

一种脆弱线路缺陷的图像智能检测算法设计

张晓峰^{1,2}, 赵益山¹, 黄楚伟³

(1. 贵州电网有限责任公司遵义供电局, 贵州 遵义 563000; 2. 中南民族大学, 武汉 430000;
3. 南方电网深圳数字电网研究院有限公司, 广东 深圳 518000)

摘要: 配电线路稳定运行可以有效提升电力系统有序性, 脆弱线路缺陷是引起配电网连锁故障停电的主要原因; 以人工为主的识别方法存在明显缺陷, 在无人机的辅助下, 设计了一种脆弱线路缺陷图像自动检测方法; 通过构建脆弱线路数据集, 以输电线路的脆弱性综合指标为依据, 辨识配电网脆弱线路; 建立配电网脆弱线路缺陷特征分类标准, 利用图像增强技术提升脆弱线路缺陷图像成像效果; 采用对比度受限自适应直方图均衡方法均衡脆弱线路缺陷图像的色彩和反差, 结合小波变换对均衡后的脆弱线路缺陷图像进行降噪处理; 运用卷积神经网络将降噪后的脆弱线路缺陷图像输入至卷积层完成脆弱线路缺陷自动检测; 通过实验测试发现: 提出方法的召回率最高为 89.32%, 精确率最高为 98.20%, 错检率最低为 0.98%, 能够最小范围识别脆弱线路缺陷, 充分证实了提出算法检测效率较高。

关键词: 配电网; 连锁故障; 脆弱线路; 缺陷检测; CNN; 小波去噪

Design of an Intelligent Image Detection Method for Vulnerable Line Defects

ZHANG Xiaofeng^{1,2}, ZHAO Yishan¹, HUANG Chuwei³

(1. Guizhou Power Grid Company Zunyi Power Supply Bureau, Zunyi 563000, China;
2. South-Central Minzu University, Wuhan 430000, China;
3. China Southern Power Grid Shenzhen Digital Grid Research Institute Co., Ltd., Shenzhen 518000, China)

Abstract: The stable operation of distribution lines can effectively improve the order of power systems. Vulnerable line defects are the main cause of cascading failures and blackouts in distribution networks. The artificial recognition method has obvious defects. With the help of unmanned aerial vehicle (UAV), an automatic detection method of the fragile line defect image is designed. Based on the comprehensive vulnerability index of transmission lines, the vulnerable lines of distribution network are identified by constructing the vulnerable line data set. The classification standard of vulnerable line defect characteristics in distribution network is established, and an image enhancement technology is used to improve the imaging effect of the vulnerable line defect images. A contrast-limited adaptive histogram equalization method is used to balance the color and contrast of the fragile line defect image, and a wavelet transform is used to denoise the balanced fragile line defect image. A convolution neural network is used to input the denoised fragile line defect image into the convolution layer to complete the automatic detection of the fragile line defects. Through the experimental test, it is found that the highest recall rate of the proposed method is 89.32%, the highest accuracy rate is 98.20%, and the lowest error detection rate is 0.98%. It can identify the vulnerable line defects in the minimum range, which fully proves that the proposed algorithm has a high detection efficiency.

Keywords: distribution network; cascading failure; fragile line; defect detection; convolutional neural network (CNN); wavelet denoising

0 引言

大规模互联网提高了电力系统的可靠性和经济性, 同时增加了系统动态行为的复杂性^[1]。作为电网关键节点的配电网, 其发生连锁故障停电的概率也在直线上升。对于配电网连锁故障停电事件来说, 主要因素就是线路脆弱。脆弱线路输电线路存在问题则会引发大规模的潮流转移, 进而导致电力系统的连锁失效和断电。因此检测配电网脆弱线路缺陷具有重要意义, 可以预防电网发生连锁事故, 避免昂贵的电缆安装和相关关键基础设施发生故障。

