

基于 U-Net 网络和图像分割的无人机输电线路 绝缘子缺失故障检测方法

朱开放[†], 陆欣, 梁开朗, 李卓鹏, 覃周培

(广西电网有限责任公司崇左供电局, 广西 崇左 532200)

摘 要: 绝缘子所处的环境较为恶劣, 容易产生缺失和失效的问题, 导致输电线路短路等故障, 为此, 研究基于 U-Net 网络和图像分割的无人机输电线路绝缘子缺失故障检测方法。通过无人机自主巡检输电线路, 在巡检过程中获取图像数据; 采用图像分割技术预处理图像数据, 将原始图像分割成多个大小相似的小区域, 在不同的像素区域内提取出绝缘子缺失数据特征; 将处理好的图像数据与分离的绝缘子缺失数据, 放置于 U-Net 网络进行训练, 在不断调整和优化网络参数的过程中, 实现输电线路绝缘子缺失数据的分类和定位, 完成对输电线路绝缘子缺失故障的检测。实验结果表明此方法具有应用价值。

关键词: U-Net 网络; 图像分割; 无人机巡检; 输电线路; 绝缘子缺失故障

中图分类号: TM7

文献标识码: A

A Fault Detection Method for Missing Insulators in Unmanned Aerial Vehicle Transmission Lines Based on U-Net Network and Image Segmentation

ZHU Kaifang[†], LU Xin, LIANG Kailang, LI Zhuopeng, QIN Zhoupei

(Chongzuo Power Supply Bureau of Guangxi Power Grid Co., Ltd., Chongzuo, Guangxi 532200, Guangxi)

Abstract: The environment in which insulators are located is relatively harsh, which can easily lead to missing and failure problems, resulting in faults such as short circuits in transmission lines. Therefore, a detection method for missing insulators in unmanned aerial vehicle transmission lines based on U-Net network and image segmentation is studied. Obtain image data during the autonomous inspection of power transmission lines by drones; Using image segmentation technology to preprocess image data, the original image is segmented into multiple small regions of similar size, and insulator missing data features are extracted in different pixel regions; The processed image data and separated missing insulator data are placed on the U-Net network for training. During the process of continuously adjusting and optimizing network parameters, the classification and localization of missing insulator data on transmission lines are achieved, and the detection of missing insulator faults on transmission lines is completed. The experimental results indicate that it has practical value.

Key words: U-Net network; image segmentation; drone inspection; transmission lines; insulator missing fault

输电线路中的绝缘子缺失, 会造成严重的安全问题和财产损失, 因此, 对绝缘子缺失故障的检测, 可以进一步保障输电线路的供电可靠性, 保证电力

系统供电的稳定性和持续性。但绝缘子缺失故障常与周围环境难以区分, 在准确识别和精准定位上具有一定难度。

收稿日期: 2023-12-01

作者简介: 朱开放(1990—), 男, 河南周口人, 本科, 中级工程师, 研究方向: 柔性直流输电技术, 逆变器变换控制技术和电能质量等。

[†]通信联系人, E-mail: xiaxunu8m@163.com

针对输电线路绝缘子缺失故障检测问题,许多人员对其进行了深入研究。文献[1]以改进 GA-KSW 熵法提出了无人机绝缘子故障检测方法,通过无人机的多种能力设计获取巡检图像,利用形态学获取图像中纯绝缘子串;将改进遗传算法与最优熵阈值相结合设计拟合算法,推断出绝缘子预期位置,完成绝缘子的故障识别。文献[2]基于离线高斯模型,设计了无人机巡检输电线路缺陷的智能识别方法。该方法利用离线高斯模型增强了实例框架中的分类器,通过分类器对图像数据类别进行划分,实现对图像数据中绝缘子故障的分类处理,实现了无人机巡检中的输电线路缺陷故障检测。为研究更加智能的输电线路绝缘子缺失故障检测,此次选择 U-Net 网络和图像分割设计新的无人机输电线路绝缘子缺失故障检测方法,为保证输电线路的安全提供理论支持。

