

基于深度学习的悬式瓷绝缘子 红外图像识别方法

高 嵩¹, 陆倚鹏², 王笑倩², 毕晓甜¹, 王 勋³, 刘 艳⁴, 尹骏刚²

(1. 国网江苏省电力有限公司, 江苏 南京 210024; 2. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082; 3. 湖南湖大
龙电气与信息技术有限公司, 湖南 长沙 410285; 4. 江苏双汇电力发展股份有限公司, 江苏 扬州 225000)

摘 要:通过提取单帧红外图像中盘形悬式瓷绝缘子串铁帽和盘面温度信息,以相对温差作为判据来诊断其劣化状态,是实现绝缘子串状态在线自动监测的有效方法。为准确提取温度信息,提出一种结合绝缘子图像特征与深度学习的算法,针对红外图像中瓷绝缘子串的铁帽和盘面区域进行精确的自动识别。该算法以大量绝缘子不同部件图像作为样本数据集,经过自构建的卷积神经网络训练形成 3 个分类器;然后利用分类器在校正后的绝缘子串区域图像中进行识别;最后在原红外图像中用不同颜色进行标识。结果表明该算法对不同电压等级、不同伞裙形态的绝缘子串铁帽与盘面区域均能取得优异的识别结果。

关 键 词:深度学习;盘形悬式瓷绝缘子;铁帽和盘面区域;自动识别

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2020.05.016 中图分类号:TM85 文章编号:1673-9140(2020)05-0119-07

Infrared image recognition method of porcelain disc-suspended insulators based on deep learning technology

GAO Song¹, LU Yipeng², WANG Xiaoqian², BI Xiaotian¹,
WANG Xun³, LIU Yan⁴, YIN Jungang^{2*}

(1.State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210024, China; 2.College of Electrical and Information Engineering,
Hunan University, Changsha 410082, China; 3.Hunan HDHL Electric & Information Technology Co., Ltd., Changsha
410285, China; 4.Jiangsu Shuanghui Electric Power Development Co., Ltd., Yangzhou 225000, China)

Abstract:By extracting the iron cap and disc surface temperature information of the disc suspended porcelain insulator string in the single-frame infrared image, the relative temperature difference is considered as a criterion to diagnose the deterioration state, which is an efficient and accurate method for online automatic monitoring of the insulator string state. In order to accurately extract the temperature information, this paper proposes an algorithm that combines the characteristics of the insulator image and deep learning to accurately identify the iron cap and disc surface area of the porcelain insulator string in the infrared image. The algorithm uses a large number of different parts of insu-

收稿日期:2019-12-02;修回日期:2019-12-24

基金项目:国家自然科学基金(51677061);国网江苏电力有限公司科技研究项目(J2018015)

通信作者:高 嵩(1985-),男,硕士,高级工程师,主要从事输电线路和电力外绝缘技术研究;E-mail:12345678@qq.com

lator images as sample data sets, and is trained by self-constructed CNN to form three classifiers. Then it uses the classifiers to identify in the corrected insulator string region image and finally utilizes different colors to mark in the original infrared image. It is shown that this algorithm can obtain excellent recognition results of cap and disc area for insulator strings of different voltage levels and different disc types.

Key words: deep learning; disc suspended porcelain insulator; cap and disc area; automatic identification

盘形悬式瓷绝缘子串(以下简称绝缘子串/绝缘子)在架空线路和变电站中起到支撑和绝缘的作用^[1-2],是输配电网广泛应用的重要外绝缘部件。受到机电应力和环境因素等的影响,长时间运行的绝缘子串中容易形成低值或者零值绝缘子,导致线路或变电站中故障频发,严重时甚至会产生掉串事故^[3-4]。随着红外热像技术的不断发展,红外热像检测现在已经较普遍地应用于电气设备状态检测中,大量实践效果证明了该技术的高效性和可靠性。将拍摄所得的红外图像经过图像预处理等操作,结合深度学习算法,识别并分割出绝缘子串中各个部件,继而提取其温度信息作为劣化判别依据,为实现绝缘子在线劣化监测奠定了基础。

