

基于联合分量灰度化算法和深度学习的玻璃绝缘子目标识别算法

黄新波,高玉菡,张 焱,赵 隆,伍逸群,孙苏珍

(西安工程大学 电子信息学院,陕西 西安 710048)

摘要:针对相近色干扰、不同光照条件下玻璃绝缘子颜色特征不明显而无法准确识别的问题,提出一种基于联合分量灰度化算法和深度学习的玻璃绝缘子目标识别算法。首先,提出一种联合分量灰度化算法,通过补偿玻璃绝缘子目标区域的颜色特征实现目标增强;然后,在均匀分块的基础上,采用动态分块阈值进行玻璃绝缘子图像粗分割,并结合玻璃绝缘子的颜色和空间信息等多尺度高维特征,提出一种双尺度分类卷积神经网络算法实现玻璃绝缘子图像细分割;最后,将细分割得到的所有子图像进行合并,实现复杂背景下玻璃绝缘子目标的准确识别。实验结果表明,所提算法能对图像中存在相近色干扰、光照变化影响的玻璃绝缘子目标进行精准识别,且其在Dice参数、杰卡德系数2项识别指标上均达到90%以上,平均识别准确率达92%。

关键词:玻璃绝缘子;联合分量灰度化算法;动态分块阈值分割;双尺度分类卷积神经网络;深度学习

中图分类号:TM 216⁺.4

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202201032

0 引言

输电线路跨越城市、山川、森林、河流等复杂的地理环境,玻璃绝缘子所呈现的颜色特征往往受树木、河流颜色等相近色彩干扰,同时户外光照条件的多变性,使得采集到的玻璃绝缘子图像中的背景和目标难以区分,从而影响玻璃绝缘子目标的准确识别与提取^[1-2]。因此,如何从复杂背景图像中准确检测出玻璃绝缘子目标是亟待解决的基础问题,也是后续玻璃绝缘子破损、自爆、污秽等故障识别与诊断的前提条件。

为了实现绝缘子的准确识别,国内外学者针对绝缘子检测展开了大量研究。在传统算法方面,ZHAI Yongjie等结合图像浅层特征提出一种显著性像素聚合算法进行绝缘子定位,并建立损伤区域颜色模型完成绝缘子表面损伤识别^[3];WANG Wanguo等依次利用形态、颜色和纹理特征量实现了绝缘子目标区域生成、定位和缺陷分析^[4];IRUANSI U等提出利用主动轮廓模型检测绝缘子区域^[5];徐俊良等提出一种将单像素点属性判断和局部均值法相结合的分割算法^[6]用于绝缘子目标识别,但该类传统算法的检测性能取决于手工特征的稳定性,在复杂多

变的电力场景中,其普适性受限,检测难度显著提升。近年来,电网智能化运行水平不断提升,图形处理器(GPU)计算单元的普及和电力图像数据的激增使得深度学习被逐步应用到绝缘子检测中。在深度学习算法方面,王义军等通过构造具有空洞卷积和多尺度池化运算的卷积神经网络用于绝缘子检测,并引入双任务损失函数提升模型的检测效果^[7];白涛在更快速的基于区域建议的卷积神经网络(Faster R-CNN)算法基础上,首先利用绝缘子形状特征等先验知识对锚框比例等参数进行调整,然后插入注意力学习模块以优化网络识别性能,从而增强了原算法的预测准度和定位精度^[8];廉启旺提出一种Yolov3与模式识别相结合的定位算法,通过反向传播(BP)算法调整权重参数以降低特征冗余信息,解决了回归框冗余背景多的问题^[9]。

本文基于当前研究现状^[10-11],对现场采集的大量玻璃绝缘子图像进行分析后发现,多变的光照条件、复杂的相近色背景容易导致玻璃绝缘子的颜色特征不明显,从而影响玻璃绝缘子目标的识别精度。例如:强光下玻璃绝缘子表面会出现白色反光点;弱光下或被遮挡时其表面又会出现阴影区;背景包含森林、草地、河流时,玻璃绝缘子与背景难以区分。传统灰度化方法不仅无法有效突出绝缘子目标和背景的灰度差异,还损失了绝缘子本身的色彩信息,进而导致绝缘子目标识别结果出现明显的过分割、欠分割现象。为此,本文首先根据玻璃绝缘子的颜色特征提出一种联合红色分量 R 、绿色分量 G 、蓝色分量 B 、色调分量 H 、饱和度分量 S 这5个颜色分量的联合分量灰度化算法,有效突出了玻璃绝缘子目标区域;然后,对进行灰度补偿后的玻璃绝缘子图像进行

收稿日期:2021-04-15;修回日期:2021-12-02

基金项目:陕西省自然科学基金基础研究计划—一般项目(青年)(2019JQ-843);西安市科技计划项目(GXYD7.12);陕西省教育厅科研计划项目(21JK0661)

Project supported by Shaanxi Province Natural Science Basic Research Program-General Project(Youth)(2019JQ-843),Xi'an Science and Technology Plan Project(GXYD7.12) and the Scientific Research Program Funded by Shaanxi Provincial Education Department(21JK0661)

均匀分块,在此基础上利用动态分块阈值实现玻璃绝缘子图像粗分割;同时,为了准确滤除粗分割结果中的背景像素,本文还提出了一种双尺度分类卷积神经网络算法获取玻璃绝缘子各子块图像的精细化识别结果;最后,通过合并各子块图像实现玻璃绝缘子目标的准确提取。本文方法有效解决了玻璃绝缘子目标识别中相近色彩干扰、光照不均等问题,提高了复杂背景下玻璃绝缘子的识别效率和鲁棒性,为进一步辨识绝缘子本体缺陷和故障诊断奠定了基础。

1 算法整体流程

针对绝缘子目标识别中存在的问题,本文根据玻璃绝缘子目标与背景存在色彩差异,以及光照变化与玻璃绝缘子图像的颜色分量 H 、 S 存在弱相关性的特点,首先联合 R 、 G 、 B 、 H 、 S 这5个颜色分量对采集的图像进行联合分量灰度化处理,然后利用均匀分块和动态分块阈值进行玻璃绝缘子图像粗分割;其次,通过引入融合注意力机制的特征提取网络获取玻璃绝缘子图像的高维卷积特征,并结合基于全卷积运算的感兴趣区域ROI(Region Of Interest)候选网络搭建并训练双尺度分类卷积神经网络模型;同时基于粗分割结果,根据深度学习分类模型搜索并保留含有玻璃绝缘子目标的子块图像,实现玻璃绝缘子图像细分割;最后,合并所有二值子块图像实现相近色及光照干扰下玻璃绝缘子目标的准确识别。具体流程见附录A图A1。

2 联合分量灰度化算法

2.1 颜色分量特征分析

玻璃绝缘子因组成材料不同而呈现不同的颜色特征,例如加入氧化钴、氧化铬的玻璃绝缘子分别呈现蓝色、绿色特征,见附录A图A2。因此,颜色特征是最直接可靠的玻璃绝缘子目标识别特征依据。

红绿蓝(RGB)颜色模型中 R 、 G 、 B 这3个颜色分量的耦合度高,直接对各颜色分量的灰度化图像进行分割,势必存在分割不完整或误分割等现象。基于此,相关研究提出利用色差法^[12]对灰度化图像进行处理以优化分割识别结果。但是该算法由于目标对象单一、权值固定且依赖经验主义,无法直接应用于玻璃绝缘子目标识别。为此,本文对传统的色差法进行改进,将与玻璃绝缘子目标强相关的颜色分量完全保留,对弱相关的颜色分量赋予自适应权值 α 、 β ,由 R 、 G 、 B 分量的线性加权组合构成图像灰度化的第一特征算子 O_1 ,如式(1)所示。

$$O_1 = \begin{cases} B - \alpha G - \beta R & \text{强相关分量为 } B \\ G - \alpha R - \beta B & \text{强相关分量为 } G \end{cases} \quad (1)$$

