检测算法已经取得一些成果,但仍有待继续完善。结合常用的绝缘子检测算法方法,考虑无监督学习、改进图像分割技术以及建立完备的数据库等方面进一步提高算法的精度、速度、准确度以及实用性。

(1)建立完备的绝缘子数据库。由于目前数据来源的局限性,绝缘子缺陷的样本很少,没有标准的自爆绝缘子数据集,而航拍图片中存在自爆缺陷的绝缘子数量、形态有限,导致卷积神经网络学习到的自爆缺陷特征不足。卷积神经网络学习到的特征决定了模型的性能,若学习到的特征不足将导致模型泛化能力弱,发生过拟合等问题。传统的数据增强还不够,需要进一步提出新的数据增强方法,收集覆冰绝缘子等其他绝缘子缺陷类型图像,实现对各种绝缘子缺陷的有效检测。

(2)改进图像分割和特征提取算法。在绝缘子自爆缺陷检测中常用的传统图像分割方法是基于阈值的分割方法和基于深度学习的分割方法;特征提取则基于颜色、纹理、形状特征提取。目前采集的绝缘子图像具有复杂的背景,包括树木、山川、建筑等干扰物,导致图像分割和特征提取的准确性不高,在后续的研究中可以进一步改进绝缘子图像分割和特征提取算法,提高缺陷检测效果。

(3)考虑无监督学习。卷积神经网络的快速发展,能够很好的对自爆缺陷绝缘子进行检测,但都是基于监督学习的研究,需要大量包含缺陷的绝缘子样本来训练网络,而现实场景中缺陷样本数量相对少,采集难度大。无监督学习对样本数据的要求不高,下一步可考虑采用无监督学习方法。

参考文献

- [1] 刘洋, 陆倚桐, 高高, 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.
- [2] 柯洪昌, 付浩海, 孔德刚. 基于改进的Houg变换的绝缘子检测方法[J]. 科技创新与应用, 2017(31): 6,9.
- [3] 李卫国, 叶高生, 黄锋, 等. 基于改进MPEG-7纹理特征的绝缘子图像识别[J]. 高压电器, 2010, 46(10): 65-68.
- [4] 冯万兴, 范鹏, 姚翔宇, 等. 基于深度学习的输电线路绝缘子缺陷识别[J]. 水电能源科学, 2021, 39(1): 176-178,50.
- [5] 汪权, 易本顺. 基于Gaussian YOLOv3的航拍图像绝缘子缺陷识别[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(12): 254-260.
- [6] 王道景, 孙嘉璐, 张天宇, 等. 基于改进生成对抗网络的玻璃绝缘子自爆缺陷检测方法[J/OL]. 高电压技术: 1-8[2021-08-21]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20210236>.
- [7] 王孝余, 韩冰, 李丹丹, 等. 基于视觉的绝缘子缺陷检测方法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(12): 3582-3587.
- [8] 王梦. 基于绝缘子图像的缺陷检测方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
- [9] 邹焕成. 基于深度学习的航拍图像绝缘子缺陷检测方法研究[D]. 沈阳: 沈阳农业大学, 2019.
- [10] 章衡光. 基于航拍图像的电气线路缺陷检测[D]. 天津: 天津大学, 2018.
- [11] 郭威, 赵晓鹏. 输电线路中缺失绝缘子的检测与定位[J]. 太原科技大学学报, 2021, 42(2): 116-122.
- [12] 李真真. 基于形态学的边缘检测算法在绝缘子分割中的应用[J]. 无线互联科技, 2020, 17(9): 145-146.
- [13] 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.
- [14] Tong Wei-guo, Li Bao-shu, Pei Yurlong. Extraction and recognition of insulator based on aerial image[C]// Proceeding of 2011 International Conference on Electric Information and Control Engineering, 2011: 4195-4198.
- [15] 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.
- [16] 肖晓晖, 杜斌, 湛青昊, 等. 高压输电线路红外图像的边缘检测[J]. 中国电机, 2005(1): 31-33.
- [17] 王银立, 闫斌. 基于视觉的绝缘子“掉串”缺陷的检测与定位[J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(2): 583-587.
- [18] ZHANG Xin-ye, AN Ju-bai, Chen Fang ming. A simple method of tempered glass insulator recognition from airborne image [C]// Proc of 2010 International Conference on Optoelectronic and Image Processing, 2010: 127-130.
- [19] HUANG Xiaoning, ZHANG Zhenliang. The extract algorithm of the helicopter patrol insulator images in aerial images[J]. Power System Technology, 2010, 34(1): 194-197.
- [20] 张凤羽. 基于计算机视觉的输电线路异常巡检图的识别和研究[D]. 长春: 吉林大学, 2015.
- [21] 张少平, 杨忠, 黄宵宁, 等. 航拍图像中玻璃绝缘子自爆缺陷的检测及定位[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2013, 11(4):