1 无人机输电线路绝缘子缺失故障检测方法设计

基于 U-Net 网络和图像分割的无人机输电线路绝缘子缺失故障检测方法的框架如图 1 所示。

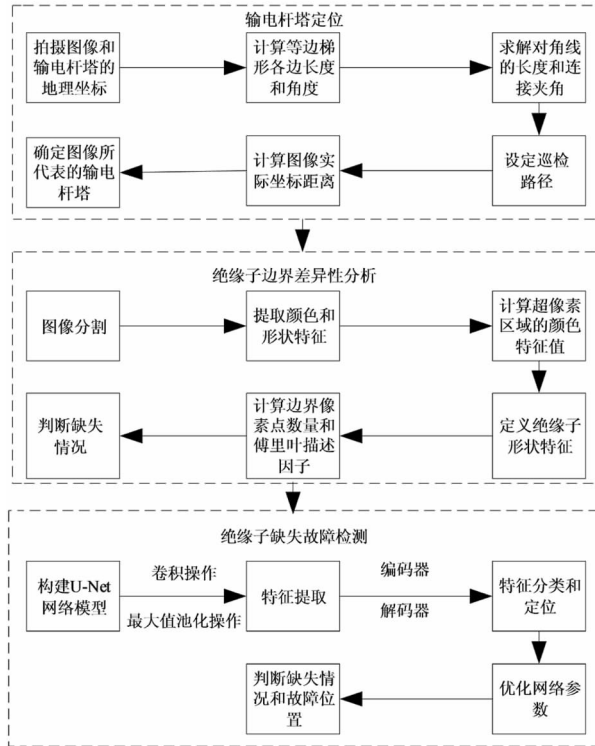


图 1 基于 U-Net 网络和图像分割的无人机输电线路绝缘子缺失故障检测方法的框架

1.1 输电杆塔定位

在应用无人机自动巡检技术获取输电线路图像数据时^[3],需要以计算机对其采集路径进行设

定,实现输电线路图像的获取。过程如下:

$$\begin{cases} mv = nc = 2 \cdot b \cdot \sin \left| \frac{\text{lat}_m - \text{lat}_n}{2} \right| \\ mc = 2 \cdot b \cdot \cos(\text{lat}_m) \cdot \sin \left| \frac{\text{lon}_m - \text{lon}_n}{2} \right| \\ nv = 2 \cdot b \cdot \cos(\text{lat}_n) \cdot \sin \left| \frac{\text{lon}_m - \text{lon}_n}{2} \right| \end{cases} \quad (1)$$

其中, b 为地球半径; $m = (\text{lat}_m, \text{lon}_m)$ 为无人机巡检拍摄图像所在地理坐标; $n = (\text{lat}_n, \text{lon}_n)$ 为输电杆塔所在地理坐标^[4]。通过 m 、 n 构成一个等边梯形结构, c 、 v 为 m 、 n 在球面的位置坐标, mv 、 nc 、 mc 、 nv 为等边梯形各边长度。 lat_m 、 lon_m 为无人机巡检图像属性信息中经、纬度; lat_n 、 lon_n 为输电杆塔经、纬度^[5]。在此基础上,直接利用等边梯形各边长度,求解对角线长度以及连接夹角,表示为:

$$k_{mn} = \sqrt{mv^2 + \left[\frac{1}{2} \cdot (mc + nv) \right]^2} \quad (2)$$

$$\delta_{mn} = 2 \cdot \arctan \left(\frac{\sqrt{\frac{mn}{2}}}{\sqrt{1 - \frac{mn}{2}}} \right) \quad (3)$$

$$j_{mn} = b \cdot \delta_{mn} \quad (4)$$

式中, l 为球心; k_{mn} 为 m 、 n 对角线弦长度; δ_{mn} 为 m 、 n 与 l 连线的夹角; j_{mn} 为弧 mn 弧长度^[6]。通过计算机设定自动巡检路径,按照计算机设定的巡检路线,对其存在的图像坐标与实际杆塔坐标距离进行计算,以此确定图像所代表的输电杆塔。

在确定上述信息后,直接利用图像的拍摄时间和航线顺序点关系,即可确定图像中的具体巡检部件,基于此,对获取的图像进行分割处理。

1.2 基于图像分割技术的绝缘子边界差异性分析

通过图像分割技术能够将无人机自动巡检获取的图像进行分割,将原始图像分割成多个大小相似的区域,在这些区域中分离绝缘子缺失区域,即在不同像素区域内提取绝缘子缺失特征^[7]。由于单一特征不能准确表达绝缘子缺失区域,将原始图像分割为 d 个超像素区域,分别表征“颜色”和“形状”两组特征,过程如下:

$$\begin{cases} h = 0.21 \cdot \text{red} + 0.71 \cdot \text{green} + 0.07 \cdot \text{blue} \\ g = 1.47 \cdot (0.22 \cdot \text{red} - 0.33 \cdot \text{green} + 0.11 \cdot \text{blue}) + 128 \\ f = 0.62 \cdot (0.19 \cdot \text{red} + 0.31 \cdot \text{green} - 0.81 \cdot \text{blue}) + 128 \end{cases} \quad (5)$$