色调-饱和度-亮度(HSI)颜色模型中 H 、 S 和亮度 I 这3个分量相互独立,因此常用于彩色图像处理,

通过在HSI颜色空间分析大量玻璃绝缘子图像发现:无人机进行侧光拍摄时,玻璃绝缘子目标的色调特性显现,利用 H 可集合色调一致的玻璃绝缘子目标区域;无人机进行逆光拍摄时,玻璃绝缘子目标的饱和度特性显现,利用 S 可保留饱和度高的玻璃绝缘子目标区域并滤除饱和度低的背景区域;无人机进行顺光拍摄时,玻璃绝缘子目标同时具备色调、饱和度特性,利用 H 或 S 均可进行玻璃绝缘子目标识别。根据这一特点,本文将 H 、 S 分量作为图像灰度化的第二特征算子 O_2 。

通过调整权值组合 (α, β) ,可使 O_1 最大限度地提取玻璃绝缘子目标区域的颜色特征,同时联合 O_2 ,能够对玻璃绝缘子目标区域进行灰度补偿,从而有效增强目标与背景的对比度。基于此,本文提出一种联合分量灰度化算法,该算法可有效突出玻璃绝缘子目标区域,显著提升玻璃绝缘子的识别精度。

2.2 构造特征算子

本文提出的联合分量灰度化算法主要是利用 R 、 G 、 B 、 H 、 S 这5个颜色分量构造2个特征算子 O_1 和 O_2 ,再联合 O_1 和 O_2 对玻璃绝缘子图像进行灰度化处理,将得到的灰度图像称为联合分量灰度JCG(Joint Component Graying)图像。特征算子 O_1 和 O_2 的构造与联合过程如下。

O_1 的具体定义见式(1)。为了优化 O_1 的灰度化结果,引入特征算子 O_2 用于灰度补偿,具体定义为:

$$O_2 = \begin{cases} S' & \text{逆光拍摄} \\ H & \text{侧光拍摄} \\ S \text{ 或 } H & \text{顺光拍摄} \end{cases} \quad (2)$$

式中: S' 为 S 的反色分量,在逆光拍摄时取 S 的反色分量作为 O_2 参与计算可取得较优的视觉效果。

无人机拍摄方式判断规则为:对无人机采集的图像进行色调-饱和度-亮度分解,若 H 分量图像呈现双峰性,则为无人机侧光拍摄;若 S 分量图像呈现双峰性,则为无人机逆光拍摄;若 H 、 S 分量图像均呈现双峰性,则为无人机顺光拍摄。

玻璃绝缘子图像中强相关分量的判定规则如下:

1) 无人机逆光拍摄时,如果 $[B - 0.5(G + R)] \cap S' > [G - 0.5(R + B)] \cap S'$,则说明 B 为强相关分量,否则 G 为强相关分量;

2) 无人机侧光拍摄时,如果 $[B - 0.5(G + R)] \cap H > [G - 0.5(R + B)] \cap H$,则说明 B 为强相关分量,否则 G 为强相关分量;

3) 无人机顺光拍摄时,可任选规则1)或2)进行判断。

无人机逆光和侧光拍摄时,联合 O_1 和 O_2 的灰度化公式分别如式(3)和式(4)所示。

$$P_{JCG} = \begin{cases} N[(B-\alpha G-\beta R)+S'] & \text{强相关分量为 } B \\ N[(G-\alpha R-\beta B)+S'] & \text{强相关分量为 } G \end{cases} \quad (3)$$

$$P_{JCG} = \begin{cases} N[(B-\alpha G-\beta R)+H] & \text{强相关分量为 } B \\ N[(G-\alpha R-\beta B)+H] & \text{强相关分量为 } G \end{cases} \quad (4)$$

式中: P_{JCG} 为JCG图像; $N[\cdot]$ 表示灰度归一化操作。

无人机顺光拍摄时可任选式(3)或式(4)作为灰度化公式,本文选择式(4)。

α 、 β 取值过大会导致 O_1 的联合作用失效,因此对 α 、 β 添加约束条件如下:

$$\{\alpha, \beta \mid 0 \leq \alpha, \beta \leq 0.9 \text{ 且 } \alpha + \beta \leq 0.9\} \quad (5)$$

不同的权值组合对应不同的灰度化结果,本文取目标和背景对比度最大的JCG图像为最佳JCG图像,其对应的最佳权值组合为 (α', β') 。

2.3 最佳JCG图像的确定

为了确定最佳JCG图像,本文采用穷举搜索算法^[13]进行查找。首先,以权值组合 $(\alpha, \beta) = (0, 0)$ 为起点,0.1为步长, $[0, 0.9]$ 为遍历范围;然后依据式(3)、(4),分别计算各JCG图像类间和类内方差比存入候选解空间中,并查找其中的最大类间、类内方差比,返回对应的最佳权值组合 (α', β') ;最后,将 (α', β') 代入式(3)、(4)得到最佳JCG图像。

无人机顺光、侧光和逆光拍摄玻璃绝缘子图像联合分量灰度化过程分别如附录A图A3(a)~(c)所示。此外,以附录A表A1所示的6幅测试图像为例,其最佳权值组合 (α', β') 及最佳JCG计算公式如附录A表A2所示。

3 基于深度学习的玻璃绝缘子目标识别算法

经过本文联合分量灰度化算法处理后的JCG图像,在补偿玻璃绝缘子区域灰度特征的同时,有效增强了图像中玻璃绝缘子和背景的对比度,为基于灰度阈值的玻璃绝缘子图像分割提供了有利条件。但是,全局阈值分割法对于不同物体的灰度重叠区域分割效果差,局部阈值分割法的分割效果有所提升,但其计算较复杂。因此,本文提出了一种基于动态分块阈值和深度学习的检测算法,该算法无需逐像素确定阈值,利用高维特征信息即可精确滤除背景像素,有效提高了识别准度与精度。

3.1 基于动态分块阈值的玻璃绝缘子图像粗分割

图像分块不仅能降低分割算法的复杂性,还可有效补偿光照和反射的不均匀性,进而提高识别算法的鲁棒性。因此,本文首先对最佳JCG图像进行均匀分块,然后再计算各子图像的动态Otsu阈值,进而得到各子图像的粗分割结果,具体步骤如下。

1) 设待处理的最佳JCG图像大小为 $m \times n$, 以 $h \times h$

的窗口进行划分,将得到的子图像逐列存储,并编号为 $I_i (i=1, 2, \dots, (m/h) \times (n/h))$, 其中 $(m/h) \times (n/h) \in \mathbf{N}^+$, 最佳JCG图像分块编号方式见附录A图A4。原始图像、最佳JCG图像分块结果、RGB图像分块结果分别如附录A图A5(a)~(c)所示。

2) 利用Otsu阈值依次计算子图像 B_i 的动态分块阈值 t_i , 利用 t_i 对相应的子图像 I_i 进行分割。

3) 依次存储步骤2)所得各子图像分割结果 B_i , 得到的玻璃绝缘子图像粗分割结果见附录A图A6。

3.2 基于双尺度分类卷积神经网络的玻璃绝缘子图像细分割

由于粗分割过程主要针对JCG图像,无法完全避免背景干扰,而深度学习算法恰好可以弥补玻璃绝缘子图像粗分割中损失的色彩、边缘等高维信息。因此,本文利用深度学习算法在RGB分块图像中检测包含玻璃绝缘子目标的子块图像,以实现玻璃绝缘子图像细分割。

3.2.1 双尺度分类卷积神经网络

本文基于注意力分类算法思想^[14],提出一种双尺度分类卷积神经网络,该网络无需框坐标、像素类别等标注信息,仅通过双尺度结合、半监督的学习方式就能快速定位到输入图像的ROI。双尺度分类卷积神经网络的结构见图1,其由不同尺度的特征提取网络、分类网络和ROI候选网络组成。

