

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2024.03.028

基于改进YOLOX网络的雾天绝缘子缺陷检测

汤璐¹, 王淑青¹, 王年涛¹, 要若天², 王一博¹

(1. 湖北工业大学电气与电子工程学院, 武汉 430068; 2. 武汉大学电气与自动化学院, 武汉 430072)

摘要: 绝缘子作为输电线路中重要的元器件,对绝缘子缺陷的识别和定位在电网巡检方面有重要意义。为了对雾天情况下绝缘子状态进行准确定位识别,改进了YOLOX目标检测网络。首先,为了加快网络的训练速度,改进了激活函数;其次,为了解决小目标样本相较于整体样本较少和样本不均衡的问题,改进了图像增强方法和损失函数;最后,将改进的YOLOX网络在数据集上与4种目标检测网络进行比较。实验结果表明,在雾天数据集上,改进后YOLOX的准确度、平均准确率和每秒处理图片张数都有一定提升,符合无人机巡检的要求。

关键词: 绝缘子缺陷; 目标检测; 雾天巡检; 改进YOLOX

Insulator Defect Detection in Foggy Condition Based on Improved YOLOX Network

TANG Lu¹, WANG Shuqing¹, WANG Niantao¹, YAO Ruotian², WANG Yibo¹

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China; 2. School of electrical and automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: As an important component of transmission line, the identification and location of insulator defects is of great significance in patrol inspection of power grid. For accurately locating and identifying the insulator state in foggy condition, the YOLOX target detection network is improved. Firstly, in order to speed up the network training, the activation function is improved; Secondly, for solving the problem that the small target samples are less than the whole samples and the samples are unbalanced, the image enhancement method and loss function are improved; Finally, the improved YOLOX network is compared with four target detection networks on the data set. The experimental results show that on the foggy data set, the accuracy, average precision and the number of frames per second of the improved YOLOX are improved to a certain extent, which meets the requirements of UAV patrol inspection.

Key words: insulator defects; target detection; patrol inspection in foggy condition; improved YOLOX

0 引言

伴随着智能电网的提出,电力系统的安全问题越来越受到重视^[1]。对输电线路中重要元器件的故障精准检测是确保电力系统安全性和可靠性的前提^[2]。而绝缘子作为输电线路的重要组成部分,越来越多的研究者们致力于绝缘子缺陷检测的研究^[3]。伴随着无人机巡检技术在输电线路巡检的运用,目标检测网络在准确识别绝缘子种类和缺陷种类的同时,又可以将其准确定位^[4]。许多学者把目标检

测网络运用在绝缘子缺陷检测中^[5]。文[6]将Faster R-CNN检测网络运用在输电线路无人机自主巡检系统中。文[7]将全卷积网络(fully convolutional network, FCN)与YOLOv3目标检测网络结合。文[8]利用YOLOv4检测网络并结合重建的分水岭算法进行绝缘子爆裂识别和缺陷定位。文[9]设计了一种基于改进YOLOv5卷积神经网络的绝缘子缺陷检测方法。

而在最近的研究中,无锚策略逐渐得到应用。文[10]采用改进的全卷积一阶段目标检测器(fully

convolutional one-stage object detection, FCOS)对高铁绝缘子等部件进行定位。文[11]使用改进 CenterNet 网络运用在高压输电线路巡检故障实时检测中。文[12]使用 RetinaNet 进行绝缘子自爆检测,该网络启发式引导特征选择,以选择更合适的特征,提高检测的性能。文[13]改进 CornerNet 算法,解决了绝缘子数据集相似度高、背景复杂、遮挡面积大导致检测困难的问题。文[14]中将解耦头、无锚策略以及标签分配等目标检测领域的优秀进展与 YOLO 进行了巧妙地集成组合,提出了开源的 YOLOX。