其中, red 、 green 、 blue 分别为图像中红色、绿色、蓝色的强度; h 、 g 、 f 为原始图像中 red 、

green、blue 转换的分量^[8]。将原始巡检图像从 {rgb} 转换到颜色空间 {lab}, 则有:

$$\begin{cases} \text{'lab}_{h_d} = \frac{1}{s_d} \sum_{(a,p) \in o_d} \left[i_{a,p} \left(\frac{h}{100} \right) \right] \\ \text{'lab}_{g_d} = \frac{1}{s_d} \sum_{(a,p) \in o_d} \left[i_{a,p} \left(\frac{(g+50)}{100} \right) \right] \\ \text{'lab}_{f_d} = \frac{1}{s_d} \sum_{(a,p) \in o_d} \left[i_{a,p} \left(\frac{(f+50)}{100} \right) \right] \end{cases} \quad (6)$$

式中, o_d 、 s_d 为巡检图像中的第 d 个超像素区域和像素点数量; 'lab_{h_d}、'lab_{g_d}、'lab_{f_d} 为分量 h 、 g 、 f 在第 d 个超像素区域中的平均值; $i_{a,p}(\cdot)$ 为 (a,p) 像素点的特征值^[9]。而绝缘子的形状存在差异性, 以傅里叶描述形式对超像素区域内的绝缘子形状特征进行定义:

$$u_d = \frac{\sum_{r=-\frac{y_l}{2}+1}^{\frac{y_l}{2}} \frac{\|e(r)\|}{|r|}}{\sum_{r=-\frac{y_l}{2}+1}^{\frac{y_l}{2}} \|e(r)\|} \quad (7)$$

其中, y_l 为区域边界像素点数量; $e(r)$ 为归一化的傅里叶描述因子; u_d 为傅里叶在超像素区

域内描述的绝缘子特征; $\sum_{r=-\frac{y_l}{2}+1}^{\frac{y_l}{2}} \|e(r)\|$ 为低频部

分; $\sum_{r=-\frac{y_l}{2}+1}^{\frac{y_l}{2}} \frac{\|e(r)\|}{|r|}$ 为高频部分^[10]。当绝缘子的

边界形状较为复杂或粗糙时, $\sum_{r=-\frac{y_l}{2}+1}^{\frac{y_l}{2}} \frac{\|e(r)\|}{|r|}$ 的能力较大, 此时, u_d 值会变小^[11]。

通过图像分割技术对原始巡检图像进行多个超像素区域分割, 实现颜色特征和形状特征的提取, 可以将其作为缺失判断的依据。

1.3 基于 U-Net 网络的绝缘子缺失故障检测

通过 U-Net 网络构建检测模型, 按照提取的绝缘子颜色和形状特征作为判断依据, 对大量的无人机巡检输电线路绝缘子图像进行检测, 对绝缘子缺失故障进行定位^[12-14]。以 1 个输入层、4 个采样层构成编码器, 4 个反卷积上采样层组成解码器, 在降采样和上采样阶段均使用 3×3 卷积操作。通过 U-Net 网络构建的检测模型在应用时, 每一次降采样过程, 同时要经历卷积操作和最大值池化操作, 每一次上采样过程, 只需要将特征图进行 1 次反卷积操作即可。具体如下:

$$Z_{X,C}^V = \epsilon \left(\sum_B \sum_{a=0}^N \sum_{p=0}^M A_{a,p}^{V,B} S_{X,C}^{V-1,B} + D^V \right) \quad (8)$$

$$P_{X,C}^B = \text{MAX} (Z_{X+a,C+p}^B) \quad (9)$$

其中, (X,C) 为检测图像中任意像素点所在的二维空间位置; V 为当前检测像素所在的网络层; $\epsilon(\cdot)$ 为激活函数; B 为检测图像所在通道; $S_{X,C}^{V-1,B}$ 为当前像素所在网络层的上一层通路中卷积运算的输入值; $Z_{X,C}^V$ 为卷积操作后的输出值; N 为检测图像的高度; M 为检测图像的宽度; $A_{a,p}^{V,B}$ 为所在位置的卷积核; D^V 为相应的偏置^[15]; $Z_{X+a,C+p}^B$ 为通道数 B 位置处 $(X+a,C+p)$ 的特征值; $P_{X,C}^B$ 为对应位置的最大池化结果; $\text{MAX}(\cdot)$ 为最大池化函数。