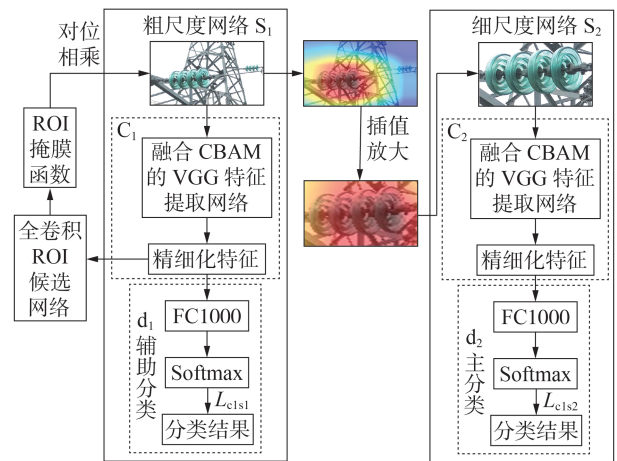


图1 双尺度分类卷积神经网络结构图

Fig.1 Structure diagram of dual-scale classification convolutional neural network

1) 特征提取网络。由于用于大规模图像识别的更深卷积神经网络(VGG)通过级联一系列堆叠的 3×3 、 1×1 卷积层和多个可实现非线性映射的激活函数,在快速减小图像尺寸时仍保持着较大的感受野,同时还增加了网络层的深度,有效提高了深度卷积神经网络的分类识别精度^[15]。因此,本文选择了结构简洁、分类精准的VGG-16模型作为特征提取网络,如图1中的 C_1 、 C_2 所示,其各自具有适应不同图

像尺度的网络参数。此外,为了进一步准确定位 ROI,本文还在网络 C_1 、 C_2 最末端加入了具有注意力机制的用于卷积神经网络的注意力模块(CBAM)^[16],如附录 A 图 A7 所示。本文所提改进特征提取网络通过串联通道和空间注意力模块,有效抑制了特征提取网络中的无用信息流,节省了计算开销,实现了输入图像有效特征图的精细化,有利于 ROI 掩膜函数的生成;同时,改进特征提取网络还可以根据实际任务的需要进行更换。

2) ROI 候选网络。为了能够提供具有不同尺度信息的 ROI,同时在特征提取网络发生替换时仍能实现 ROI 的计算,本文提出一种能够接受任意输入尺寸的全卷积网络^[17]用于构造 ROI 候选网络,如附录 A 图 A8 所示。该网络由 3 层卷积层构成,每层卷积核个数依次为 1 024、1 024 和 3,卷积核大小均为 1×1 ,其输入为改进特征提取网络获得的精细化高维特征图,输出对象为 ROI 区域的中心坐标点 (x, y) 和半边长 r 。

要确定细尺度网络的输入图像 ROI,需要构造 ROI 掩膜函数。首先,定义该 ROI 区域的左上角坐标为 (x_l, y_l) ,右下角坐标为 (x_r, y_r) ,这 2 个点的坐标可由中心点 (x, y) 及 r 得到,即 $(x_l, y_l) = (x - r, y - r)$, $(x_r, y_r) = (x + r, y + r)$,则 ROI 区域为 $\{(x, y) | x_l < x < x_r, y_l < y < y_r\}$;然后,根据 ROI 坐标的大小关系,对其进行 sigmoid 二分类函数映射,可以实现 ROI 内函数值为 1、区域外函数值为 0 的变换,由此可得 ROI 掩膜函数 $M = [f_{\text{sig}}(x - x_l) - f_{\text{sig}}(x - x_r)] [f_{\text{sig}}(y - y_l) - f_{\text{sig}}(y - y_r)]$,其中 $f_{\text{sig}}(\cdot)$ 为 sigmoid 函数;最后,将粗尺度网络 S_1 的输入图像与 ROI 掩膜函数 M 进行对位相乘,再结合局部区域插值算法得到玻璃绝缘子目标区域的 ROI 图像作为细尺度网络 S_2 的输入,从而实现图像多尺度特征信息的融合,同时双尺度分类卷积神经网络还通过逐尺度输入 ROI 图像进行训练,有效抑制了冗余信息向下一层流动,由此形成的注意力机制极大地提高了网络对图像信息的处理效率与准确性。

3) 分类网络。分类网络结构见图 1 中的 d_1 、 d_2 。双尺度分类卷积神经网络首先获取粗尺度和细尺度网络得到的卷积特征;然后通过各尺度网络下的全连接(FC)层和 Softmax 函数计算输入图像的分类结果;最后采用辅助分类损失函数 L_{cls1} 和主分类损失函数 L_{cls2} 计算最终的分类结果。双尺度分类卷积神经网络的损失函数 $L(X)$ 定义如下:

$$L(X) = L_{\text{cls1}}(f^{(s=1)}, f^*) + L_{\text{cls2}}(f^{(s=2)}, f^*) \quad (6)$$

$$L_{\text{cls}}(f, f^*) = -\ln[f^* f + (1 - f^*)(1 - f)] \quad (7)$$

式中: X 为输入图像; s 为尺度参数; f 为网络预测的输入图像类别; f^* 为输入图像的真实类别。 L_{cls1} 只在训练过程中使用,其可在训练时充当正则约束,迫

使粗尺度网络 S_1 也具备良好的分类能力,进而使得深层尺度网络 S_2 可逐步精细化定位到 ROI,从而得到准确的分类结果。

3.2.2 网络训练及识别

首先,按照 C_1 、 C_2 的结构加载预训练模型参数;然后定义 S_1 、 S_2 中最后一层的分类类别数为 2,即类别为背景(标签为 0)和玻璃绝缘子(标签为 1);最后,将动量设置为 0.9、权重衰减系数设置为 5×10^{-4} ,并对其他各项超参数进行设置,结合参数组思想对特征提取网络赋予较小的学习率或进行冻结,其余各层及 ROI 候选网络使用较大的学习率,并利用现场采集的 4 000 幅无人机图像对整个网络进行训练,直至模型收敛,其余各层参数不变。

网络训练完毕后,将各 RGB 子图像输入到双尺度分类卷积神经网络中,利用网络权重参数求取各块子图像的类别,见附录 A 图 A9。同时,将粗分割结果代入式(8)进行计算,即当子块 i 被判定为玻璃绝缘子时,其类别标签为 1,保留对应的 B_i ;否则判定为背景,其类别标签为 0,滤除对应的子图像 B_i (置 0)。

$$B_i = \begin{cases} B_i & \text{类别标签为 1} \\ 0 & \text{类别标签为 0} \end{cases} \quad (8)$$

3.3 子图像合并及形态学滤波

将基于深度学习算法得到的各子图像进行合并,如附录 A 图 A10 所示,具体合并过程为:从第 1 个子图像开始,每隔 m/h 个子图像合并为一列,直到第 $(m/h) \times (n/h)$ 块子图像,一共得到 n/h 个子图列;再将 n/h 个子图列横向合并,即可得到完整的绝缘子目标识别结果,如附录 A 图 A11(a) 所示。

为了进一步优化绝缘子目标识别结果,本文首先采用形态学开运算填充目标区域的孔洞,弥合其中的断裂区域;其次运用闭运算去除背景中的伪目标和孤立噪点,形态学处理结果见附录 A 图 A11(b);最后将形态学处理后的二值图像与原始彩色图像进行点乘,即可实现玻璃绝缘子目标的完整提取与准确识别,玻璃绝缘子目标提取结果见附录 A 图 A11(c)。

4 实验结果与分析

为了验证本文的联合分量灰度化算法、基于深度学习的绝缘子目标识别算法的有效性,利用不同的无人机拍摄方式得到的玻璃绝缘子图像数据集进行实验验证,具体如下。

1) 以无人机悬停拍摄、缩放到分辨率为 640 像素 $\times$ 480 像素的玻璃绝缘子现场图像为测试图像,进行如下实验:

(1) 联合分量灰度化算法与传统灰度化算法的对比实验,以验证本文方法的有效性与稳定性;

(2) 基于最佳 JCG 图像,验证本文玻璃绝缘子目

标识别算法的有效性与可靠性,并与Otsu阈值、分水岭、Faster R-CNN、RetinaNet、掩膜区域卷积神经网络(Mask R-CNN)算法进行对比分析。

2)为定量分析联合分量灰度化法和基于深度学习的识别算法的性能,以无人机悬停拍摄和遥拍的玻璃绝缘子现场图像为测试图像,通过消融实验量化不同算法对于最终识别结果的贡献度,以综合评价不同算法的性能。