- 609-613.
- [22] 翟荔婷, 张冰怡, 冯志勇, 等. 基于3D塔架配准的绝缘子自爆缺陷检测[J]. 计算机工程与科学, 2016, 38(8): 1688-1694.
- [23] 周封, 任贵新. 基于颜色空间变量的输电线图像分类及特征提取[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(5): 89-98.
- [24] 陈文浩, 姚利娜, 李丰哲. 无人机电网巡检中的绝缘子缺陷检测与定位[J]. 计算机应用, 2019, 39(S1): 210-214.
- [25] 左钰, 刘伟, 马玉骐, 等. 基于改进GrabCut的绝缘子缺陷检测[J]. 计算机工程与设计, 2021, 42(7): 2009-2015.
- [26] 黄新波, 张慧莹, 张焯, 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.
- [27] WU Qing gang, An Jubai, LIN Bin. A texture segmentation algorithm based on PCA and global minimization active contour model for aerial insulator images [J]. IEEE Journal of Selected Topic in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2012, 5(5): 1509-1518.
- [28] 仲莉恩, 冯辉, 隋立林. 一种利用边缘方向直方图检测绝缘子的方法[J]. 电气技术, 2010(1): 22-25.
- [29] RAJA R, ROOMI S M, DHARMALAKSHMI D. Classification and retrieval of natural scenes [C]// Fourth International Conference on Computing, Communications and Networking Technologies (ICCCNT), 2013:1-8.
- [30] NAN Bingfei, XU Ye, MU Zhichun, et al. Content-based image retrieval using local texture-based color histogram [C]// IEEE 2nd International Conference on Cybernetics (CYBCONF), 2015:399-405.
- [31] 姜云土, 韩军, 丁建, 等. 基于多特征融合的玻璃绝缘子识别及自爆缺陷的诊断[J]. 中国电力, 2017, 50(5): 52-58, 64.
- [32] LI Weiguo, YE Gaosheng, HUANG Feng. Recognition of insulator based on developed MPEG-7 texture feature [C] // Proceeding of 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing, 2010: 265-268.
- [33] ZHANG Xinye, AN Jubai, CHEN Fang ming. A method of insulator fault detection from airborne images [C]// Proceeding of 2010th WRI Global Congress on Intelligent Systems, 2010: 200-203.
- [34] 赵思雨. 基于HOG特征的跨座式单轨关键部件缺陷识别算法的设计与应用[D]. 西安:西南交通大学, 2018.
- [35] ZHAO Zhenbing, XU Guozhi, QI Yincheng. Representation of binary feature pooling for detection of insulator strings in infrared images [J]. IEEE Trans on Dielectrics and Electrical Insulation, 2016, 23(5): 2858-2866.
- [36] WANG Xian, ZHANG Youmin. Insulator identification from aerial images using support vector machine with background suppression [C]// International Conference on Unmanned Aircraft Systems. Arlington, USA, 2016: 892-897.
- [37] 林志成, 缪希仁, 江灏, 等. 多模型融合的输电线路绝缘子自爆故障检测[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2020, 48(2): 217-223.
- [38] 刘士波. 劣化绝缘子紫外脉冲检测法研究[D]. 成都:电子科技大学, 2016.
- [39] 商俊平, 李储欣, 陈亮. 基于视觉的绝缘子定位与自爆缺陷检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(6): 844-849.
- [40] ZHAI Yongjie, WU Yang, CHEN Hongkai, et al. A Method of Insulator Detection from Aerial Images [J]. Sensors & Transducers, 2014, 177(8): 7-13.