在对式(8)进行 2 次相同的卷积运算后, 输出的特征图要经过 1 个 2×2 的最大池化, 式(9)即为池化操作。通过 U-Net 网络中编码器和解码器的共同操作, 对巡检图像进行卷积操作, 在这一过程中实现绝缘子缺失代表特征的分类和标定, 完成输电线路绝缘子缺失故障检测。

至此, 本文基于 U-Net 网络和图像分割实现无人机输电线路绝缘子缺失故障检测方法设计。

2 实验测试与结果分析

以基于改进 GA-KSW 熵法的检测方法、基于离高斯模型的检测方法为对照组, 与所研究的方法进行比较, 验证不同方法检测故障的有效性。使用 Python 编程语言, 基于 TensorFlow 构建模型和实现算法。从多个途径中收集输电线路绝缘子数据集, 采用 LABELIMG 软件对输电线路绝缘子数据集进行混合标注, 部分绝缘子数据集见图 2。



图 2 输电线路绝缘子部分数据集

如图 2 所示,由于绝缘子在遮挡的情况下显示出的特征相对不明显,因此,对输电线路绝缘子测试数据集的获取,仅对无遮挡边缘信息且相对完整的绝缘子图像进行收集和标注。在整理完毕后,将绝缘子图像数据集格式全部转化为 VOC 格式,方便后续各组方法对输电线路绝缘子的检测验证。此次对三组方法的实验测试全部在专业的操作系统中实现,受数据集中图片数量的影响,将测试的迭代次数设置在 2.5 万次以上,其余测试参数配置情况见表 1。

表 1 绝缘子缺陷检测的测试参数配置表

分类情况	具体配置	配置参数
程序配置	主干网络	RESNET-20
	学习率	0.00001
	最大训练次数	27000 次
	图像尺寸	301×301
硬件配置	CPU	I7-9200K
	GPU	GTX1080TI
	CUDA	CUDA-10.0
	程序环境	TENSORFLOW

根据表中内容所示,通过搭建的测试系统对采集的绝缘子数据集进行输电线路绝缘子缺陷故障的检测。为突出不同方法的检测效果,此次以小目标缺陷为检测对比指标,由于小目标缺陷更容易出现漏检的情况,因此对其进行检测更具有现实意义。而对绝缘子缺失的故障检测,需要保证各组方法具有较强的缺失特征提取能力,在进行实际的缺失图像数据检测测试前,对三组方法的缺陷分类损失以及目标边界框的定位损失进行比较,见图 3。

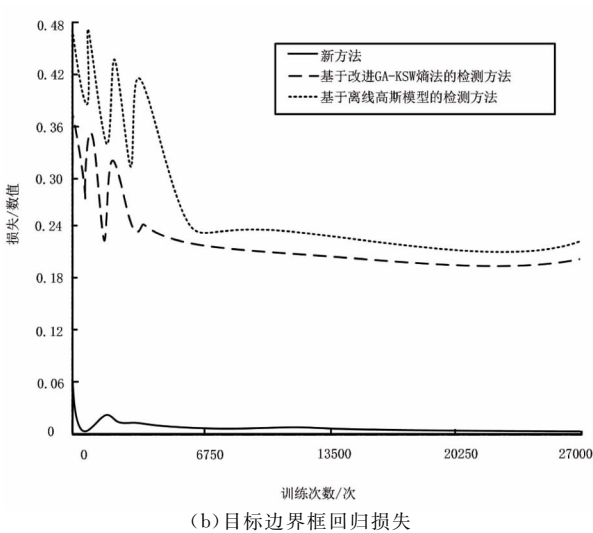
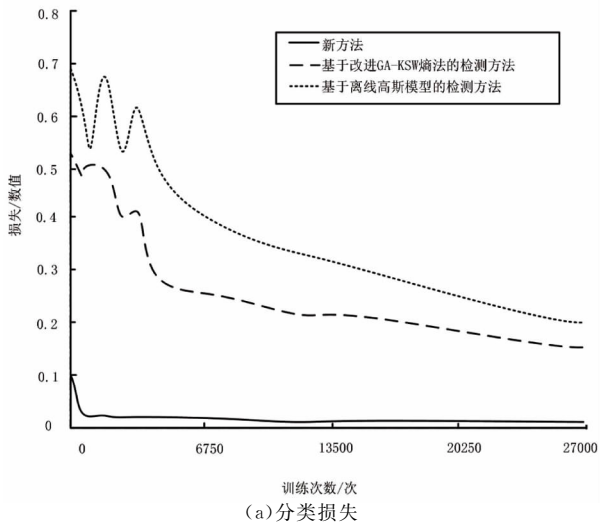


