

# 基于 Transformer 模型的电网图像数据智能标注与识别技术研究

林嘉鑫, 裴求根, 钱正浩, 胡波, 严宇平

(广东电网有限责任公司, 广东 广州 510620)

**摘要:** 电力巡检工作作为电网安全运行的重要环节, 如何提高巡检效率是当前亟待解决的问题。因此, 研究提出了一种电网绝缘子图像数据智能标注与识别方法。利用深度强化学习进行图像数据的标注, 并在 Transformer 基础上构建了一种图像识别模型。验证显示, 研究提出的方法标注错误率比其他方法平均降低了 95.53%。模型的全类平均精度比其他方法平均增加了 16.62%, 准确率平均提高了 22.03%。结果表明, 研究提出的方法能够提高电网绝缘子缺陷识别精度, 提高电力巡检效率, 在电网电力巡检工作中具有积极的应用价值。

**关键词:** Transformer; YOLOX; DRL; 电网图像识别; 绝缘子; 电力巡检; 电网安全

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2025)12-0098-04

## Research on intelligent annotation and recognition technology of power grid image data based on Transformer model

LIN Jiaxin, PEI Qiugen, QIAN Zhenghao, HU Bo, YAN Yuping

(Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510620, China)

**Abstract:** Power inspection work as an important part of the safe operation of the power grid, how to improve the inspection efficiency is a current problem to be solved. Therefore, the study proposes an intelligent labeling and recognition method for grid insulator image data. Deep reinforcement learning is utilized for the annotation of image data, and an image recognition model is constructed on the basis of Transformer. Validation shows that the annotation error rate of the proposed method is reduced by 95.53% on average compared with other methods. The average class-wide accuracy of the model increases by 16.62% on average over other methods, and the accuracy increases by 22.03% on average. The results show that the method proposed by the study can improve the accuracy of grid insulator defect identification, improve the efficiency of power inspection, and has positive application value in grid power inspection work.

**Keywords:** Transformer; YOLOX; DRL; grid image identification; insulator; power inspection; safe of the power grid

## 0 引言

随着中国电力系统建设的高速发展, 电网的安全稳定运行成为当前电力巡检工作的重要环节。绝缘子作为电网输电线路的重要组件, 具有绝缘以及对导线提供支撑的功能<sup>[1]</sup>。但在电网作业中, 其长期处于高暴露环境, 恶劣天气以及高空作业等导致其老化破损<sup>[2-3]</sup>。传统人工巡检法耗时、成本大, 识别精度难以满足电网安全运行需要。无人机技术的出现为电网巡检提供了新思路, 利用无人机航摄影网绝缘子后再进行图像数据识别与缺陷检测成为当前电网巡检工作常用方法<sup>[4-5]</sup>。然而, 现有的深度学习基础上的绝缘子缺陷检测方法过度依赖于大数据训练, 且对不明显的缺陷识别较为困难。因此, 研究引入 Transformer 模型构建了一种电网绝缘子图像数据的智能标注与识别方法。通过利用深度强

化学学习 (deep reinforcement learning, DRL) 构建一种弱监督标注模型, 其次融合 Transformer 和 YOLOX 目标检测网络进行电网绝缘子图像缺陷识别。针对图像存在多类型与尺度的缺陷特征及多目标漏检的问题, 研究创新地对图像特征金字塔的融合方式及后期处理阶段的非最大值限制 (non-maximum suppression, NMS) 进行了改进。

## 1 电网图像数据智能标注与识别方法设计

### 1.1 电网图像数据智能标注模型

深度学习方法进行图像分类或检测的过程中, 预处理能够将图像的特性进行统一, 有利于模型的训练效果<sup>[6-7]</sup>。然而, 用于网络训练的电网绝缘子图像多为红绿蓝格式难以满足卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 卷积层和全连接层对特征进行 Sum 运算<sup>[8-9]</sup>。因此, 首先对图像进行了归一化与标准化处理。其次, 研究利用 DRL 进行了电网绝缘子图像智能标注模型构建。通过利用深度 Q 学习网络作为主干网络, 并结合最优经验回放技术对复杂网络训练过程中的学习策略进行优化。具体如图 1 所示。

\* 基金项目: 广东电网有限责任公司人工智能标注中心运营机制研究项目 (GDKJXM20230574)

