

边缘算法优化 Faster R-CNN 算法下的 输电线路缺陷识别方法

耿座学,李学富

(云南电网有限责任公司怒江供电局,泸水 673200)

摘要:为提升输电线路缺陷识别效果,研究了一种利用边缘算法优化 Faster R-CNN 算法的输电线路缺陷识别方法。通过无人机采集输电线路图像,采用极值中值滤波算法降噪,输入 Faster R-CNN 模型,提取缺陷特征,利用 RPN 网络确定目标候选区域;利用边缘算法优化 Faster R-CNN 算法以确定像素点梯度幅值,并抑制非极大值;训练模型,完成输电线路缺陷识别。测试结果显示,该算法能够提升各主要缺陷类别的识别准确率,准确率达 85% 以上。

关键词:Faster R-CNN 算法;边缘算法;输电线路;缺陷识别;降噪处理;梯度幅值

中图分类号: TP391; TG115.28 文献标志码: A 文章编号:1000-6656(2023)09-0012-05

Edge algorithm optimization of Faster R-CNN algorithm for fault identification of transmission lines

GENG Zuoxue, LI Xuefu

(Salween River Power Supply Bureau, Yunnan Power Grid Co., Ltd., Lushui 673200, China)

Abstract: To improve the effectiveness of transmission line defect recognition, this paper studied a transmission line defect recognition method that utilized edge algorithms to optimize the Faster R-CNN algorithm. Transmission line images through drones were collected. Extreme median filtering algorithm to reduce noise was used. Faster R-CNN model was inputted and defect features were extracted. RPN network to determine target candidate regions was used. Faster R-CNN algorithm using edge algorithm was optimized to determine pixel gradient amplitude and suppress non maximum values. The model was trained to complete the identification of transmission line defects. The test results showed that the algorithm studied can improve the recognition accuracy of various major defect categories, with an accuracy rate of over 85%.

Key words:Faster R-CNN algorithm; edge algorithm; transmission line; defect identification; noise reduction; gradient magnitude

作为电能传输的关键环节,输电线路的运行状态对于电力系统整体运行的安全与效率有着直接影响^[1]。线路缺陷会对输电线路的安全产生威胁,严重时甚至会造成重大的人员伤亡与物资损失。因此对输电线路缺陷识别具有重要的意义^[2],通过识别输电线路缺陷并快速进行针对性

检修,能够提升线路维修效率且降低电路故障发生的概率^[3]。

基于此,诸多学者对输电线路缺陷识别方法进行了研究。曾勇斌等^[4]研究了一种输电线路缺陷风险建模及其预测方法,该方法首先根据输电线路自身的特点将其细分成若干个部件,然后对输电线路各部件的缺陷严重程度进行量化,并根据输电线路的缺陷历史数据,通过隶属度分析进而定义得到输电线路整体的缺陷风险值,完成线路缺陷的识别工作。黄广龙^[5]研究了一种基于无人机图像识别技术的水利工程输电线路缺陷检测方法,其将 GNSS/

收稿日期:2023-02-03

作者简介:耿座学(1993—),男,本科,主要研究方向为边缘计算 AI 技术,输电线路潮流分布和电能质量等

通信作者:耿座学,aodu54116176@163.com

INS 多传感器设备植入到无人机系统中, 提取水利工程输电线路的点云数字图像, 分析缺陷状态下的水利工程输电线路的变形和异常参数分布情况, 根据中心化投影点的聚类分布, 实现输电线路的缺陷检测。NI 等^[6]研究了一种传输线关键部件缺陷识别方法, 该方法通过对架空输电线路缺陷图像的预处理、特征提取、目标定位和目标分类, 得到了目标缺陷检测模型。

以上方法通常采用缺陷风险建模方法来量化线路缺陷程度, 且依照历史数据分析电路缺陷风险值, 从而影响到最终识别精度。针对该问题, 文章研究了一种基于边缘算法优化 Faster R-CNN 算法的输电线路缺陷识别方法, 可为准确识别输电线路缺陷提供一定帮助。