目前,国内外针对红外图像中绝缘子串分割有较多的探索和研究。文献[5]提出一种基于 Faster R-CNN 的航拍图像中绝缘子串区域识别,通过大量数据集的验证,较为准确地确定了图像中绝缘子串区域的位置,但其无法对铁帽和盘面区域进行分割。文献[6]提出一种基于红外图像特征和概率神经网络检测绝缘子串故障的方法,通过对绝缘子串进行 Hough 变换,识别出绝缘子串位置,进而提取铁帽和盘面的温度。但是文中对铁帽和盘面定位与分割的结果不理想,导致温度信息提取有误,无法保证判断温度判据的准确性。文献[7]将深度卷积特征映射用于识别红外图像中绝缘子串所在位置,对于图像中模糊的绝缘子部分效果不够理想。文献[8]通过结合 Fast R-CNN 和区域提议网络,利用调优后的参数对无人机拍摄的绝缘子图像进行训练,可以对绝缘子串整体进行检测,能够检测出绝缘子串中是否有绝缘子脱落的情况。但是针对于未发生掉落的劣化绝缘子,无法进行有效检出。

从上述文献可知,目前对红外图像中绝缘子铁帽和盘面自动识别、分割、温度信息提取以及绝缘子劣化状态的判别,还存在一定的技术瓶颈。因此,该

文提出一种结合绝缘子红外图像特征和深度学习的劣化绝缘子自动识别方法,通过从大量图像样本中提取铁帽和盘面的特征信息,将其放入自构建的卷积神经网络中训练,训练结束获得一个精准的分类器。对原始红外图像进行预处理、Hough 变换和绝缘子串区域提取后,扫描所得的绝缘子串区域,利用分类器对铁帽和盘面进行精确识别及分割。最后,根据分割区域所提取的温度特征进行绝缘子劣化判别。

1 理论分析

1.1 绝缘子串红外图像处理

文献[7]中提出一种基于图像处理的方法来分割绝缘子的铁帽与盘面区域。其原理是:通过一系列的步骤将绝缘子串区域提取后,对该区域使用投影统计法和区域定位提取算法,按列遍历整个绝缘子串区域,分别计算每列中铁帽和盘面的连续长度,把其中最大值分别作为铁帽和盘面的间距。最后设定阈值排除其他细导线或金具的干扰,反向计算求出 2 个区域的二值图像并用不同颜色标记。

该方法对于部分 110 kV 单伞型的绝缘子可以取得较好的分割结果。然而,当将其运用于双伞或三伞绝缘子时,由于盘面区域不连续,采用该方法会导致 2 种结果:一是将背景区域也作为盘面区域识别,导致分割后提取到的盘面实际温度过低;二是盘面区域消失,只剩下铁帽区域,失去了盘面的温度数据。

因此,该文沿用文献[9]的绝缘子串区域提取方法,并对其步骤进行改进。对绝缘子串增加了边缘检测,防止因图像预处理导致绝缘子串边缘被滤除。在铁帽和盘面的识别部分,采用自构建的卷积神经网络实现。红外图像中绝缘子串区域的提取流程如图 1 所示。

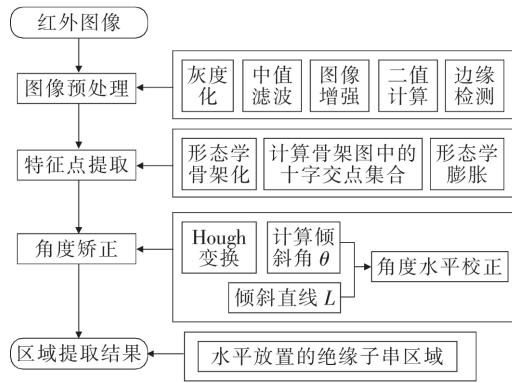


图 1 绝缘子串区域提取流程

Figure 1 Process of insulator string area extraction

1.2 深度学习与卷积神经网络

深度学习(DL)属于机器学习的分支,它通过对物体或图像进行低层次特征抽取,使用这些低层次特征来表达更高层次的特征或属性。深度学习也可理解为建立神经网络,通过模拟人类学习的方式,对数据进行解析或抽取特征,在图像处理、文本识别和音频翻译等领域应用甚广^[10]。

卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络,最早由 LeCun 于 1989 年提出,但限于当时软硬件技术未能广泛应用。随着科技的发展进步,卷积神经网络从 2006 年开始迅速发展,在结构上不断拓展,各类学习和优化理论快速发展^[11]。

卷积神经网络主要由输入层、卷积层、池化层、激励层、全连接层和输出层等构成^[12-13]。输入层是将批量化、处理好的训练集数据输入至卷积层中。卷积层由多个滤波器组成,用于对输入数据的特征进行学习,计算其特征映射,是整个卷积神经网络的核心。特征映射在低层滤波器中表现为方向或是边缘这类特征,在更高层次滤波器中表现为更为抽象的特征。第 m 层的第 n 个特征映射在点 (i, j) 的特征值计算为

$$z_{i,j,n}^m = w_n^m x_{i,j}^m + b_n^m \quad (1)$$

式中 w_n^m 和 b_n^m 分别为第 m 层的第 n 个滤波器的权重向量和偏置项; $x_{i,j}^m$ 是以位置 (i, j) 为中心的输入。

激励层是激活函数,常用的有 sigmoid、tanh、ReLU 和 Leaky ReLU 等。该文使用的激励函数是

ELU,相比于常用的 ReLU 和 Leaky ReLU,它的优势在于在 $x < 0$ 区间内,当 x 取较小值时,ELU 具有软饱和的特性,这可以提高对噪声的鲁棒性;在 $x > 0$ 的区间内,它的导数恒为 1,大大减轻了梯度弥散的问题;当 $x = 0$ 时,由于它是一个连续函数,不会出现 ReLU 的梯度消失问题。其公式^[14-15]为

$$\begin{cases} x, & x \geq 0 \\ \alpha(e^x - 1), & x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

经过 ELU 激活后,卷积特征的激活值:

$$a_{i,j,n}^m = a(z_{i,j,n}^m) \quad (3)$$

池化层通过对特征映像进行降维或抽象,达到降低其分辨率的效果,从而实现移位不变性。池化层常位于 2 个卷积层之间,它的每一个特征映射与前一层相应的卷积映射连接。常用的池化操作分为平均池化和最大池化,该文采用最大池化操作,来提取铁帽和盘面区域的局部最大响应,获得其最显著的特征。其公式为

$$y_{i,j,n}^m = \text{pool}(a_{a,b,n}^m), \forall (a, b) \in R_{i,j} \quad (4)$$

式中 $R_{i,j}$ 是特征映射中以位置 (i, j) 为中心的区块。

全连接层是将当前层的每一个神经元与上一层中的所有神经元连接,以产生全局语义信息,起到一个展平所有神经元的作用。网络的最后一层为输出层,该文解决的是一个分类问题,故使用 softmax 逻辑回归来分类,返回输入的样本图像属于 4 种类别中某一种的概率。

2 卷积神经网络模型构建

2.1 铁帽与盘面样本集构建

盘形悬式瓷绝缘子串主要由 3 个部分组成^[16]: 铁帽、盘面和金具,其中铁帽和盘面的温度是作为劣化的判据,金具一般在绝缘子串的尾端,它是温度提取时的干扰项^[17]。为确保提取绝缘子串的精确温度,该文将所有数据分为盘面集、铁帽集、金具集,3 种样本集形式如图 2 所示。

对 FLIR T640 拍摄的大量红外图像中单个绝缘子的铁帽、盘面和金具进行统计^[18],发现这些部件长度均小于 60 像素,宽度均小于 20 像素,因此,将样本大小设定为 60×20 像素。

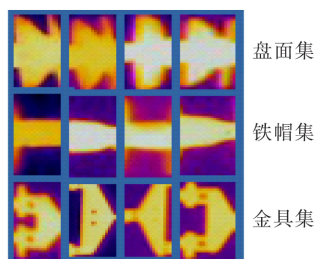


图 2 盘面集、铁帽集和金具集红外图像样例

Figure 2 Infrared image samples of disc, iron cap and fitting sets

该文中样本是从多个省市 100 多个变电站中挑选的拍摄清晰、背景简单的红外图像。这些图像拍摄的环境和时间各不相同,且基本覆盖各种瓷质绝缘子类型,3 种样本总数量超过 50 000,能够有力保障样本的普适性和有效性,防止样本太少而造成识别模型过拟合等问题。表 1 是样本集的图像数量。