LAI 等人^[2]提出不同类型可再生能源并网的故障方向识别方法, 通过比较顺序电流之间的振幅和顺序电压与顺序电流之间相角完成故障识别。但是, 该方法在计算相角过程中需要耗费计算算力, 在故障辨识耗时方面有待进一步提高。魏明奎等人^[3]引入 PageRank 算法构建脆弱线路辨识模型, 根据输电线路对负荷波动的抗扰能力分析输电线路脆弱性。但是, 该方法应用范围有限, 复杂环境下的连锁故障脆弱线路辨识有待验证。现有脆弱线路缺陷识别算法由于应用技术的自身缺陷, 存在着识别效率低下的问题,

收稿日期: 2023-02-21; 修回日期: 2023-02-28。

基金项目: 贵州电网有限责任公司项目(202054420001)。

作者简介: 张晓明(1985-), 男, 贵州遵义人, 大学本科, 工程师, 主要从事电力数据应用方向的研究。

引用格式: 张晓明, 赵益山, 黄楚伟. 一种脆弱线路缺陷的图像智能检测算法设计[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(7): 107-111, 121.

无法满足现今社会用电安全的需求。

考虑到脆弱线路缺陷容易导致输电线路过载引发连锁故障，因此需要提高脆弱线路缺陷自动检测效果。基于此，本文研究了面向配电网连锁故障停电的脆弱线路缺陷自动检测。通过构建脆弱线路数据集，根据输电线路开断相对概率和影响计算输电线路脆弱性综合指标数值，根据数值结果辨识配电网脆弱线路。以脆弱线路缺陷特征为依据，对数据集中的脆弱线路进行特征分类，通图像增强技术对分类后的脆弱线路缺陷图像进行成效效果增强。运用对比度受限自适应直方图均衡方法对效果增强后的脆弱线路缺陷图像进行色彩和反差的均衡化处理，结合小波变换完成脆弱线路缺陷图像降噪。采用卷积神经网络对降噪后的脆弱线路缺陷图像进行卷积处理，将图像输入至卷积层获取脆弱线路缺陷图像特征图，通过 Relu 激活函数分段获取高维特征向量，增强卷积层运算算力，在隐藏层中输入缺陷图像特征完成脆弱线路缺陷自动检测。

1 脆弱线路缺陷自动检测方法

1.1 辨识配电网脆弱线路

常规情况下，配电网大面积停电事件是由脆弱线路缺陷引发大范围潮流转移，致使输电线路过载退运，从而引起连锁故障的出现。因此准确辨识配电网脆弱线路是检测其缺陷的前提与基础^[4]。在配电网脆弱线路辨识过程中，需要首先构建脆弱线路数据集，主要考虑两个因素，一是输电线路开断相对概率，二是输电线路开断对于电网脆弱性的影响。需要注意的是，输电线路开断相对概率与其对电网脆弱性的影响之间无明显关系，这也为脆弱线路检测带来了一定的困难^[5]。本文所构建的配电网脆弱线路数据集为： $\xi = \{\xi_l\}, l = 1, 2, \dots, n$ ，配电网脆弱线路辨识指标表达式为：

$$\xi_l = \xi_{l1} \times \xi_{l2} \quad (1)$$

式(1)中， ξ_{l1} 表示的是输电线路端点分量； ξ_{l2} 表示的是配电网数据种群初始值^[6]。在数据集 ξ 中，完成配电网脆弱线路辨识。具体步骤如下。

步骤一：以实际配电网工作过程中产生的负荷为计算依据，获取初始单元熵，计算公式为：

$$\begin{cases} L_{SR} = L_R / U_s \\ L_R = \frac{\sum_{l=1}^L (\mu_l)^2}{L} \\ U_s = \sum_{l=1}^L \eta_l \ln \eta_l \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中， L_{SR} 表示的是初始单位熵综合负载率； L_R 表示的是配电网综合负载率； U_s 表示的是潮流熵； μ_l 表示的是输电线路 l 对应的负载率； L 表示的是配电网中输电线路的总数量； η_l 表示的是输电线路 l 负载率在配电网总负载率中的占比。