1 输电线路缺陷的识别方法

基于边缘算法优化 Faster R-CNN 算法的输电线路缺陷识别主要采用 Faster R-CNN(快速区域卷积神经网络)算法。区域卷积神经网络算法在识别目标过程中提取输电线路图像内的感兴趣区域^[6], 汇总全部感兴趣区域图像生成感兴趣区域集合, 将此集合分别输入卷积神经网络内提取输电线路图像特征, 再将所提取的特征输入支持向量机分类器内, 确定该特征所属类别(输电线路缺陷类别), 同时通过回归预测算法优化候选框位置^[7], 提升类别划分精度。区域卷积神经网络经过长时间的演化后转变为快速区域卷积神经网络, 其结构如图 1 所示。

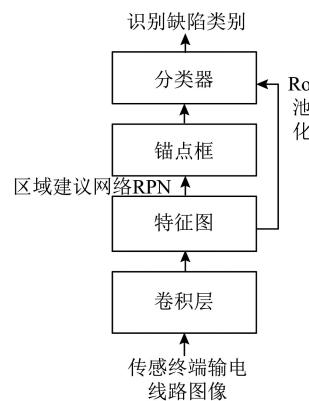


图 1 Faster R-CNN 结构示意

利用卷积网络采集输电线路图像特征时, 首先确定输电线路缺陷图像的特征属性图, 利用 RPN 网络生成候选锚^[8]。快速区域卷积神经网络确定形状有所差异的候选框, 在此基础上利用不同损失函数共同训练, 完成输电线路缺陷识别。考虑 Faster

R-CNN 算法中对图像边缘计算存在一定缺陷, 在目标区域大于图像边界的情况下, 需舍弃目标区域而导致训练过程不收敛, 降低最终识别精度, 因此需对 Faster R-CNN 算法进行优化。

1.1 输电线路图像的采集与处理

利用无人机采集输电线路图像, 受外在环境因素影响, 所采集图像内存在严重噪声^[9]。因此需预处理所采集的输电线路图像, 采用极值中值滤波算法对输电线路图像进行降噪处理, 降低图像内的噪声干扰, 令其转变为适于识别的图像, 并最大程度保留细节信息。

中值滤波算法就是通过数字图像的全部点的中值取代其中一点的值。该算法在具体应用过程中虽然能有效抑制噪声干扰, 但也会对初始输电线路图像内未被噪声污染的像素点产生影响^[10]。为消除这种影响, 对中值滤波进行优化, 提出极值中值滤波算法。其首先判断像素点 $f_{i,j}$ 是否为极值点, 通过 N 和 S 分别表示判断结果为极值点或非极值点; 考虑并非全部极值点均为噪声点^[11], 所以为提升噪声点检测的精度, 可利用阈值条件 $f_{i,j} < T_1$ 或 $f_{i,j} > T_2$ (T_1 和 T_2 均表示阈值) 约束中值点; 然后通过窗口领域内非噪声点均值取代噪声点的方式完成降噪处理。

1.2 输电线路图像的缺陷特征提取

将输电线路图像作为初始输入, Faster R-CNN 算法的第 l 层和第 m 层分别为卷积层和池化层, 两者的输出特征向量分别为

$$\mathbf{x}_j^l = f \left(\sum_{i \in M_j} \mathbf{x}_j^{l-1} * k_{ij}^l + b_j^l \right) \quad (1)$$

$$\mathbf{x}_j^m = f \left[\beta_j^m \text{down}(\mathbf{x}_j^{m-1}) + b_j^m \right] \quad (2)$$

式中: \mathbf{x}_j^{l-1} 和 k_{ij}^l 分别表示 l 层内的第 i 个输出和 l 层的一个卷积核; $*$ 和 b_j^l 分别表示对输电线路图像的卷积操作和卷积层偏置; $f(\cdot)$ 表示 Relu 激活函数; \mathbf{x}_j^{m-1} 和 $f(\cdot)$ 分别表示磁化层的输入和 softmax 函数; β_j^m 和 $\text{down}(\cdot)$ 分别表示连接权重与输入矩阵的求和操作; b_j^m 表示池化层偏置。