表 1 3 个样本集的图像数量

Table 1 Number of images in the three sample sets

样本集名称	数量/张
盘面集	18 845
铁帽集	17 955
金具集	18 982
总计	55 782

在提取绝缘子串区域时,红外图像被转化为灰度图像,所以最后提取的绝缘子区域也为灰度图像。因此,该文中作为输入层的样本集也需转化为灰度集。图 3 是由图 2 生成的灰度样本集。

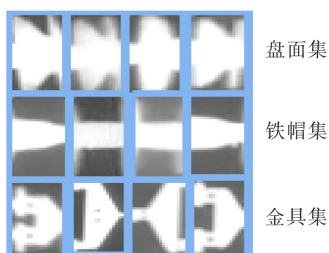


图 3 盘面集、铁帽集、金具集灰度图像样例

Figure 3 Gray image samples of disc, iron cap and fittings sets

该文将样本集分为训练集和验证集,其中验证集为随机抽取的 5 000 张图像,剩余图像作为训练集输入到卷积神经网络中。

2.2 自构建卷积神经网络

基于深度学习的绝缘子串区域识别的研究已有

较多文献,但是针对铁帽和盘面区域的卷积神经网络算法还未见到有关文献。因此,该文提出一种自构建的卷积神经网络来识别铁帽盘面区域,对结果进行标记,其结构如图 4 所示。

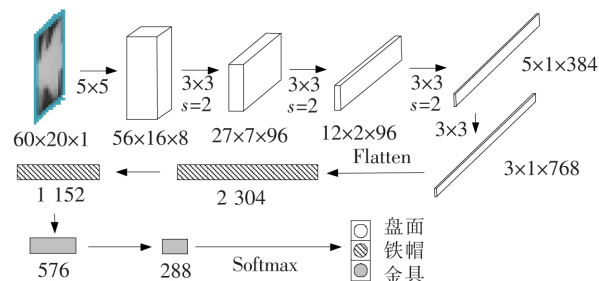


图 4 自构建卷积神经网络结构

Figure 4 Structural chart of self-constructed CNN

自构建的卷积神经网络包括 5 个卷积层、3 个池化层和 4 个全连接层,最后经过 softmax 层输出并形成预测分类器。图 4 中第 1 层使用的过滤器大小为 5×5 ,设定步幅为 1, padding 为 0,过滤器个数为 8;第 2 层使用的过滤器大小为 3×3 ,设定步幅为 1, padding 为 0,过滤器设为 12 个,同时构建一个最大池化层,其过滤器为 2×2 ,步幅为 2,将第 1 层的高度和宽度减少一半;以此类推,第 3、4 层与第 2 层进行相同处理;第 5 层的过滤器大小为 3×3 ,最终得到卷积层输出大小为 $3 \times 1 \times 768$ 。将这 2 304 个单元平整化为一个全连接层,然后再添加 3 个更小全连接层。第 4 层全连接层只含有 288 个单元,用这些单元来填充 softmax 单元,使其对应盘面、铁帽、金具等 3 个输出。

虽然样本具有代表性和普遍性,但随着迭代轮次的增加,由于训练集对部分特征拟合得过好,导致发生在验证集上拟合程度不理想甚至很差的情况。为了解决这个问题,该文引入 dropout 层在每次迭代时随机更新网络参数,通过这种随机性来防止网络对部分特征过拟合。

2.3 超参数的设定与调整

由于针对瓷绝缘子串铁帽和盘面分割的卷积神经网络是首次提出,所以无太多文献可供参考。对于网络中超参数的设定,该文部分参考了文献[19],并对文献中未提及的其他超参数做了大量训练后修改与调整,最终得到收敛速度较高、分割效果良好的超参数,如表 2 所示。

表 2 卷积神经网络的超参数
Table 2 Hyperparameters of CNN

名称	初始数值	随迭代次数变化
学习率	0.01	每五轮下降为原来的 10%
优化器	sgdm	动量因子取 0.9
mini-batch 值	1 024	—
最大循环次数	40	一般终止于 30 轮左右
激励函数	ELU	—