步骤二：为了方便研究的进行，将配电网转换为有向有权图，并对配电网脆弱线路各个节点重要度进行计算，记为 R ；

步骤三：依据步骤一与步骤二计算结果，结合输电线路故障率、负载率、负荷分布情况，对输电线路端点分量进行计算，计算公式为：

$$\xi_{l1} = \frac{P(\lambda_l \cup \alpha_l)}{\alpha_l \delta_l} + R(1 - \mu_l) f \quad (3)$$

式(3)中， P 表示的是和事件的概率； λ_l 表示的是输电线路 l 自身的故障率； α_l 表示的是负荷的有功功率； δ_l 表示的是输电线路 l 的电力潮流节点配置权值； f_l 表示的是输电线路产生的功率变化量^[7]。

步骤四：在输电线路开断后，对开断前后负载率变化量进行计算，并结合输电线路节点初始单元熵，计算配电网数据种群初始值指标，计算公式为：

$$\xi_{l2} = \sqrt{R_m R_n} \times L_{SR} \quad (4)$$

式(4)中， R_m 与 R_n 表示的是输电线路 l 两端传输幅值。

步骤五：依据步骤三与步骤四计算得到的 ξ_{l1} 与 ξ_{l2} ，依据公式(1)衡量输电线路的脆弱性综合指标 ξ_l ，然后将其归一化^[8-9]，按递减顺序排列，辨识数据集 ξ 中的脆弱线路，将其作为此次研究对象。

1.2 脆弱线路无人机采集图像的预处理

增强处理脆弱线路缺陷图像可以有效凸显出脆弱线路的细微缺陷部分，为准确地自动检测提供基础保障。脆弱线路缺陷分类有助于提高增强处理脆弱线路缺陷图像效率，因此借鉴已有文献研究成果^[10-11]，在上文脆弱线路辨识的基础上，将数据集 ξ 中的脆弱线路按照缺陷特征进行分类。脆弱线路缺陷分类为四类，具体类别内容如表 1 所示。

表 1 脆弱线路缺陷分类表

缺陷类别	缺陷特征	缺陷影响
线路杆塔鸟巢缺陷	鸟巢由不同方向、长度的树枝或者草藤构成；鸟巢一般建筑在杆塔中间或塔架支撑位置	鸟巢脱落会造成线路跳闸，鸟粪还会降低线路的绝缘强度，进而造成线路短路故障
导线断股缺陷	绞线方向、粗细改变；图像灰度值变化；导线会存在凸起；线路图像边缘梯度显著性加大；绞线会出现分叉现象	如果导线断股，表面平滑性与一致性会被破坏，进而影响线路的安全
导线散股缺陷	散股处导线方向角发生变化；散股部分的外形曲线突出	导线直径会变大，表面股线斜率会发生变化，影响线路安全
玻璃绝缘子“自爆”缺陷	通过图像分割获取绝缘子完整边缘，以此对该缺陷进行检测	严重危害电网的稳定运行

在配电网脆弱线路缺陷特征分类过程中，采用无人机飞行技术获取脆弱线路缺陷图像，根据缺陷类别完成脆弱线路缺陷划分。由于拍摄角度、光照强度、背景环境等多种因素的影响^[12-14]，在脆弱线路缺陷成像过程中，物体从背景中到摄像机的照射量较少，从而容易降低输电线路缺陷的真实度^[15-16]。同时，导致了脆弱线路缺陷图像质量与

格式差距较大, 无法对其进行精确的标注, 也会影响脆弱线路缺陷自动检测的精度^[17-18]。因此, 需要应用图像增强技术, 通过平移、旋转、缩放、翻转等方法对无人机采集到的图像进行扩展, 为后续脆弱线路缺陷自动检测提供依据^[19-20]。以脆弱线路杆塔鸟巢缺陷为例, 采用图像增强技术后的脆弱线路杆塔鸟巢缺陷图像如图 1 所示。