利用式(1)与式(2)能够获取输电线路图像缺陷特征。

1.3 基于 RPN 网络确定目标候选区域

在确定输电线路图像的缺陷特征后, 区域建议训练(RPN)网络获取多个目标候选区域。作为全卷积网络, RPN 网络同 Faster R-CNN 共用卷积层, 其通过滑窗映射 d 维特征向量^[12]。在不同滑动窗口的位置共同判断 k 个区域建议, 因此回归层与分

类层内分别包含 $4k$ 和 $2k$ 个输出, 分类层输出即为不同建议框归于目标或不归于目标的概率。 K 个建议框被对应的 k 个锚点框参数化, 不同锚以当前滑动窗口中心为基准点^[13]。RPN 网络结构示意如图 2 所示。

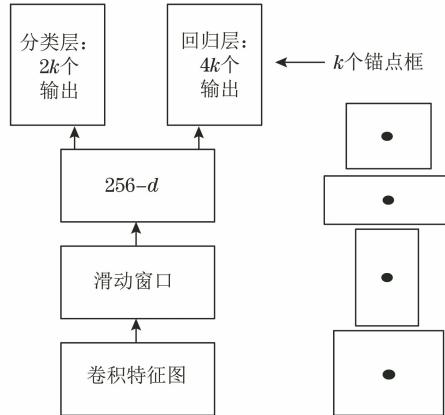


图 2 RPN 网络结构示意

RPN 网络联合训练损失函数为

$$L(\{p_i\}, \{t_i\}) = \frac{1}{N_{cls}} \sum_i L_{cls}(p_i, p_i^*) + \lambda \frac{1}{N_{reg}} \sum_i p_i^* L_{reg}(t_i, t_i^*) \quad (3)$$

式中: $L_{cls}(p_i, p_i^*)$ 和 $p_i^* L_{reg}(t_i, t_i^*)$ 分别表示分类损失函数和框回归损失函数, 其中 $L_{cls}(p_i, p_i^*)$ 选用 softmax 函数, $p_i^* L_{reg}(t_i, t_i^*)$ 根据所得到的锚点框尺寸与其中心坐标, 将其与锚点框试点坐标轴位置实施线性回归处理, 得到

$$\left\{ \begin{array}{l} t_x = \frac{x - x_a}{w_a} \\ t_y = \frac{y - y_a}{h_a} \\ t_w = \lg\left(\frac{w}{w_a}\right) \\ t_h = \lg\left(\frac{h}{h_a}\right) \end{array} \right. \quad (4)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} t_x^* = \frac{x^* - x_a}{w_a} \\ t_y^* = \frac{y^* - y_a}{h_a} \\ t_w^* = \lg\left(\frac{w^*}{w_a}\right) \\ t_h^* = \lg\left(\frac{h^*}{h_a}\right) \end{array} \right. \quad (5)$$

式中: x 和 y 分别表示锚点框中心坐标; w 和 h 分别表示锚点框宽度和高度。

将快速区域卷积神经网络应用于输电线路缺陷识别中, 可实现缺陷快速识别。

1.4 边缘算法优化 Faster R-CNN 算法的输电线路缺陷识别

一般情况下, Faster R-CNN 算法即可完成目标识别的目的, 但将其应用于输电线路缺陷识别时, 在目标区域大于图像边界的条件下, 需舍弃目标区域, 从而导致训练过程不收敛, 降低最终识别精度, 因此需对 Faster R-CNN 算法进行优化。利用边缘计算优化 Faster R-CNN 算法可有效调整网络结构, 减少模型参数和计算量, 从而在边缘处理上更加高效。