3 实验及结果

3.1 训练过程及实际分割结果

训练实验使用的 CPU 为 Inter(R) Core(TM) i7-7700, GPU 为 NVIDIA GTX 1070Ti, 内存为 16G, 操作系统为 Windows 10, 开发环境为 Anaconda3(python 3.6), 红外热像仪型号为 FLIR T640。

将准备好的样本数据集载入输入层, 利用自构建的卷积神经网络进行训练。由于样本数量较多, 迭代轮次多, 所以总训练时间为 20~30 h。待训练结束, 得到验证集的结果如表 3 所示。

表 3 卷积神经网络的训练结果
Table 3 Training results of CNN

总循环次数	总迭代次数	总时长	验证集准确率/%	验证集损失率/%	最终学习率
26	41 500	26h58min	99.87	0.18	0.000 000 1

由表 3 可知, 最终产生了 26 个循环, 每次循环迭代 1 560 次。验证集的结果表明所准备的样本数据集准确率为 99.5% 以上, 说明该样本集用作铁帽和盘面的数据集可以得到精确的结果。

接着, 将训练得到的分类器用于实际红外图像的识别。将之前提取的绝缘子串图像放入滑动窗口中, 从左至右扫描识别, 将铁帽标记为黑色, 盘面标记为灰色。最后, 将绝缘子串旋转回原图, 并在红外图像上显示效果。

实验样本是 2015—2018 年在多个省市变电站和线路上拍摄所得, 现场实验时间及环境条件跨度较大, 具有普遍性和代表性。实验条件的识别结果等如表 4 所示。

表 4 卷积神经网络的识别结果
Table 4 Recognition results of CNN

实验设备	拍摄温度/℃	拍摄湿度/%	识别准确率/%	单张识别用时/s
FLIR T640	10~35	50~85	91.29	5~15

由于电压等级超过 220 kV 的绝缘子串片数太多, 存在单张红外图像无法拍摄完全的问题, 所以只选取 220 kV 及以下的绝缘子作为实验对象。该文选取了 35 kV、110 kV 和 220 kV 带干扰和不带干扰的瓷绝缘子红外图像各一张, 分割过程和最终分割结果如图 5 所示。

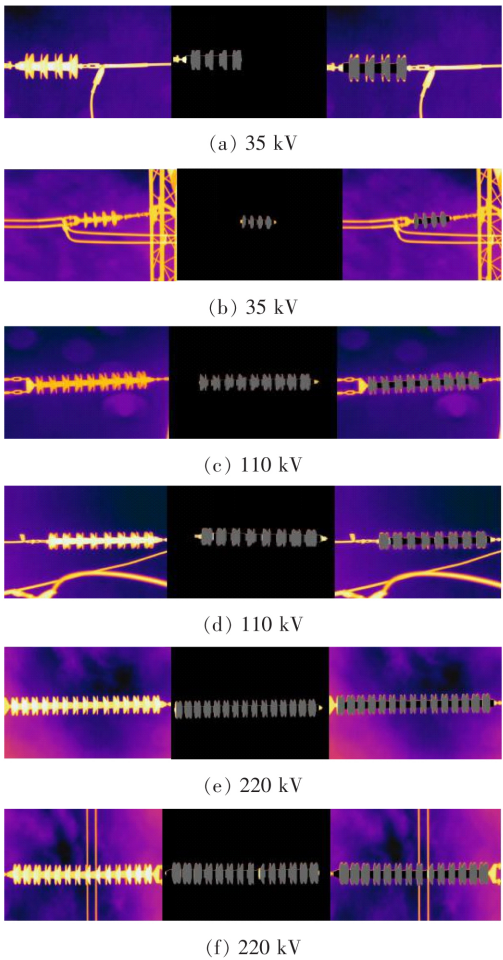


图 5 35、110 和 220 kV 绝缘子红外图像分割效果
Figure 5 Infrared image segmentation of 35、110 and 220 kV insulators