- [41] 于兰英, 姚波, 吴文海, 等. 一种基于多特征的绝缘子识别方法[J]. 电瓷避雷器, 2016(3): 79-83.
- [42] 全卫国. 基于航拍图像的输电线路识别与状态检测方法研究[D]. 北京:华北电力大学, 2011.
- [43] 高健宸, 张家洪, 李英娜, 等. 基于YOLOv4的绝缘子爆裂故障识别研究[J/OL]. 激光与光电子学进展: 1-13 [2021-10-24]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20210409.0942.052.html>.
- [44] 何宁辉, 王世杰, 刘军福, 等. 基于深度学习的航拍图像绝缘子缺失检测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(12): 132-140.
- [45] 陈俊杰, 叶东华, 产焰萍, 等. 基于Faster R-CNN模型的绝缘子故障检测[J]. 电工电气, 2020(4): 56-60, 73.
- [46] 周自强, 赵淳, 范鹏. 基于多尺度特征融合Faster R-CNN的绝缘子自爆缺陷研究[J]. 水电能源科学, 2020, 38(11): 187-189, 44.
- [47] 刘思言, 王博, 高昆仑, 等. 基于R-FCN的航拍巡检图像目标检测方法[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(13): 162-168.
- [48] BAI Ruixian, CAO Hui, YU Yajie, et al. Insulator fault recognition based on spatial pyramid pooling networks with transfer learning [C]// 3rd IEEE International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics (ICARM), Singapore, 2018: 824-828.
- [49] 阎光伟, 王婷. 基于平衡特征融合SSD的绝缘子检测方法[J]. 中国科技信息, 2021(10): 99-100.
- [50] 陈文贺, 李彩林, 袁斌, 等. 有效的绝缘子自爆缺陷定位方法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(8): 2346-2352.
- [51] 赖秋频, 杨军, 谭本东, 等. 基于YOLOv2网络的绝缘子自动识别与缺陷诊断模型[J]. 中国电力, 2019, 52(7): 31-39.
- [52] 董召杰. 基于YOLOv3的电力线关键部件实时检测[J]. 电子测量技术, 2019, 42(23): 173-178.
- [53] 刘悦, 黄新波. 基于YOLOv4和改进分水岭算法的绝缘子爆裂检测定位研究[J]. 电网与清洁能源, 2021, 37(7): 51-57.
- [54] 郝帅, 马瑞洋, 赵新生, 等. 基于超分辨深度残差网络的玻璃绝缘子自爆故障检测算法[J/OL]. 高电压技术: 1-10 [2021-08-21]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20210415>.

(上接第32页)

- [7] MISRA D, NALAMADA T, ARASANIPALAI A U, et al. Rotate to attend: Convolutional triplet attention module [C] // 2021 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, 2021: 3138-3147.
- [8] MA N N, ZHANG X Y, SUN J. Funnel activation for visual recognition [M] // Vedaldi A, Bischof H, Brox T, et al. Computer vision-ECCV 2020. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2020, 12356: 351-368.
- [9] SUN Y, ZHENG L, DENG W, et al. SVDNet for pedestrian re-retrieval [C] // 2017 IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 3820-3828.
- [10] SARFRAZ M S, SCHUMANN A, EBERLE A, et al. A pose-sensitive embedding for person re-identification with expanded cross neighborhood re-ranking [EB/OL]. (2018-04-05) [2020-03-02]. <https://arxiv.org/abs/1711.10378>.
- [11] AN L, QIN Z, CHEN X J, et al. Multi-level common space learning for person re-identification [J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2018, 28(8): 1777-1787.
- [12] LI W, ZHU X, GONG S. Harmonious attention network for person re-identification [C] // 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2018: 2285-2294.