收稿日期: 2024-04-16

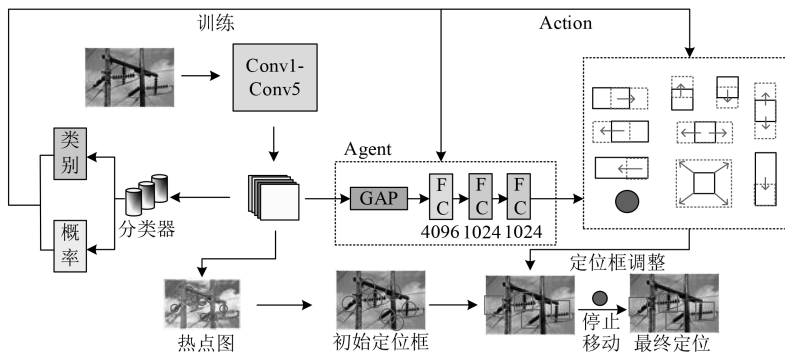


图1 基于DRL的电网图像数据智能标注模型

图1中,该模型主要由特征提取器、分类器和DRL的Agent组成。其中,热点图由全局平均池化(global average pooling, GAP)计算得到。研究利用奖励函数的回馈内容进行图像目标的位置确定和标注,并设定动作主要有10个移动策略,分别为上、下、左、右、水平方向、垂直方向、左压缩、上压缩、中心向周围扩大以及终止。当Agent采取某一个动作对图像目标区域位置框进行移动时,其对应奖励函数为

$$A_b(s, s') = \text{sign}(\text{IOU}(c', g) - \text{IOU}(c, g)) \\ = \text{sign}\left(\frac{\text{area}(c' \cap g)}{\text{area}(c' \cup g)} - \frac{\text{area}(c \cap g)}{\text{area}(c \cup g)}\right) \quad (1)$$

式中,  $A_b$  表示奖励函数;  $s$  表示当前状态;  $s'$  表示改变后状态;  $\text{sign}$  表示符号函数;  $c$  表示当前候选区;  $c'$  表示下一候选区;  $g$  表示真实区域;  $\text{IOU}$  表示交并比(Intersection over Union, IOU)。当Agent采取终止动作时,表示目标位置停止变动,此时Agent的奖励函数为

$$A_d(s, s') = \begin{cases} +\theta, & \text{if } \text{IOU}(c, g) \geq \beta \\ -\theta, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $A_d$  表示终止奖励函数;  $\theta$  表示环境回馈给Agent的奖励值;  $\beta$  表示预设阈值。

## 1.2 电网图像数据智能标注与识别方法

根据前文提出的电网图像数据智能标注模型,研究进一步融合Transformer和YOLOX进行了电网绝缘子图像识别方法设计。Transformer模型具有较好的计算效率和性能,能够更好满足电网绝缘子的高精度巡检需求<sup>[10-11]</sup>。因此研究在Transformer模型基础上融合YOLOX构建电网绝缘子图像缺陷识别模型。具体框架如图2所示。

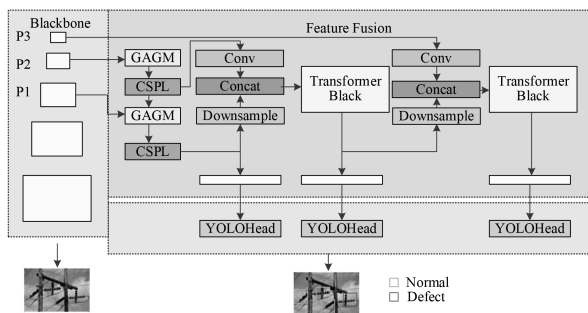


图2 融合Transformer和YOLOX的电网图像识别模型

图2中,该模型主要由主干网络、金字塔特征融合以及YOLOX头组成。其中,主干网络利用Transformer的特征模

块将跨阶段部分暗网(cross stage partial dark networks, CSPDarkNet)末尾残差的特征图转变为序列嵌入。同时,研究将金字塔特征融合中的跨阶段部分层(cross stage partial layer, CSPL)替换为Transformer模块。而全局注意力引导模块(global attention guidance module, GAGM)以图像的高级特征输出的信息对低细节信息进行引导<sup>[12-13]</sup>。高级特征图图像计算公式为