但是目前大多数基于目标检测网络的绝缘子缺陷检测方法的应用场景仅局限于白天晴朗天气下,对于雾天等较复杂的场景下的绝缘子缺陷检测的研究仍然较少^[15]。文中的研究目标集中在雾天这一复杂场景下的绝缘子缺陷检测中,并将 YOLOX 网络运用在雾天绝缘子缺陷检测中,并针对实际情况进行了改进。实验结果表明,改进 YOLOX 能在雾天的情况下准确识别绝缘子类型和缺陷类型,并进行准确识别和定位,符合无人机实时检测的需求。

1 雾天绝缘子缺陷识别前置工作

雾天能见度低,在进行无人机电力巡检时,直接进行绝缘子缺陷检测会导致缺陷的漏检和错检^[16]。让目标检测网络在训练时更多地接触雾天情况下的绝缘子缺陷图像,可以让目标检测网络对雾天情况下的绝缘子缺陷识别更加敏感。以便于在雾天情况下,工作人员也能利用无人机进行绝缘子缺陷检测。

1.1 雾天数据集的确定

由于雾天绝缘子缺陷检测的相关数据集并不多见,基于文[17]采集的真实情况下的绝缘子数据集,并进行了分类,将有污秽(filth)、裂缝(crack)和破损(breakage)的绝缘子记为有缺陷(defected insulator)的绝缘子,无缺陷的为正常绝缘子(normal insulator)。其中有聚合灰色绝缘子(polymeric grey insulator, PGI)、陶瓷针形绝缘子(ceramic pin insulator, CPI)、玻璃绿绝缘子(glass green insulator, GGI)和陶瓷双色绝缘子(ceramic bicolor insulator, CBI)4种绝缘子,有缺陷的绝缘子图片各有120张,无缺陷的绝缘子图片各有400张。但是该图片都是在正常情况下拍摄的,为保证数据能够充分反映雾天检测复杂性,并确定雾天绝缘子数据集,文中建立大气散射模型^[18]为

$$I(x) = J(x)e^{-\beta d(x)} + A(1 - e^{-\beta d(x)}) \quad (1)$$

式(1)中: $I(x)$ 和 $J(x)$ 分别为有雾图像和无雾图像在位置 x 上的像素值; A 为大气光强,通常是定值; β 为大气散射系数以及 $d(x)$ 代表场景深度,随着位置的变化而变化。据上述数学模型,通过调整参数 A 和 β 生成3种不同浓度雾气图像,分别为轻雾($A=1, \beta=0.04$)、中雾($A=1, \beta=0.06$)以及重雾($A=1, \beta=0.1$)。

最终形成32种类型的数据集共8 320张,其中有缺陷(defected)的绝缘子1 920张,正常(normal)的绝缘子6 400张。

1.2 目标检测模型的确定

在目标检测网络的应用研究过程中,YOLO 系列凭借快速响应、高精度、结构简单以及容易部署的特点备受研究者的青睐^[19]。伴随着 YOLO 系列目标检测框架的不断改进,研究者们提出了开源的 YOLOX,实现了超越以往 YOLO 系列的平均准确率 AP(average precision)。YOLOX 检测框架由输入部分(input)、骨干网络部分(backbone)、中间部分(neck)和预测部分(prediction)4部分组成。其中骨干网络使用 CSPDarkNet。中间部分将 FPN(feature pyramid networks,特征金字塔网络)和 PANet 结构进行结合,FPN 将高层的强语义特征传递下来,对整个金字塔进行增强,而 PANet 将低层的语义特征传递上去^[20]。预测部分使用解耦头(decoupled head)、无锚策略(anchor free)以及优先标签分配策略。

为了快速准确地雾天识别出绝缘子是否有缺陷,文中将 YOLOX 检测框架运用在雾天绝缘子缺陷实时检测中,但直接简单的套用网络框架是不现实的。将 YOLOX 检测框架直接运用在雾天绝缘子缺陷实时检测中后,并没有达到特别好的效果,故对该网络进行了部分的改进。