4.1 联合分量灰度化实例分析

本文给出了6幅代表性玻璃绝缘子图像灰度化过程的对比实验,结果见附录A表A1,可以看出由本文的联合分量灰度化算法得到的结果中,玻璃绝缘子与背景对比明显,灰度差异最大。对于表A1中的图像①、②,经传统灰度化算法处理后,玻璃绝缘子和背景存在明显的灰度重叠,而经本文的联合分量灰度化算法处理后绝缘子区域的整体灰度明显高于背景灰度。对于表A1中的图像③和图像④,由于光照不均,经传统灰度化算法处理后,玻璃绝缘子表面出现了显著的明暗对比,而经本文的联合分量灰度化算法处理后,绝缘子表面灰度均匀,较好地弥补了光照不均的干扰。同时,从表A1中每幅灰度化结果图像所对应的灰度直方图可以看出:经传统灰度化算法处理后,灰度直方图中的大部分像素点聚集于某一灰度区间形成单峰,玻璃绝缘子目标与背景无法分离;而经本文的联合分量灰度化算法处理后,玻璃绝缘子目标像素与背景像素分别聚集在无交叉的灰度区间,呈现明显的双峰性,如附录A图12所示。

此外,本文还以VGG-16和ResNet-18模型在包含千余张玻璃绝缘子图像的数据集上训练5轮,迭代20000次得到的Grad-CAM可视化结果为例,与本文的联合分量灰度化算法进行对比,结果如附录A图A13所示。由图A13(a)、(b)可以看出,深度学习模型对于玻璃绝缘子目标的学习效果整体呈现出无法完全并精确地映射到玻璃绝缘子区域,甚至存在误映射的情况,同时,对于不同的玻璃绝缘子图像,VGG-16和ResNet-18模型的学习效果也存在差异,总体上后者处理效果优于前者。这是由于VGG算法堆叠的卷积、池化运算造成信息丢失,从而导致出现误映射现象,而ResNet算法通过引入自学习的映射单元,在网络层数加深的情况下,仍较好地实现了图像的特征抓取,一定程度上避免了对背景内容的误学习。由图A13(c)可以看出,本文灰度化算法能够通过调整 O_1 的权值组合,并联合 O_2 增强玻璃绝缘子和背景的灰度差异,从而准确映射到玻璃绝缘子区域,达到了目标显著性检测的效果,对有效定位玻璃绝缘子目标产生了积极影响。

综上所述,本文的联合分量灰度化算法能够有效补偿光照不均并解决相近背景色干扰问题,显著增强绝缘子目标和背景的对比度,为绝缘子的后续

故障识别奠定了良好基础。

4.2 基于深度学习的玻璃绝缘子目标识别算法实例分析

本文通过9幅代表性的玻璃绝缘子图像对比不同绝缘子目标识别算法,结果见附录A表A3。由表可见:在Otsu阈值和分水岭算法的识别结果中,存在明显过分割和欠分割现象,无法滤除相近背景色系干扰;Faster R-CNN算法虽然能够准确定位和识别玻璃绝缘子,但不能分离提取背景、目标像素。

为进一步验证本文玻璃绝缘子目标识别算法的有效性,本文还选取了目标尺度小的玻璃绝缘子图像和存在干扰目标的玻璃绝缘子图像,分别利用RetinaNet、Faster R-CNN、Mask R-CNN和本文算法对图像进行处理,3组图像的处理结果分别如附录A图A14(a)~(c)所示。横向对比来看:RetinaNet算法所得结果的置信度分数处于50%~70%的低水平位置,当设置较高的交并比(IOUS)阈值时可能出现绝缘子目标漏检的问题;Faster R-CNN算法虽然能全数召回玻璃绝缘子目标,但回归框仍存在明显的位置偏差;Mask R-CNN算法的生成掩膜对玻璃绝缘子边界的跟踪性能较弱,未能保留玻璃绝缘子的螺旋形边界;本文算法可有效滤除背景干扰,实现玻璃绝缘子目标的高质量识别提取,相对而言更有优势。

综上所述,本文的玻璃绝缘子目标识别算法具有显著的稳定性和鲁棒性,能够完整提取和识别复杂环境和背景下的玻璃绝缘子目标。

此外,为了定量评估本文绝缘子目标识别算法的性能,分别采用Dice参数 D (Dice)、杰卡德系数 J (Jaccard-index)^[18]对不同算法的绝缘子目标识别结果进行评价, D 、 J 的计算公式分别如附录A式(A1)、(A2)所示。以附录A表A3中的9幅代表性绝缘子图像为例,表1给出了本文玻璃绝缘子目标识别算法所得结果的各项评价指标。可以看出,对于9幅图像, D 均达到91%以上, J 可达82%以上,说明本文的玻璃绝缘子目标识别算法的识别结果与标准

表1 本文的玻璃绝缘子目标识别算法所得结果的评价指标

Table 1 Assessment criteria of results obtained by proposed glass insulator object recognition algorithm

图像	识别评价指标 / %	
	D	J
(1)	93.5	87.1
(2)	92.7	85.5
(3)	93.1	87.2
(4)	94.7	91.9
(5)	94.3	91.5
(6)	91.5	82.5
(7)	94.9	91.8
(8)	95.7	93.5
(9)	93.2	90.5

别结果的一致性高,能够准确识别出玻璃绝缘子目标,受相近色和光照的影响小,具有较高的准确率和鲁棒性。

此外,本文利用无人机悬停拍摄的2000幅现场玻璃绝缘子图像构建数据集,对不同绝缘子目标识别算法的性能进行了比较,对比结果见表2。表中: V_{mAP} 为识别准确度均值; V_{Avg} 为识别指标平均值,计算公式见附录A式(A3)。针对2000幅玻璃绝缘子图像,相对于仅依靠灰度阈值的Otsu阈值算法和对光照、噪声敏感的分水岭算法,本文玻璃绝缘子目标识别算法结合了高维特征信息, V_{Avg} 分别提升了23.9%和16.7%;RetinaNet、Faster R-CNN、Mask R-CNN和本文玻璃绝缘子目标识别算法的 V_{mAP} 依次为75.0%、87.6%、92.5%和88.5%;相较于仅优化交叉熵损失函数而忽略了对特征信息有效利用的RetinaNet算法,和通过筛选候选区域保证检测准确度的Faster R-CNN和Mask R-CNN算法,本文的玻璃绝缘子目标识别算法无需进行大量的坐标标注和像素分割,仅需图像类别标签和多尺度特征信息即可有效提高玻璃绝缘子目标识别的准确性和鲁棒性。

表2 不同的玻璃绝缘子目标识别算法的整体性能比较

Table 2 Overall performance comparison among different glass insulator object recognition algorithms

算法	D	J	$V_{\text{Avg}} / \%$	$V_{\text{mAP}} / \%$	识别效果
Otsu 阈值	70.6	65.6	68.1	—	差
分水岭	80.5	70.2	75.3	—	良
RetinaNet	—	—	—	75.0	良
Faster R-CNN	—	—	—	87.6	优
Mask R-CNN	84.3	86.7	85.5	92.5	优
本文算法	92.5	91.4	92.0	88.5	优

4.3 算法有效性评估

为了评估本文所提算法的效果,首先仅采用本文的联合分量灰度化算法(记为算法1)进行玻璃绝缘子目标识别;然后在联合分量灰度化算法的基础上加入第3节中的深度学习算法(记为算法2)进行玻璃绝缘子目标识别,结果见附录A表A4。表3为在不同数据集上算法1、2的消融实验结果。表中:数据集A为无人机悬停拍摄数据集,其包含2000张调整为640像素×480像素的图像;数据集B为无人机遥拍数据集,其包含2000张5472像素×3648像素的图像。由表3可见,引入深度学习算法后, V_{Avg} 分别提高了22.5%和19.2%,证明联合分量灰度化算法和深度学习算法均可以准确保留目标区域的有效信息,前者可获得利于目标提取的灰度特征图,后者则可融合多尺度特征信息,获得利于目标分类的高维特征图。相比于传统灰度化算法及分割算法,本文基于联合分量灰度化算法和深度学习的玻璃绝缘子目标识别算法对提高玻璃绝缘子目标识别的泛化能力具有显著效果。