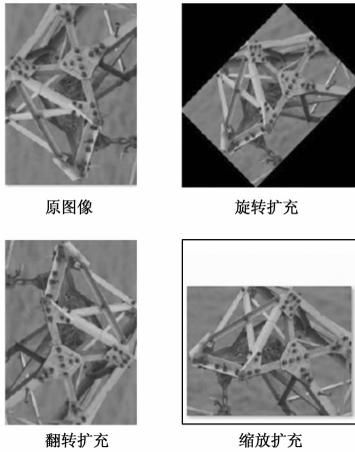


图 1 脆弱线路杆塔鸟巢缺陷图像增强技术应用示例图

通过图像增强技术增强了脆弱线路缺陷图像成像效果, 将其转换为 JPG 格式, 为后续计算提供数据。

1.3 基于卷积神经网络的脆弱线路缺陷自动检测

在脆弱线路缺陷图像降噪处理的基础上, 将脆弱线路图像分布至多维度空间。通过随机的方式形成卷积核, 将降噪后的脆弱线路图像输入至卷积神经网络。该过程中的卷积运算公式为:

$$x'_j = \frac{b'_j \omega}{J_i M_j} \times f \quad (5)$$

式 (8) 中, b'_j 表示的是单个卷积核处理系数, ω 表示的是激活参数, M_j 表示的是噪声水平, f 表示输出图像映射像素。Relu 激活函数公式为:

$$Relu(y) = \begin{cases} y, & y > 0 \\ 0, & y \leq 0 \end{cases} \quad (6)$$

模型在学习和训练过程中, 经过几个卷积层运算后, 均会采取一次卷积运算。通过隐藏层中的下采样操作, 筛选各个卷积核输出的脆弱线路图像特征, 下采样的计算公式为:

$$P'_j = \frac{d(x) \omega'_j}{b'_j Relu(y)} \quad (7)$$

式 (7) 中, $d(x)$ 表示的是下采样操作, 隐藏层中的权重和偏置分别用 ω'_j 和 b'_j 表示, 计算输出缺陷图像的大小, 表达式为:

$$D_j = \frac{P'_j S_j}{WG} \quad (8)$$

式 (8) 中, S_j 表示的是隐藏层第 j 个卷积核的邻域像素; W 与 G 表示的是输出图像的宽度与高度, 以此完成脆弱线路缺陷自动检测。具体步骤如下。

步骤一: 输入连锁故障停电配电网中的脆弱线路缺陷

数据集到卷积神经网络中, 通过卷积层运算, 获取脆弱线路缺陷图像特征图;

步骤二: 以步骤一得到的缺陷图像特征图为基础, 任意提取故障配电网脆弱线路的多个候选区域, 通过处理将得分较高区域框进行保存;

步骤三: 以步骤二得到的候选区域为依据, 提取候选区域特征, 对其向量化处理, 获得造成连锁故障的脆弱线路高维特征向量;

步骤四: 将步骤三获得的高维特征向量输入线性分类器中, 计算特征属于缺陷类别的概率, 以此作为脆弱线路缺陷分类依据;

步骤五: 回归处理符合缺陷类别特征的候选区域, 以此来预测连锁故障停电配电网中脆弱线路缺陷目标外围框架位置信息。

综上所述, 依据卷积神经网络实现了脆弱线路缺陷的自动检测, 为配电网稳定运行提供更加有效的帮助。

1.4 基于小波变换的脆弱线路缺陷图像降噪处理

选择对比度受限自适应直方图均衡算法和直方图拉伸技术, 对检测到的脆弱线路缺陷图像对比度的增强和色彩修正^[21-22]。(1) 图像和对比度增强: 在 HSV (hue, saturation, value) 的色彩空间里, 将单一值组成的直方图扩展至整个区域, 改善图像色彩饱和度。将图像饱和性与色调相结合提升图像亮度, 从而将图像转换回 RGB 颜色空间^[23-24]。(2) 图像色彩修正: 在 RGB 色彩空间中, 将直方图将延伸至全区域 (0 至 255), 有效提高色彩修正效果。将脆弱线路缺陷图像进行二次拷贝, 两种不同的版本同时进行图像增强, 提高图像的反差和色彩分配。在此基础上, 采用对比度受限自适应直方图均衡方法预处理色彩和反差较大的脆弱线路缺陷图像^[25]。通过定义对比度极限划分直方图有效区域范围。限幅由直方图的归一化结果和各个相邻区域之间的像素大小决定。通过直方图仓平均分布的方式, 均衡色彩和反差较大的脆弱线路缺陷图像, 提升后续计算算力, 如图 2 所示。