3.2 结果分析

由图 5 可知: 对于背景清晰, 且无导线等干扰的绝缘子串红外图像, 该网络通过对已提取的水平放置的绝缘子区域自左向右对全串扫描, 结合训练所得的分类器中各类部件特征对图像的每一列进行识

别并标识,最终能够精准地对盘面和铁帽进行识别,结果如图 5(a)、(c)、(e)所示。

对于存在较多干扰、背景较为复杂的图像,如图 5(b)、(d)、(f),利用文献[9]的方法提取绝缘子区域时,存在部分金具无法准确滤除的问题。利用该文本分类器中金具的样本特征识别后,不用再对该区域进行标识,即可有效解决该问题。在实际拍摄中还存在着导线穿过绝缘子串区域的情况,这是更改角度所无法解决的问题,如图 5(f)所示。该文自构建的卷积神经网络将干扰导线区域滤除,只保留盘面部分。虽然干扰区域温度信息有所缺失,但避免了引入错误温度信息,导致对劣化绝缘子的误判。而且干扰区域面积很小,对盘面的平均温度计算几乎无影响。因此,此网络对于各电压等级的绝缘子铁帽和盘面区域能够实现精准识别,且对环境影响具有很高的抗干扰能力。

4 结 语

该文提出了一种针对于盘形悬式瓷绝缘子铁帽和盘面的自动识别方法,能从红外图像中快速准确地提取绝缘子的铁帽和盘面区域,并通过实验证明了该方法的有效性。相对于传统绝缘子铁帽盘面区域提取方法,该方法具有以下优点:

1)利用自构建的卷积神经网络,经过大量样本训练,可获取绝缘子不同区域的精准分类器,降低传统方法的误分割及漏分割率;

2)通过大量样本统计,得到单个绝缘子红外图片大小为 60×20 像素,能够自适应不同电压等级绝缘子的片数并分别提取;

3)能够有效排除金具、导线等物体的干扰,显著抑制环境噪声,提高绝缘子串识别结果的准确性。

综上所述,该文提出的基于卷积神经网络的绝缘子铁帽和盘面的自动识别方法,解决了复杂背景下红外图像中绝缘子铁帽和盘面自动识别和特征提取难题,为劣化绝缘子自动在线监测奠定了基础,具有较好的工程应用前景。

参考文献:

[1] 李智琦,罗日成,吴东,等.500 kV 变电站绝缘子串均压环结构优化分析[J].电力科学与技术学报,2019,34

(1):171-176.

LI Zhiqi, LUO Richeng, WU Dong, et al. Optimization analysis of grading ring structure for insulator string in a 500 kV substation[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019, 34(1): 171-176.

[2] 宋刚,沈国辉,包玉南,等.耐张串对 UHV 导线弧垂影响的现场实测和理论分析[J/OL].中国电力:1-10 [2020-07-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3265.tm.20200211.1158.002.html>.

SONG Gang, SHEN Guohui, BAO Yunan, et al. Full-scale testing and theoretical analysis of influence of tension insulator strings on the sag of UHV conductors[J/OL]. Electric Power, 1-10 [2020-07-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3265.tm.20200211.1158.002.html>.

[3] 颜肃,张玮亚,李宏仲,等.基于人工智能的输电线路故障快速诊断方法研究[J].电力系统保护与控制,2019,47(19):94-99.

YAN Su, ZHANG Weiya, LI Hongzhong, et al. Research on fast fault diagnosis of transmission line based on artificial intelligence[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(19): 94-99.

[4] 邱剑洪,王星华,程小庆.基于停电损失估算的孤岛划分方法[J].智慧电力,2018,46(12):94-98.

QIU Jianhong, WANG Xinghua, CHEN Xiaoqing. Islanding scheme based on estimation model of interruption cost[J]. Smart Power, 2018, 46(12): 94-98.

[5] 程海燕,翟永杰,陈瑞.基于 Faster R-CNN 的航拍图像中绝缘子识别[J].现代电子技术,2019,42(2):98-102. CHEN Haiyan, ZHAI Yongjie, CHEN Rui. Faster R-CNN based recognition of insulators in aerial images[J]. Modern Electronics Technique, 2019, 42(2): 22-27.