表3 消融实验结果

Table 3 Results of ablation experiment

算法	$V_{\text{Avg}} / \%$		识别效果
	数据集 A	数据集 B	
1	70.0	61.3	良
2	92.5	80.5	优

5 结论

本文针对不同光照条件下存在相近背景色干扰时玻璃绝缘子目标识别困难这一问题,本文提出一种基于联合分量灰度化算法和深度学习的玻璃绝缘子目标识别算法。

1)为了降低光照变化和相近背景色干扰,提出一种联合分量灰度化算法,有效增强了玻璃绝缘子目标和背景的对比度,改善了灰度图像直方图的二峰性,为后续绝缘子目标识别检测提供了便利。

2)基于联合分量灰度化处理结果,提出一种基于深度学习的玻璃绝缘子目标识别算法,通过构造具有注意力机制的双尺度分类卷积神经网络,可在任意尺度上有效区分玻璃绝缘子目标区域和背景,算法的识别指标平均值高达92.0%,为后续玻璃绝缘子缺陷检测与故障诊断创造了有利条件。

3)随着深度卷积神经网络的兴起,绝缘子目标识别的研究多以深度学习方式展开。然而,目前国内尚缺开源的权威绝缘子图像数据集用于研究,因此,基于深度学习的绝缘子目标识别多以模型微调为主,同时,该技术手段虽然可以部分迁移到复合绝缘子应用场景,但仍存在局限性,由于受色差算子影响,本文算法只对具有红、绿、蓝三基色的绝缘子有效。因此,实现多种颜色的全类别绝缘子分割识别是本文未来仍需持续关注和努力的方向。

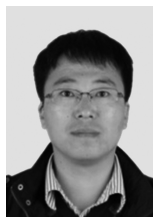
附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 黄新波,陈贵荣,王孝敬,等. 输电线路在线监测与故障诊断[M]. 2版. 北京:中国电力出版社,2014:206-232.
- [2] 林刚,王波,彭辉,等. 基于改进Faster-RCNN的输电线路巡检图像多目标检测及定位[J]. 电力自动化设备,2019,39(5):213-218.
LIN Gang, WANG Bo, PENG Hui, et al. Multi-target detection and location of transmission line inspection image based on improved Faster-RCNN[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(5): 213-218.
- [3] ZHAI Yongjie, CHENG Haiyan. Multi-saliency aggregation-based approach for insulator flashover fault detection using aerial images[J]. Energies, 2018, 11(2): 340.
- [4] WANG Wanguo, WANG Yufu, HAN Jun, et al. Recognition and drop-off detection of insulator based on aerial image[C]//2016 9th International Symposium on Computational Intelligence and Design(ISCID). Hangzhou, China: IEEE, 2016: 162-167.
- [5] IRUANSI U, TAPAMO J R, DAVIDSON I E. An active contour approach to insulator segmentation[C]//AFRICON 2015. Addis Ababa, Ethiopia: IEEE, 2015: 1-5.
- [6] 徐俊良,曹建,杨凯斌. 基于局部均值的绝缘子图像分割算法

- 设计[J]. 计算机工程,2016,42(9):262-267.
- XU Junliang, CAO Jian, YANG Kaibin. Design of insulator image segmentation algorithm based on local mean[J]. Computer Engineering, 2016, 42(9): 262-267.
- [7] 王义军,曹培培,王雪松,等. 基于深度学习的绝缘子自爆检测方法研究[J]. 东北电力大学学报,2020,40(3):33-40.
- WANG Yijun, CAO Peipei, WANG Xuesong, et al. Research on insulator self explosion detection method based on deep learning[J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2020, 40(3): 33-40.
- [8] 白涛. 基于深度学习的电力绝缘子识别方法研究[D]. 西安:西安石油大学,2021.
- BAI Tao. Research on deep learning based power insulator identification method[D]. Xi'an:Xi'an Shiyou University, 2021.
- [9] 廉启旺. 航拍图像中绝缘子的检测与定位方法研究[D]. 北京:华北电力大学,2019.
- LIAN Qiwan. Research on detection and location of insulators in aerial images[D]. Beijing:North China Electric Power University, 2019.
- [10] 赵振兵,李延旭,戚银城,等. 基于动态焦点损失函数和样本平衡方法的绝缘子缺陷检测方法[J]. 电力自动化设备,2020,40(10):205-211.
- ZHAO Zhenbing, LI Yanxu, QI Yincheng, et al. Insulator defect detection method based on dynamic focus loss function and sample balance method[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(10): 205-211.
- [11] 王德文,李业东. 基于WGAN图片去模糊的绝缘子目标检测[J]. 电力自动化设备,2020,40(5):188-194.
- WANG Dewen, LI Yedong. Insulator object detection based on image deblurring by WGAN[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(5): 188-194.
- [12] 胡牡丹,杨立敬,朱双东. 基于三分量色差法的交通标志分割[J]. 机电工程,2009,26(10):23-26.
- HU Mudan, YANG Lijing, ZHU Shuangdong. Traffic sign segmentation based on chromatic aberration of three color-components [J]. Mechanical & Electrical Engineering Magazine, 2009, 26(10): 23-26.
- [13] 屈婉玲. 算法设计与分析[M]. 2版. 北京:清华大学出版社,2016:43-63.
- [14] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [15] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM:convolutional block attention module[C]//European Conference on Computer Vision. Cham, Switzerland:Springer, 2018:3-19.
- [16] TIAN Zhi, SHEN Chunhua, CHEN Hao, et al. FCOS:fully convolutional one-stage object detection[C]//2019 IEEE / CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Seoul, South Korea:IEEE, 2019:9626-9635.
- [17] SZEGEDY C, LIU Wei, JIA Yangqing, et al. Going deeper with convolutions[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. New York, NY, USA: IEEE, 2015:1-9.
- [18] MILLETARI F, NAVAB N, AHMADI S A. V-Net: fully convolutional neural networks for volumetric medical image segmentation[C]//2016 Fourth International Conference on 3D Vision(3DV). Stanford, CA, USA:IEEE, 2016:565-571.

作者简介:



黄新波

黄新波(1975—),男,教授,博士研究生导师,主要研究方向为智能电网在线监测与故障诊断(**E-mail**:huangxb1975@163.com);

高玉蕊(1996—),女,硕士研究生,主要研究方向为电力系统状态监测与故障诊断(**E-mail**:dpp960118@foxmail.com);

张 烨(1988—),女,硕士研究生导师,博士,主要研究方向为智能电网在线监测与故障诊断(**E-mail**:286523007@qq.com)。

(编辑 任思思)

Glass insulator target recognition algorithm based on joint component grayscale algorithm and deep learning

HUANG Xinbo, GAO Yuhan, ZHANG Ye, ZHAO Long, WU Yiqun, SUN Suzhen

(School of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract: Aiming at the problem that the color characteristics of glass insulators are not obvious and can not be recognized accurately under similar color interference and different lighting conditions, the glass insulator target recognition algorithm based on joint component grayscale algorithm and deep learning is proposed. Firstly, a joint component grayscale algorithm is proposed, which realizes the target enhancement by compensating the color features of target region of the glass insulator. Then, based on the uniform block segmentation, the dynamic block threshold is used for rough segmentation of glass insulator images. Meanwhile, combining with the multi-scale and high-dimensional characteristics of glass insulators, such as color and spatial information, a dual-scale classification convolutional neural network algorithm is proposed to achieve fine segmentation of glass insulator images. Finally, all sub-images obtained by fine segmentation are combined to achieve accurate recognition of glass insulator targets in complex background. The experimental results show that the proposed algorithm can accurately recognize the glass insulator target from the images with similar color interference and different lighting influences, and both of its two recognition indicators, i.e. Dice parameter and Jaccard coefficient are more than 90%, and the average recognition accuracy rate is as high as 92%.