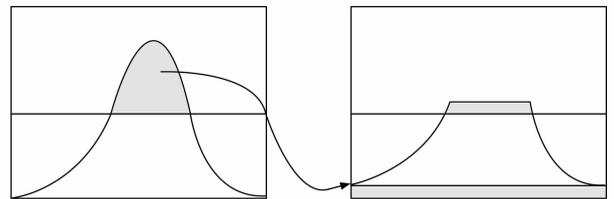


图 2 直方图重新分布结果

根据图 2 可知, 剪切区域上的仓将再次剪辑, 依据上述步骤即可完成缺陷图像均衡化处理。被重新分布后的缺陷图像虽然均衡化程度达到了要求, 但是缺陷图像中存在噪声, 需要对均衡化脆弱线路图像进行去噪。

这种附加噪声的消除允许这样的假设, 即适当的分解基础允许从噪声中区分有用信号 (图像)。小波变换去除任何存在的噪声, 并保留任何存在的信号, 而不管信号的频率内容如何。在小波域中, 自然信号的能量集中在少量系

数中；然而，噪声在整个域上传播。基本小波收缩去噪过程如下。

基于小波收缩收缩构建，定义图像的的高频子带能量函数为：

$$E(\varphi) = \frac{\lambda L_i(\varphi)}{\xi_i} + vA_i(\varphi) \quad (9)$$

式 (9) 中， λ 表示的是均衡度，属于常数，且 > 0 ； $L_i(\varphi)$ 表示的是图像光照强度； v 表示的是回波参数； $A_i(\varphi)$ 表示的是联合统计特征量。定义脆弱线路缺陷图像成像面积变权系数表达式为：

$$T_\sigma = c \cdot \text{sgn}(G_\sigma \times I(x, y)) \quad (10)$$

式 (10) 中， c 表示的是脆弱线路缺陷图像的像素总数； $\text{sgn}(\cdot)$ 表示的是符号函数； G_σ 表示的是标准差为 σ 的几何活动轮廓区域函数； $I(x, y)$ 表示的是图像。

根据高频子带的先验知识，高频子带结构为圆环状，因此采用小波变换多尺度特征分割方法对图像融合的圆形约束模型进行去噪，完成脆弱线路缺陷图像降噪处理，计算公式为：

$$J_i = \frac{E(\varphi) \frac{1}{J} \sum_{i=1}^N \|R_{H,G}(Y_i)\|}{T_\sigma \times F} \quad (11)$$

式 (11) 中， J 表示的是小波系数， N 表示的是采集的离散数据， R 表示的是空间尺度系数值， H, G 表示的是低通和高通滤波器， Y_i 表示的是期望图像， F 表示的是像素值。

通过上述方法完成脆弱线路缺陷图像降噪处理，清晰化缺陷目标。

2 实验与结果分析

上述过程提出了新的脆弱线路缺陷自动检测算法，为了验证提出算法与文献 [2] 方法 (A New Method of Fault Direction Identification for Different Types of Renewable Energy Source Integrations)、文献 [3] 方法 (基于 PageRank 算法的输电网连锁故障脆弱线路辨识) 的应用性能差异。实验仿真平台为 MATLAB 仿真，结果与分析过程如下。

2.1 实验环境搭建

在脆弱线路缺陷自动识别过程中，对计算机系统 CPU 提出了较高的要求，并且卷积神经网络也以 CPU 作为自身的处理平台。为了满足实验的需求与深度学习网络的应用，合理设置实验设备参数，具体如表 2 所示。

表 2 实验设备参数设置表

分类	参数名称	参数设置
硬件环境	CPU	i7-7700 K
	主频	4.2 GHz
	内存	16 GB
	内存速度	11 Gbps
	加速频率	1 582 MHz
软件环境	操作系统	Ubuntu 16.04 64
	编程语言	C++
	深度学习框架	TensorFlow