$$H = \eta(\text{BN}(\text{Conv}_{3 \times 3}(f_h))) \quad (3)$$

式中,  $H$  表示高级特征图;  $f_h$  表示低分辨率高级特征图;  $\text{Conv}_{3 \times 3}$  表示卷积层数;  $\eta$  表示激活函数;  $\text{BN}$  表示伯努利分布函数。输出式为

$$x_{\text{out}} = (x_a \otimes f_l) \oplus \text{upsample}(H) \quad (4)$$

式中,  $x_{\text{out}}$  表示输出;  $x_a$  表示高级特征图像全局上下文信息;  $f_l$  表示高分辨率低级特征图像;  $\text{upsample}(\cdot)$  表示2倍以上的采样运算。在识别阶段,YOLOX通过NMS进行多余结果的删除,但NMS利用IOU会导致多目标检测框的遮挡和目标遗漏<sup>[14-15]</sup>。因此,研究提出对NMS进行改进,将NMS的IOU替换为 $\alpha$ 次方的IOU。改进后的NMS为

$$\begin{cases} \alpha - \text{IOU} = \text{IOU}^\alpha \\ W = \begin{cases} W, & \alpha - \text{IOU}(m, p) < N \\ 0, & \alpha - \text{IOU}(m, p) \geq N \end{cases} \end{cases} \quad (5)$$

式中,  $\alpha - \text{IOU}$  表示改进IOU;  $W$  表示NMS;  $m$  表示当前最优置信度的识别结果;  $p$  表示其他识别结果;  $N$  表示设定阈值。因此,研究提出的电网绝缘子图像数据智能标注与识别方法流程如图3所示。

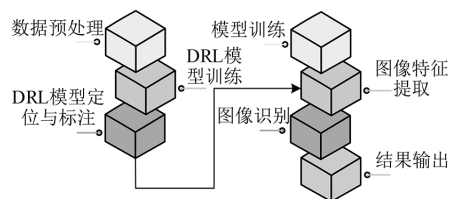


图3 电网绝缘子图像数据智能标注与识别方法

图3中,首先对输入的电网绝缘子图像进行数据预处理,根据提出的DRL电网图像数据智能标注模型进行绝缘子缺陷定位与标注。根据标注的位置,进一步利用电网图像识别模型对位置框内的图像特征进行识别与检测,最后输出识别结果。

## 2 电网图像数据智能标注与识别方法验证

为了验证提出方法的有效性,首先进行了标注模型性能验证,其次进行了识别模型验证。验证数据集为国家电网有限公司提供的绝缘子航摄图像,包括495张绝缘子图像,其中缺陷图像195张。另外,研究引入多示例学习(multiple instance learning, MIL)、类激活图谱(class activation maps, CAM)以及伪监督目标定位(pseudo supervised object localization, PSOL)进行了标注性能对比,结果如表1所示。

表1 不同模型的图像定位与标注结果

方法	检测速度/(s/张)	错误率/%	训练时间/h
DRL	1.20	0.28	1.33
MIL	4.61	7.91	5.33
CAM	3.22	6.30	3.56
PSOL	0.94	5.17	4.44

从表1可知,DRL定位标注错误率明显低于其他三种方法。虽在检测速度方面,DRL比PSOL慢了27.67%,但其检测错误率比PSOL降低了94.58%。对比四种方法的训练时间,DRL在绝缘子数据集中的训练消耗仅为1.33h。同时,研究进一步对比了不同方法的准确率和 $F_1$ 值,具体如图4所示。

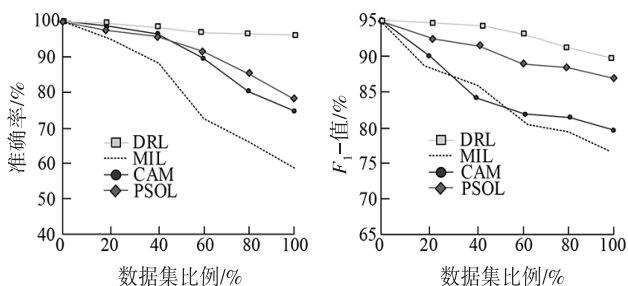


图4 不同比例数据集下的性能对比

从图4(a)可以看出,DRL随着数据集比例的增加,其准确率比其他方法更高。而结合图4(b)四种方法的 $F_1$ 值也可以看出,DRL基础上的标注模型具有更高的 $F_1$ 值。这说明研究提出的图像数据智能标注模型在电网绝缘子图像数据智能标注方面具有优越性。在此基础上,研究进一步对比了提出的电网图像识别模型与其他模型的识别性能,具体如图5所示。