Key words: glass insulator; joint component grayscale algorithm; dynamic block threshold segmentation; dual-scale classification convolutional neural network; deep learning

附录 A

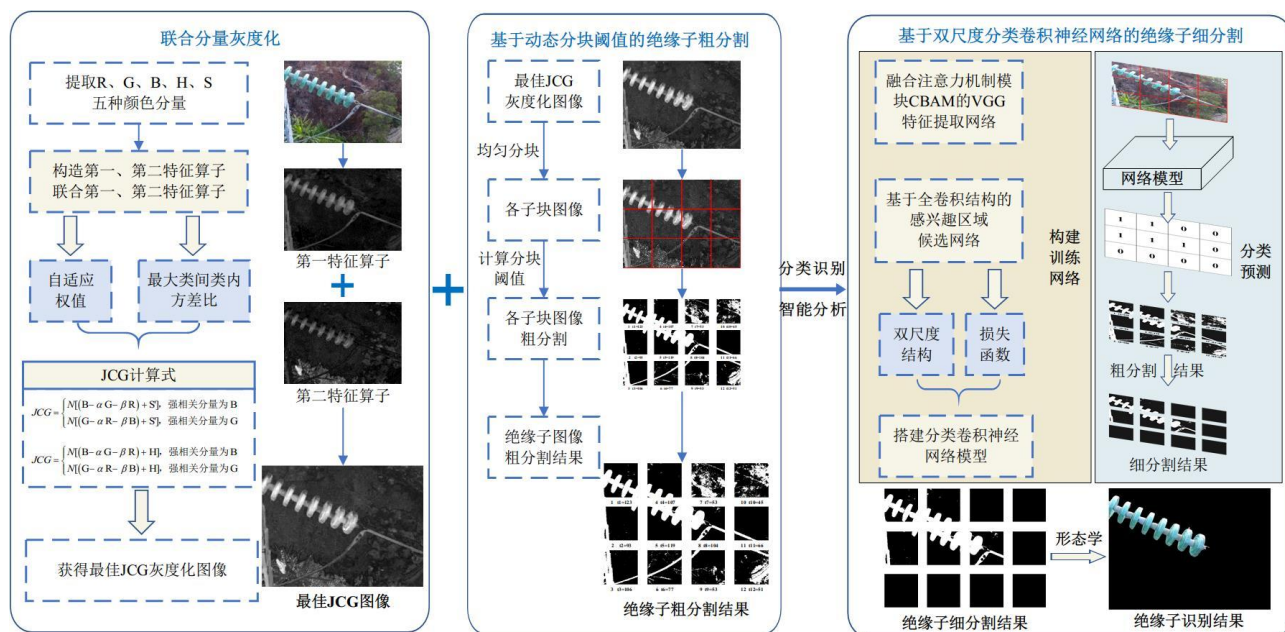


图 A1 本文算法整体流程图

Fig.A1 Flowchart of proposed algorithm



图 A2 不同工艺制作的玻璃绝缘子的颜色

Fig.A2 Colors of glass insulators produced by different processes

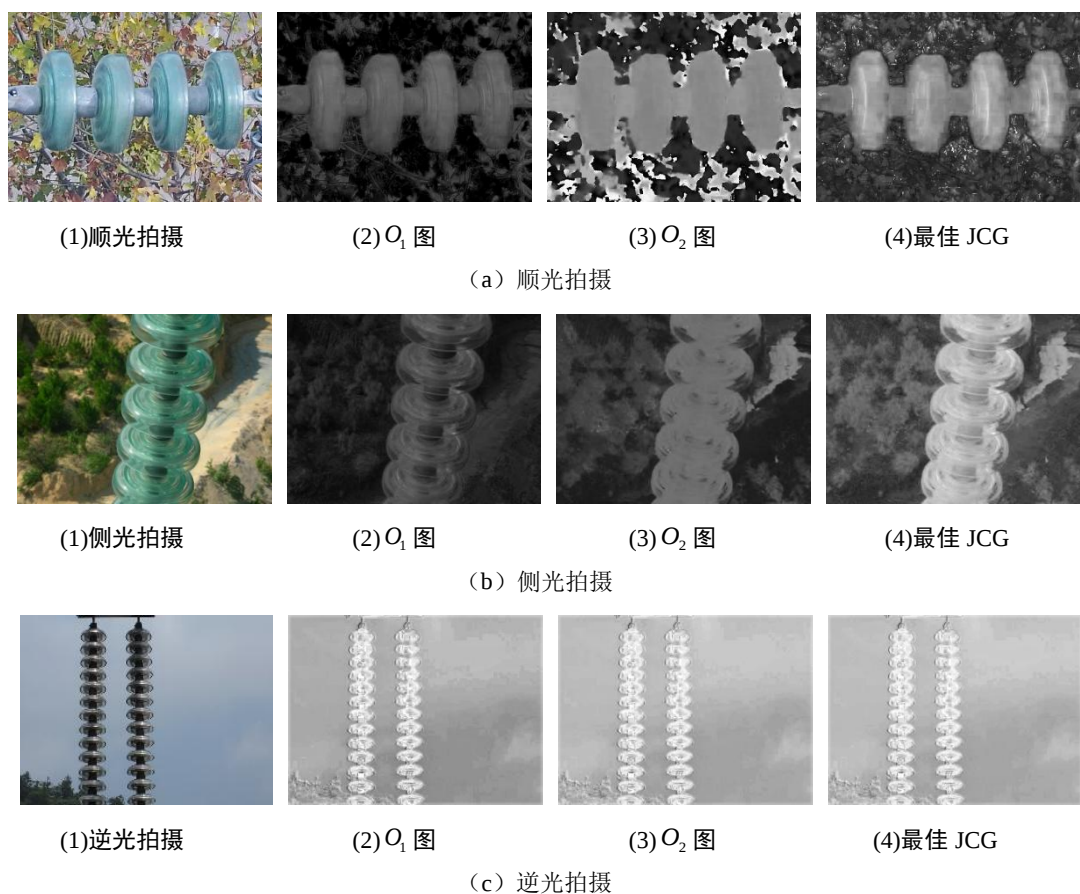


图 A3 联合分量灰度化过程

Fig.A3 Process of joint component graying

1	...	...	...
2	...	...	...
...	...	...	n $(m/h) \times$ (n/h)