以 $e_{i,j}$ 和 $g_{i,j}$ 分别表示 Faster R-CNN 算法待识别的输电线路图像和该图像的梯度幅值, $g_{i,j}$ 可表示为

$$g_{i,j} = \sqrt{dx^2 + dy^2} \quad (6)$$

式中: dx 表示待识别输电线路图像在 x 方向上的偏导数; dy 表示待识别输电线路图像在 y 方向上的偏导数。

则有

$$dx(x, y) = \frac{\partial e_{i,j}}{\partial x} \quad (7)$$

$$dy(x, y) = \frac{\partial e_{i,j}}{\partial y} \quad (8)$$

由于输电线路图像边缘的灰度值波动具有间断性^[14], 梯度幅值较为显著, 因此输电线路图像的边缘点同其周围的非边缘点梯度差异显著^[15]。以 $e'_{i,j}$ 表示输电线路图像边缘第 i 个像素点的梯度, 梯度差上限为

$$E'_{i,j} = e_{i,j} - e'_{i,j} \quad (9)$$

由此得到该像素点的梯度差上限

$$E_{i,j} = \max(E1_{i,j}, E2_{i,j}, \dots, E_{n_{i,j}}) \quad (10)$$

利用式(10)确定像素点梯度幅值, 并抑制其非极大值, 将局部极大值外的全部梯度值均抑制为 0, 由此完善 Faster R-CNN 算法在边缘处理上的缺陷, 提升终端输电线路图像缺陷识别精度。

至此, 完成基于边缘算法优化 Faster R-CNN 算法的输电线路缺陷识别方法的设计。

2 测试结果

为验证文章所研究的基于边缘算法优化 Faster R-CNN 算法的输电线路缺陷识别方法的有效性, 以某市域输电线路为测试对象, 利用文章算法对测试对象内输电线路缺陷进行识别。利用无人机采集输电线路缺

陷图像共 1 200 个样本, 其中 1 000 个样本作为训练集对设计算法进行训练, 再利用 200 个样本作为测试集进行测试。训练参数设置如下: 初始学习率为 0.01; 最终学习率为 0.000 01; 批尺寸设置为 4; 最大训练轮数为