[6] Xiao L J, Mao Q, Lan P H, et al. A fault diagnosis method of insulator string based on infrared image feature extraction and probabilistic neural network[C]//2017 10th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA), Changsha, China; IEEE, 2017.

[7] Zhao Z B, Fan X Q, Xu G Z, et al. Aggregating deep convolutional feature maps for insulator detection in infrared images[J]. IEEE Access, 2017, 5: 21831-21839.

[8] 杨晓旭,温招洋.深度学习在输电线路绝缘子故障检测中的研究与应用[J].中国新通信,2018,20(10):208-210.

YANG Xiaoxu, WEN Zhaoyang. Research and applica-

- tion of deep learning in fault detection of transmission line insulators [J]. China New Telecommunications, 2018, 20(10): 208-210.
- [9] 姚建刚, 付鹏, 李唐兵, 等. 基于红外图像的绝缘子串自动提取和状态识别[J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2015, 42(2): 74-80.
- YAO Jiangang, FU Peng, LI Tangbing, et al. Algorithm research of automatically extracting the area of insulator from infrared image and state identification [J]. Journal of Hunan University: Natural Sciences, 2015, 42(2): 74-80.
- [10] Gong X J, Yao Q, Wang M L, et al. A deep learning approach for oriented electrical equipment detection in thermal images [J]. IEEE Access, 2018, 6: 41590-41597.
- [11] 陈超, 齐峰. 卷积神经网络的发展及其在计算机视觉领域中的应用综述[J]. 计算机科学, 2019, 46(3): 63-73.
- CHEN Chao, QI Feng. Review on the development of convolutional neural network and its application in computer vision [J]. Computer Science, 2019, 46(3): 63-67.
- [12] Huang J, Rathod V, Sun C, et al. Speed/accuracy trade-offs for modern convolutional object detectors [C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017.
- [13] Xiao P F, Guo Y C, Zhuang P X, Removing stripe noise from infrared cloud images via deep convolutional networks [J]. IEEE Photonics Journal, 2018, 10(4), 1-14.
- [14] 白玉, 姜东民, 裴加军, 等. 改进的 ELU 卷积神经网络在 SAR 图像舰船检测中的应用[J]. 测绘通报, 2018 (1): 125-128.
- BAI Yu, JIANG Dongmin, PEI Jiajun, et al. Application of an improved ELU convolution neural network in the SAR image ship detection [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2018(1): 125-128.
- [15] 杨国亮, 许楠, 李放, 等. 关于非线性激活函数的深度学习分类方法研究[J]. 江西理工大学学报, 2018, 39(3): 76-83.
- YANG Guoliang, XU Nan, LI Fang, et al. Research on deep learning classification for nonlinear activation function [J]. Journal of Jiangxi University of Science and Technology, 2018, 39(3): 76-83.
- [16] 姚建刚, 关石磊, 陆佳政, 等. 相对温度分布特征与人工神经网络相结合的零值绝缘子识别方法[J]. 电网技术, 2012, 36(2): 170-175.
- YAO Jiangang, GUAN Shilei, LU Jiazheng, et al. Identification of zero resistance insulators by combining relative temperature distribution characteristics with artificial neural network [J]. Power System Technology, 2012, 36(2): 170-175.
- [17] Yin J G, Lu Y P, Gong Z X, et al. Edge detection of high-voltage porcelain insulators in infrared image using dual parity morphological gradients [J]. IEEE Access, 2019, 7: 32728-32734.
- [18] 李佐胜, 姚建刚, 杨迎建, 等. 基于 MAP 估计的复小波域局部自适应绝缘子红外热像去噪方法[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(10): 2070-2075.
- LI Zuosheng, YAO Jiangang, YANG Yingjian, et al. Complex wavelet-domain local adaptive denoising method for insulator infrared thermal image based on MAP estimation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(10): 2070-2075.
- [19] 张雪芹, 魏一凡. 基于深度学习的驾驶场景关键目标检测与提取[J]. 华东理工大学学报: 自然科学版, 2019, 45(6): 980-988.
- ZHANG Xueqin, WEI Yifan. Deep learning based key object detection and extraction for driving scene [J]. Journal of East China University of Science and Technology: Natural Sciences, 2019, 45(6): 980-988.