图 3 不同方法应用过程中的相关损失图

如图 3 所示,在三组检测方法进行绝缘子缺陷特征的多角度检测时,会产生一定的相关损失,但具体的损失情况具有差异性。其中,两组传统方法的损失值需要经过 5000 次以上的收敛才能逐渐下降,且最终的损失值也大于 0.20,所研究方法可以实现快速收敛,基本上在 100 次训练次数中即可实现收敛,所产生的损失值较小,控制在 0.01 以内,说明所研究的方法对缺陷特征的提取能力更强。

基于此,为平衡三组方法的收敛过程,减少两组传统方法的损失情况,在迭代次数超过 10000 次时,进行绝缘子数据集的检测。在测试集合内随机选择四组不同的场景完成测试,将绝缘子图像中的缺陷故障进行标记,整体缺陷值为“1”。将三组方法同时连接于测试平台,获取不同场景下的检测结果,具体见图 4。



(a) 真实情况



(b) 基于离线高斯模型的缺陷检测方法



(c) 基于改进 GA-KSW 熵法的检测方法



(d) 新方法

图 4 不同方法应用过程中的相关损失图

如图 4 所示,在不同场景中对输电线路绝缘子缺失故障进行检测,所研究的方法可以实现全场景中的缺失故障检测,且获取的缺失值与实际设定值

基本一致,两组传统方法中存在缺失检测损失的情况,且基于离线高斯模型的缺陷检测结果方法还存在缺失漏检的问题。

3 结 论

对输电线路绝缘子进行缺失故障检测具有较强的现实意义,对此,选择 U-Net 网络和图像分割两种理论,完成输电线路绝缘子缺失故障检测。所研究方法能够完成全部缺失故障的检测,还能够保证缺失检测的准确性,具有应用价值,为更加全面地实现输电线路绝缘子缺失故障检测提供力量。

参考文献

[1] 吕泽卿,付兴建,张世卓. 基于改进 GA-KSW 熵法的无人机拍摄绝缘子故障识别[J]. 机床与液压,2022,50(8):188—192.

[2] 王红星,陈玉权,张欣,等. 基于离线高斯模型的输电线路无人机巡检缺陷智能识别方法研究[J]. 电测与仪表,2022,59(3):92—99.

[3] 任志伟,陈松贵,王收军,等. 基于 U-Net 卷积神经网络图像分割的波浪测量方法[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版),2022,52(9):125—132.

[4] 黄悦华,刘恒冲,陈庆,等. 基于 USRNet 与改进 YOLOv5x 的输电线路绝缘子故障检测方法[J]. 高电压技术,2022,48(9):3437—3446.

[5] 崔昊杨,韩奕,张驯,等. 基于改进 U-Net 结构生成对抗网络的运动模糊绝缘子图像复原方法[J]. 电网技术,2023,47(6):2594—2604.

[6] 徐越,段鑫,刘子祎,等. 基于 DeepLab V3+ 的无人机航拍绝缘子图像自动化分割方法[J]. 电瓷避雷器,2023(2):180—188.

[7] 陶志文,牛福. 基于 U-Net 的复杂环境军事人员图像分割方法[J]. 激光与光电子学进展,2022,59(8):100—108.

[8] 孔祥稳,王常颖,张世超,等. 改进的 U-Net 网络在遥感影像道路提取中的应用[J]. 遥感信息,2022,37(02):97—104.

[9] 何宁,史旺旺. 电力巡检中绝缘子缺失故障检测的图像处理方法研究[J]. 现代电子技术,2022,45(23):45—48.

[10] 敬绍迪,喻玲娟,胡跃虹,等. 基于 U-Net 和胶囊网络的合成孔径雷达图像语义分割[J]. 激光与光电子学进展,2021,58(20):156—165.

[11] 唐小煜,熊浩良,黄锐珊,等. 基于改进的 U-Net 和 YOLOv5 的绝缘子掩模获取与缺陷检测[J]. 数据采集与处理,2021,36(5):1041—1049.

[12] 王卓,王玉静,王庆岩,等. 基于协同深度学习的二阶段绝缘子故障检测方法[J]. 电工技术学报,2021,36(17):3594—3604.

[13] 刘国伟,何锦雄,杨永. 基于图像识别与智能算法的绝缘子故障检测方法研究[J]. 电瓷避雷器,2021(4):191—195+202.

[14] 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.

[15] 胡祥,李英娜. 基于 Faster R-CNN 和 U-Net 改进的混合模型绝缘子故障检测[J]. 电视技术,2021,45(5):125—130.