250; 阈值为 0.5; 动量为 0.85; 权重衰减为 0.005。

2.1 图像识别结果

针对无人机所采集的测试对象图像, 采用文章算法进行缺陷识别, 所得结果如图 3 所示。

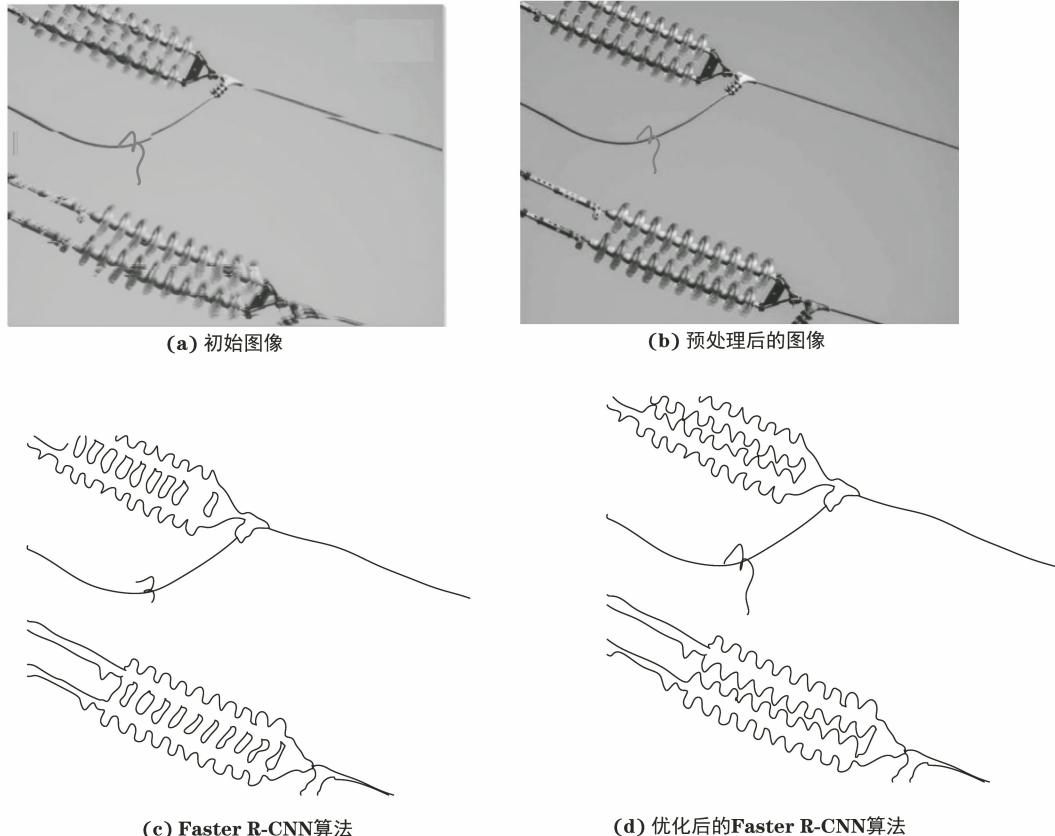


图 3 Faster R-CNN 算法的缺陷识别结果

由图 3 可知, 采用文章算法对初始采集的测试对象进行预处理, 能够有效抑制图像内的噪声影响, 提升图像内目标的清晰度。单纯采用 Faster R-CNN 算法进行图像缺陷识别时, 识别结果纹理缺失, 仅能获取测试对象部分图像轮廓, 表明单纯的 Faster R-CNN 算法识别精度具有一定限制性。采用文章算法中边缘计算优化的 Faster R-CNN 算法进行图像缺陷识别时, 不仅测试对象边缘识别精度明显提高, 测试对象的整体识别精度也得到提高, 说明文章算法能够显著提升测试对象缺陷识别精度。

2.2 缺陷识别结果

设定测试对象缺陷类型, 采用文章算法识别测试对象缺陷类型, 并与设定缺陷类型进行对比, 以此验证文章算法的缺陷识别性能。部分测试对象的缺陷识别结果如表 1 所示。

由表 1 可知, 采用文章算法识别测试对象缺陷类型所得结果同测试对象设定缺陷类别完全一致,

说明采用文章算法能够准确识别测试对象缺陷, 有利于提升测试对象故障检修效率。

2.3 缺陷类别识别准确率测试

测试对象采用文章设计方法、文献[3]方法、文献[4]方法进行缺陷识别后, 部分缺陷类型的识别准确率如图 4 所示。

由图 4 可知, 与另外两种方法相比, 文章算法对测试对象各主要缺陷类别的识别准确率高达 85% 以上, 具有更高的缺陷识别准确率, 应用效果更好。

3 结语

文章研究了一种基于边缘算法优化 Faster R-CNN 算法的输电线路缺陷识别方法, 针对 Faster R-CNN 算法在识别图像过程中的边缘识别效果较差的问题, 通过边缘算法对其进行优化, 再利用优化后的模型来实现输电线路缺陷识别。测试结果显示, 文章方法能够显著提升图像识别的精度, 更适于输电线路的缺陷识别。

表 1 部分测试对象的缺陷识别结果

识别目标	设定缺陷类型	文章算法识别结果
1	导线对地距离过小	导线对地距离过小
2	导线上挂有绳线、铁丝或其他异物	导线上挂有绳线、铁丝或其他异物
3	导线与建筑物距离过小	导线与建筑物距离过小
4	塔材节点板缺失	塔材节点板缺失
5	导线与电力线路交叉距离过近	导线与电力线路交叉距离过近
6	拉线或拉线下把被破坏	拉线或拉线下把被破坏
7	导线连接器过热	导线连接器过热
8	绝缘子绑线断脱	绝缘子绑线断脱
9	塔杆倾斜	塔杆倾斜
10	张力金具明显锈蚀、变形、断裂	张力金具明显锈蚀、变形、断裂
11	导地线断股、损伤	导地线断股、损伤
12	交叉跨越处导线线夹未固定	交叉跨越处导线线夹未固定
13	导线与弱电线路交叉距离过近	导线与弱电线路交叉距离过近
14	张力金具明显锈蚀、变形、断裂	张力金具明显锈蚀、变形、断裂
15	塔杆倾斜	塔杆倾斜