图 A4 图像分块及编号方式
Fig.A4 Image block and numbering method

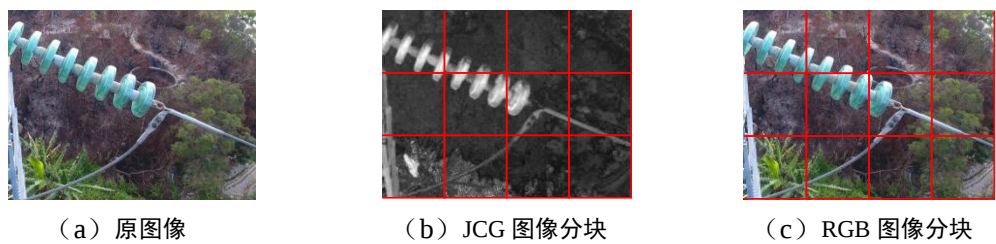


图 A5 JCG、RGB 图像分块结果
Fig.A5 Block results of JCG and RGB images

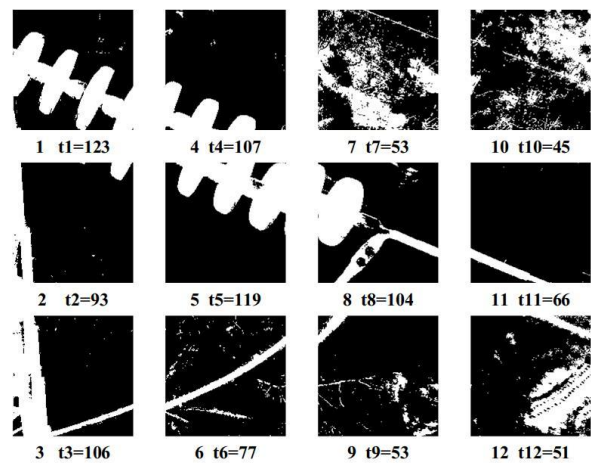


图 A6 玻璃绝缘子粗识别结果
Fig.A6 Coarse identification results of glass insulator

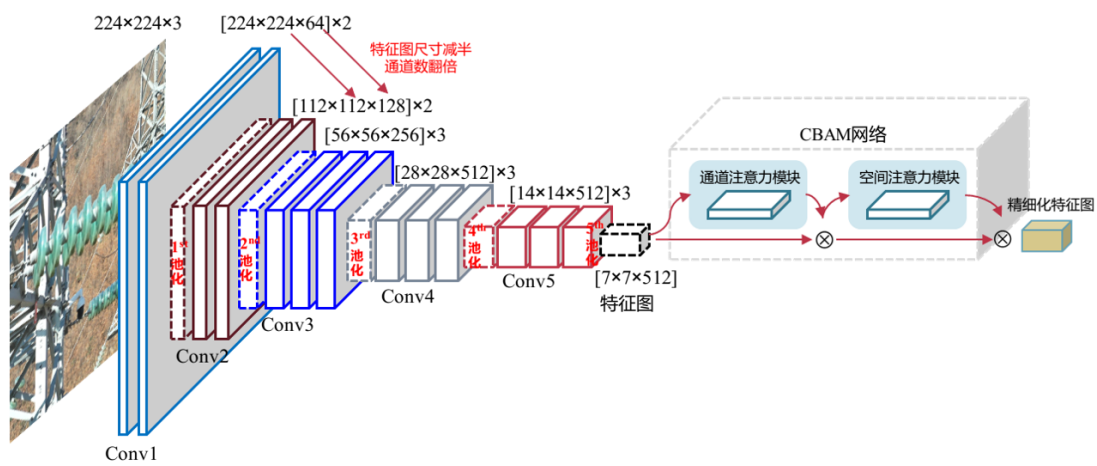


图 A7 改进的 VGG 特征提取网络结构
Fig.A7 Structure of improved VGG feature extraction network

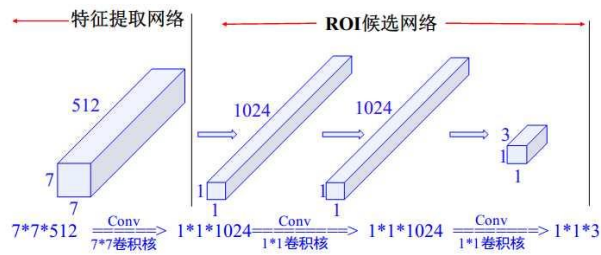


图 A8 ROI 候选网络结构图

Fig.A8 Structure diagram of ROI candidate network

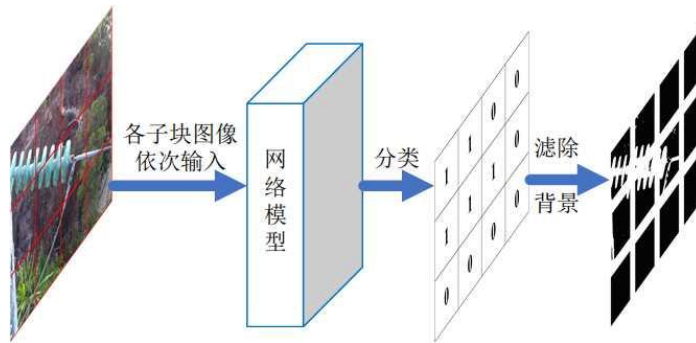


图 A9 基于双尺度分类卷积神经网络的玻璃绝缘子图像细分分割原理

Fig.A9 Glass insulation image subdivision principle based on dual-scale classification convolutional neural network

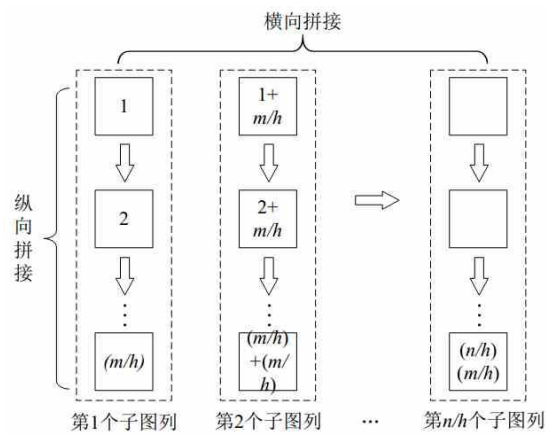
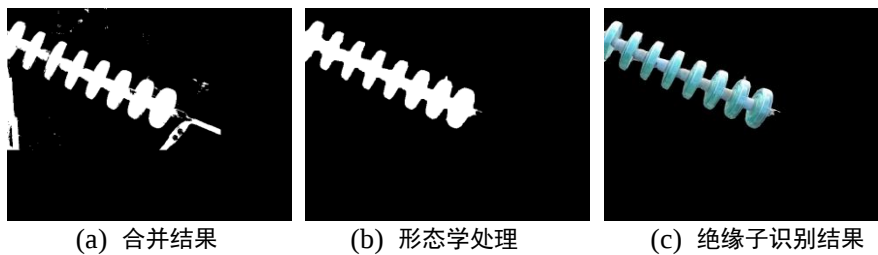