依据方法部分的脆弱线路图像缺陷标注结果，引入卷积神经网络，对其参数合理设置，并对其训练。将测试脆弱线路图像输入至训练好的卷积神经网络中，随机选择 10 组测试样本作为实验对象，完成脆弱线路缺陷的自动检测。卷积层是卷积神经学习结构的核心，数值参数设置如表 3 所示。

表 3 卷积层参数设置表

参数序号	参数代码	参数说明
1	K	卷积核大小
2	S	滑动步数
3	B	补零数
4	Nc	输入图像通道数量
5	Nf	输出图像通道数量

整体模型训练选择 Actor-Critic，通过 Actor 选择动作，通过 Critic 验证动作是否合适。在 Actor 中输入一个状态，一个动作和一个奖励，在 Critic 中将训练得到时间差分返回给 Actor，完成整体模型单步训练和更新。卷积神经网络设定 3 层隐藏层，提升脆弱效率缺陷自动检测效率，卷积神经网络各层神经元数量设定如表 4 所示。

表 4 卷积神经网络神经元参数设置表

名称	输入层	隐藏层 1	隐藏层 2	隐藏层 3	输出层
Actor	10	140	340	220	8
Critic	240	70	20	10	2

2.2 实验评价指标选取

此研究选取召回率、精确率与错检率作为脆弱线路缺陷自动检测效率的评价指标。

召回率是指在实际为正的线路脆弱故障样本中被检测为正样本的概率。召回率越高，说明方法检测脆弱线路缺陷越全面。其计算公式为：

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

精确率是指检测为正的样本中有被检测为真正的正样本的概率。检测的精确率越高，说明方法检测脆弱线路缺陷越准确。其计算公式为：

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (12)$$

错检率是错误检出非相关脆弱线路缺陷的程度指标。错检率越低，说明方法检测线路缺陷性能越好。其计算公式为：

$$\text{FalseAlarmrate} = \frac{FP}{N} \quad (13)$$

式 (11) ~ (13) 中， TP, FN, FP, N 分别表示的是正例、假反例、假正例与样例总数量。

2.3 实验测试与分析

在配电网连锁故障停电环境下，进行脆弱线路缺陷自动检测实验，具体实验结果分析过程如下。

通过实验获得实验评价指标数据如表 5~7 所示。

表 5 召回率数据

测试样本序号	文献[2]方法	文献[3]方法	提出方法
01	63.84%	65.12%	78.56%
02	57.23%	56.20%	80.15%
03	52.75%	50.11%	84.44%
04	55.74%	59.48%	85.61%
05	54.02%	52.13%	89.32%
06	56.87%	57.22%	87.20%
07	53.66%	56.10%	79.23%
08	51.90%	50.23%	78.50%
09	50.29%	49.25%	80.00%
10	49.03%	51.03%	81.23%

表 6 精确率数据

测试样本序号	文献[2]方法	文献[3]方法	提出方法
01	73.29%	75.23%	89.56%
02	71.83%	70.12%	85.20%
03	69.89%	70.00%	90.00%
04	68.63%	71.19%	90.12%
05	70.16%	75.40%	86.66%
06	73.96%	76.31%	84.79%
07	72.48%	76.10%	89.35%
08	73.22%	70.33%	91.23%
09	74.02%	74.91%	95.46%
10	70.19%	72.90%	98.20%

表 7 错检率数据

测试样本序号	文献[2]方法	文献[3]方法	提出方法
01	10.25%	10.23%	3.00%
02	9.78%	9.56%	2.01%
03	9.02%	8.24%	1.32%
04	8.97%	9.23%	1.45%
05	10.21%	11.20%	1.69%
06	9.58%	8.64%	1.00%
07	8.53%	7.25%	0.98%
08	7.45%	6.50%	1.32%
09	6.68%	4.32%	1.10%
10	5.87%	5.60%	1.91%