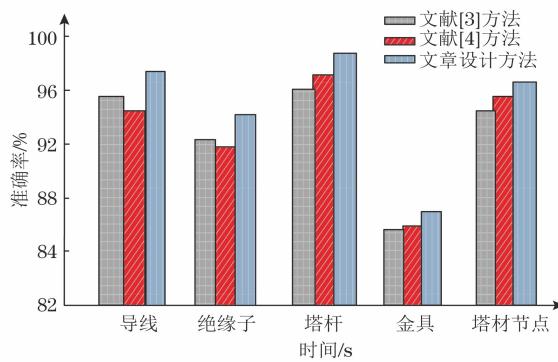


图 4 部分缺陷类型的识别准确率

参考文献:

- [1] 周湛, 张志坤, 赵振刚, 等. 基于光纤传感的输电线路悬垂绝缘子风偏角监测研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(3): 81-87.
- [2] 陈大兵, 魏寒来, 胡铁宁, 等. 碳纤维复合芯导线 X 射线图像标准化增强与缺陷检测方法[J]. 数据采集与处理, 2020, 35(4): 739-744.
- [3] 方志丹, 林伟胜, 范晟, 等. 基于层级识别模型的输电线路杆塔小金具缺陷识别方法[J]. 电力信息与通信技术, 2020, 18(9): 16-24.
- [4] 曾勇斌, 王星华, 彭显刚, 等. 输电线路缺陷风险建模及其预测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(10): 91-98.
- [5] 黄广龙. 基于无人机图像识别技术的水利工程输电线路缺陷检测方法[J]. 水利科技与经济, 2022, 28(8): 137-141.
- [6] NI H X, WANG M Z, ZHAO L Y. An improved Faster R-CNN for defect recognition of key components of transmission line [J]. Mathematical

Biosciences and Engineering: MBE, 2021, 18(4): 4679-4695.

- [7] 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.
- [8] 钟嘉俊, 贺德强, 苗剑, 等. 基于改进 Faster R-CNN 的地铁车辆焊缝缺陷检测[J]. 铁道科学与工程学报, 2020, 17(4): 996-1003.
- [9] 梁玉珠, 梅雅欣, 杨毅, 等. 一种基于边缘计算的传感云低耦合方法[J]. 计算机研究与发展, 2020, 57(3): 639-648.
- [10] 马媛媛, 刘周斌, 汪自翔. 边缘计算场景下的异构终端安全接入技术研究[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(17): 115-120.
- [11] HU K, WANG B J, SHEN Y, et al. Defect identification method for poplar veneer based on progressive growing generated adversarial network and MASK R-CNN model[J]. BioResources, 2020, 15(2): 3041-3052.
- [12] 丁旭阳, 谢盈, 张小松. 基于边缘计算的进化多目标优化图像隐写算法[J]. 计算机研究与发展, 2020, 57(11): 12-22.
- [13] 赵海涛, 朱银阳, 丁仪, 等. 车联网中基于移动边缘计算的内容感知分类卸载算法研究[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(1): 20-27.
- [14] 翟瑞聪, 林俊省, 郑桦. 基于图像识别的输电线路设备缺陷识别应用系统设计[J]. 电子设计工程, 2022, 30(6): 161-164, 169.
- [15] 熊小萍, 许爽, 蒙登越, 等. 基于 Faster R-CNN 的输电线路缺陷识别模型研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2020(3): 1-6.