从图5(a)可知,研究提出的模型识别准确率比其他几种模型更优越。研究提出的模型全类平均精度(mean average precision, mAP)为77.68%,比RetinaNet增加了25.80%。对比图5(b)五种模型的检测速度,可以看出研究提出的模型速度更快,更能够满足电网巡检的实时性需求。研究提出的方法可视化识别结果如图6所示。

从图6(a)可以看出,DRL模型对绝缘子进行了准确标注。图6(b)所示为某一缺陷绝缘子的识别结果。可以看出,研究提出的方法在电网绝缘子图像的智能标注与识别方面具有一定的可行性和应用意义。

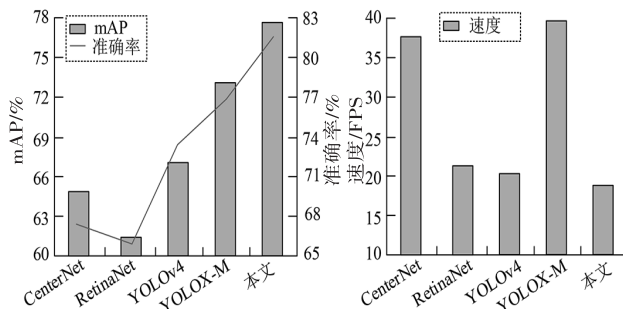


图5 不同模型识别性能对比

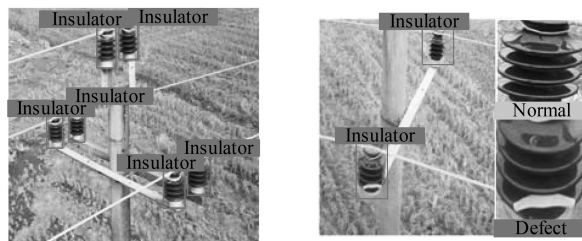


图6 电网图像数据智能标注与识别方法可视化结果

## 3 结束语

为了提高电网绝缘子巡检效率,研究提出了一种Transformer基础上的电网绝缘子图像数据智能标注与识别方法。首先利用DRL构建数据定位标注模型,其次融合Transformer与YOLOX构建了一种图像识别检测模型。验证显示,DRL模型的标注错误率比其他方法平均降低了95.53%,训练时间消耗平均减少了69.29%。识别模型mAP值比其他方法平均增加了16.62%。结果表明,研究提出的方法具有理想的性能,检测识别速度更快。在电网绝缘子图像标注与识别方面具有可行性和应用价值。然而,研究的不足是仅考虑了绝缘子的外形缺陷。下一步将考虑加入辅助学习等技术,提高对电网绝缘子缺陷的识别效果,以期推动电网巡检技术的智能化和高效化发展。

## 参考文献

- [1] 何友辉,陈洪斌,李飞,等. 固体绝缘子的真空沿面闪络研究[J]. 强激光与粒子束, 2023, 35(3):135-144.
- [2] 王枫,周斌,胡济洲,等. 基于层次聚类的配电网发展建设差异分析方法[J]. 微型电脑应用, 2023, 39(7):98-100.
- [3] 付晶,谈家英,周立玮,等. 输电线路无人机巡检图像缺陷智能识别方法分析[J]. 高电压技术, 2023, 49(1):103-110.
- [4] 杨静. 基于图像处理和BP神经网络的森林防火无人机系统[J]. 农机化研究, 2025, 47(2):205-209.
- [5] 高翠玲. 图像分析算法在无人机果园巡检系统中的应用[J]. 农机化研究, 2024, 46(11):214-218.
- [6] 刘新,常英贤,孙莉莉,等. 基于深度学习的电网网络攻击检测研究[J]. 自动化仪表, 2022, 43(12):81-91.
- [7] 田婷,虞延坤,牛新征. 边缘计算环境下基于深度学习的DDos检测[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(7):28-34.

(下转第176页)