如表 5~7 数据显示, 文献 [2] 方法的召回率数据范围为: 49.03%~63.84%, 精确率数据范围为 68.63%~74.02%, 错检率数据范围为 5.87%~10.25%; 文献 [3] 方法召回率数据范围为 49.25%~65.12%, 精确率数据范围为 70.00%~76.31%, 错检率数据范围为 4.32%~11.20%; 提出方法召回率数据范围为 78.50%~89.32%, 精确率数据范围为 84.79%~98.20%, 错检率数据范围为 0.98%~3.00%。

通过上述实验数据对比发现, 与文献 [3] 方法相比较, 提出方法的召回率、精确率数据更高, 错检率数据更低, 可以较好地完善目前方法存在的问题, 充分证实了提出方法具备更好的应用性能。

在获取上述实验结果的基础上, 为了进一步验证提出方法的实际有效性, 在 10 组测试样本中随机选择线路杆塔鸟巢缺陷、导线断股缺陷、导线散股缺陷、玻璃绝缘子“自爆”缺陷图像作为测试对象, 获取提出方法的脆弱线路图像缺陷检测图像结果, 实验结果如图 3 所示。

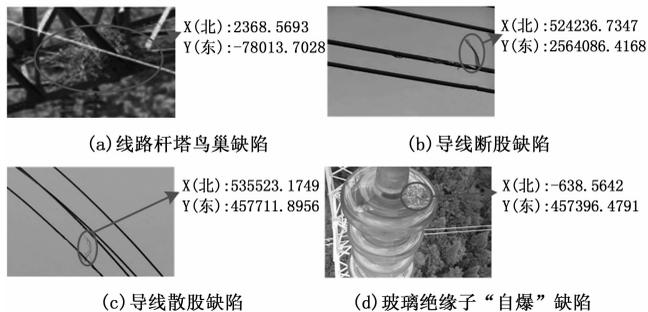


图 3 提出方法的脆弱线路图像缺陷检测结果

根据图 3 可知, 提出方法能够有效检测脆弱线路缺陷图像, 并完成对脆弱线路图像的缺陷标注, 记录缺陷坐标信息。由此证明, 提出方法在实际配电网运行过程中具有较好的应用效果, 可以有效避免连锁故障停电事故发生。

3 结束语

在配电网连锁故障停电环境下, 此次研究的脆弱线路缺陷自动检测方法极大地提升了配电网连锁故障停电中脆弱线路缺陷识别的召回率与精确率, 降低了错检率, 能够为缺陷识别提供更有效的算法支撑。也能够为线路缺陷识别研究提供一定的借鉴与参考, 可以在一定程度上对配电网连锁故障停电进行有效防控。

参考文献:

- [1] 袁 博, 张文一, 张雪敏. 基于改进 HITS 算法的电网脆弱集合快速评估 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2020, 32 (4): 145-150.
- [2] LAI Q, ZHANG Z, XU K, et al. A New Method of Fault Direction Identification for Different Types of Renewable Energy Source Integrations [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 37 (4): 2932-2941.
- [3] 魏明奎, 周 全, 宋雨妍, 等. 基于 PageRank 算法的输电网络连锁故障脆弱线路辨识 [J]. 中国电力, 2021, 54 (5): 74-82.
- [4] 宋晓辉, 高 菲, 刘雯静, 等. 基于智能算法的配网单相接地故障辨识 [J]. 电气自动化, 2020, 42 (3): 53-55, 83.
- [5] 周慧彬, 章 坚. 基于深度学习的配电网架空线故障识别技术的研究 [J]. 自动化技术与应用, 2020, 39 (1): 148-151, 163.
- [6] 周 慷, 温立超, 王蒙蒙, 等. 基于梯度算法的电网台区线损状态自动识别模型 [J]. 自动化技术与应用, 2022, 41 (8): 109-112.
- [7] 魏震波, 鞠 啟, 易刚春, 等. 基于改进 LeaderRank 算法的电网连锁故障关键线路辨识方法 [J]. 高电压技术, 2021, 47 (12): 4265-4273.

(下转第 121 页)