图 A10 子图像合并方法

Fig.A10 Sub-image merging method



(a) 合并结果

(b) 形态学处理

(c) 绝缘子识别结果

图 A11 形态学处理及目标提取结果

Fig.A11 Morphological processing and target extraction results

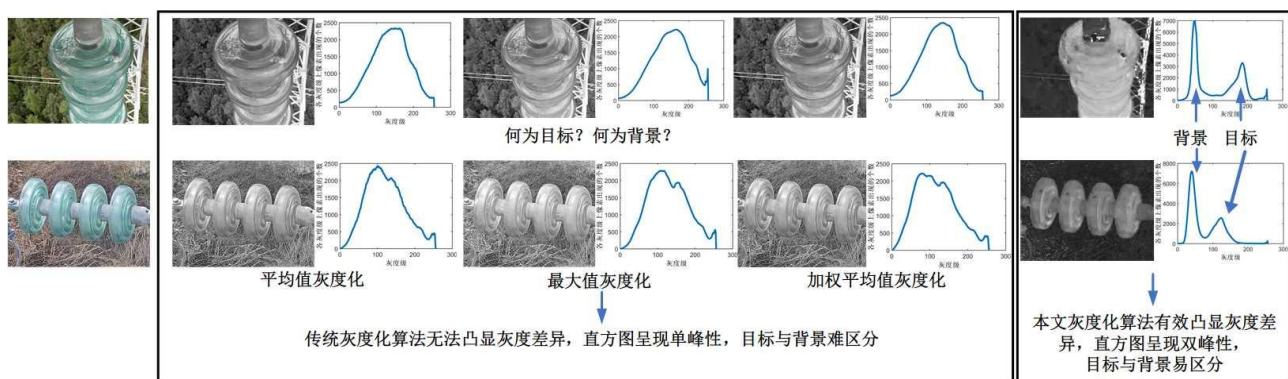


图 A12 不同灰度化算法及其直方图对比

Fig.A12 Comparison between different grayscale algorithms and their histograms

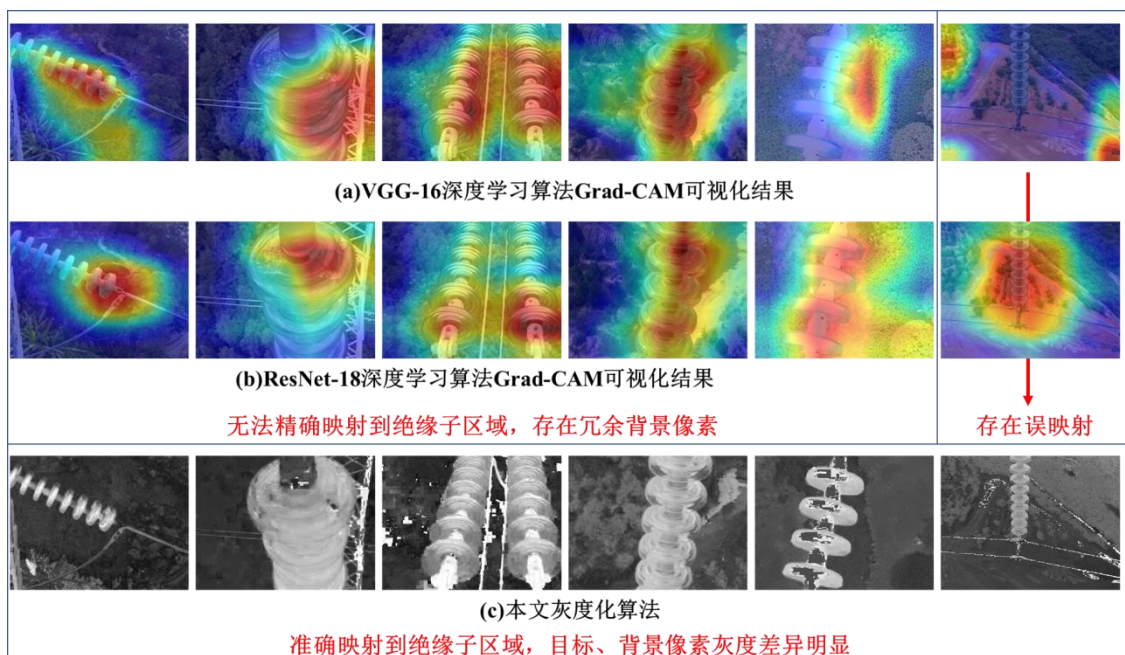


图 A13 VGG、ResNet 算法的可视化结果与本文算法的灰度化结果对比

Fig.A13 Comparison between visualization results of VGG algorithm and ResNet algorithm and grayscale results of proposed method

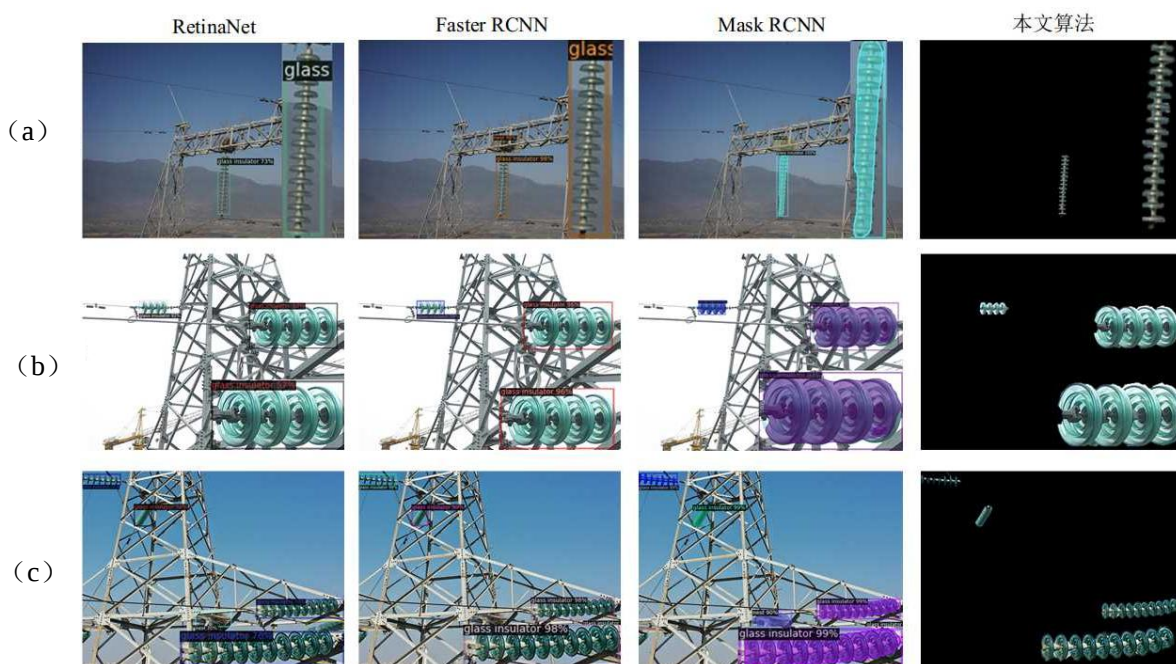
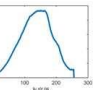
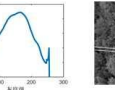
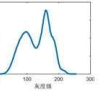
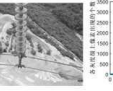
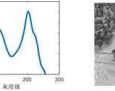
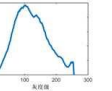
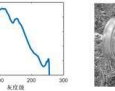
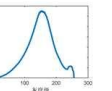
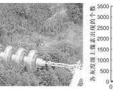
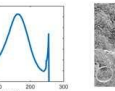
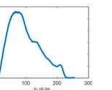
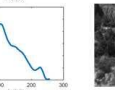
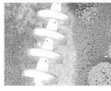
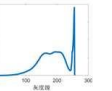
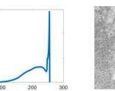


图 A14 主流深度学习算法和本文算法的对比

Fig.A14 Comparison between mainstream deep learning algorithm and proposed algorithm

表 A1 联合分量灰度化算法实例分析

Table A1 Case analysis of joint component grayscale algorithm

原图		不同灰度化法及其直方图				
		平均值灰度化	最大值灰度化	加权平均值灰度化	本文灰度化	
相近色干扰 光照不均 二者存在	①					
	②					
	③					
	④					
	⑤					
	⑥					

注：图像①、②对应存在相近色干扰的情况；图像③、④对应光照不均；图像⑤、⑥代表既存在相近色彩干扰又出现光照不均现象。

表 A2 不同测试图像的最佳权值组合及最佳 JCG 图像的计算公式

Table A2 Optimal weights and JCG images of different test images

序号	O_1	O_2	(α', β')	最佳 JCG 计算公式
①	$G - \alpha R - \beta B$	H	$(0, 0.8)$	$(G - 0 \cdot R - 0.8 \cdot B) + H$
②	$G - \alpha R - \beta B$	S	$(0.7, 0)$	$(G - 0.7 \cdot R - 0 \cdot B) + S$
③	$B - \alpha G - \beta R$	H	$(0, 0.7)$	$(B - 0 \cdot G - 0.7 \cdot R) + H$
④	$B - \alpha G - \beta R$	H	$(0, 0.8)$	$(B - 0 \cdot G - 0.8 \cdot R) + H$
⑤	$G - \alpha R - \beta B$	H	$(0.7, 0)$	$(G - 0.7 \cdot R - 0 \cdot B) + H$
⑥	$B - \alpha G - \beta R$	H	$(0.7, 0)$	$(B - 0.7 \cdot G - 0 \cdot R) + H$

Dice 参数 D (Dice)、杰卡德系数 (Jaccard-index) J [20] 对不同算法的识别结果进行评价, D 常用于判断两集合间的相似性, 后者 J 则对评价个体间差异性灵敏度更高, 即 J 比 D 更加精确, 分别定义如下:

$$J = \frac{2 * (V_s \cap V_T)}{V_s + V_T} (0 \leq D \leq 1) \quad (A1)$$

$$J = \frac{|V_s \cap V_T|}{|V_s \cup V_T|} (0 \leq J \leq 1) \quad (A2)$$

式中: V_T 为标准识别结果, V_s 为算法识别结果; D 用于表示 V_s 与 V_T 的重叠度, J 用于评价 V_s 与 V_T 的相似度, 2 个识别指标越接近 1, 说明算法识别完整性越好。

识别指标平均值 V_{Avg} 为 2 个识别指标的平均值, 该值越高反映算法的综合性能越好, 整体识别效率越高。

$$V_{Avg} = \frac{D + J}{2} \quad (A3)$$

表 A3 玻璃绝缘子图像识别流程及不同识别方法对比

Table A3 Glass insulator image recognition process and comparison among different recognition methods

		本文识别提取关键流程			不同识别方法对比			
		合并结果	形态学处理	Otsu	分水岭	Faster RCNN	本文方法	
相近色彩干扰	(1)							
	(2)							
	(3)							
光照干扰	(4)							
	(5)							
	(6)							
二者均存在	(7)							
	(8)							
	(9)							

注：图(1)——(3)代表背景复杂且包含相近色干扰；图(4)——(6)代表光照不均；图(7)——(9)代表既存在相近色又存在光照干扰。

表 A4 无人机部分遥拍图像识别过程

Table A4 Recognition process of partial UAV remote image

原图	联合分量灰度化法			基于深度学习的识别算法		
	O_1	O_2	JCG	分类合并	形态学	识别结果
						
			