2 改进目标检测网络

2.1 输入端

YOLOX 中运用了 Mosaic 增强和 Mixup 增强两种增强方式并在最后 15epoch 关闭。在实验过程中发现保留 Mosaic 增强方式,剔除 Mixup 增强方式,网络 AP 更高,故图像增强最终只运用 Mosaic 增强方式。由于绝缘子缺陷在目标识别时属于小目标识别,并且小目标样本相较于整体样本较少,为了增加小目标样本的数量,对 Mosaic 增强方式进行改进,将原本将4张图片进行随机裁剪,再拼接成1张图片作为训练数据,修改成将8张图片进行随机裁剪,再拼接在1张图片上作为训练数据。改进 Mosaic 增强的示意图见图1。

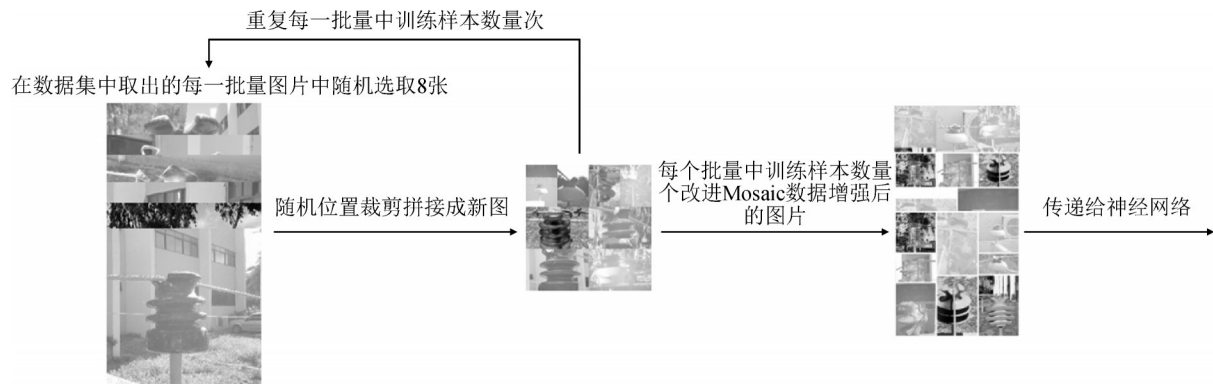


图 1 改进 Mosaic 增强示意图

Fig. 1 Improved Mosaic enhancement diagram

2.2 激活函数

激活函数(activation function)是目标检测网络中必不可少的一部分^[21]。目标检测网络利用激活函数加入非线性因素,从而提高神经网络对模型的表达能力,使网络可以学习复杂的数据,解决线性模型所不能解决的问题^[22]。因此激活函数的选取非常重要。

YOLOX 中使用的是 SiLU 激活函数,其数学表达式为

$$f(x)=x \cdot sigmoid(x) \tag{2}$$

为了验证不同激活函数对训练时间和 AP 的影响,进行了对比实验。实验结果见表 1。

表 1 不同激活函数 AP 和训练时间的对比表

Table 1 Comparison table of AP and training time of different activation functions

激活函数	时间/min	AP
ReLU	1 247	0.791
SiLU	1 660	0.823
LeakyReLU	2 053	0.803
Tanh	1 995	0.799
ReLU+SiLU	1 333	0.819

实验结果表明用 ReLU 函数替代 SiLU 函数 可以有效提高训练速度,但 AP 有所降低。ReLU 激活函数的数学表达式为

$$f(x)=\begin{cases} 0 & x \leq 0 \\ x & x > 0 \end{cases} \tag{3}$$

ReLU 激活函数大于 0 部分是一条直线,仅靠小于 0 时截断为 0 实现非线性,其对非线性的表达能力相对于 SiLU 激活函数较差。YOLOX 使用 SiLU 激活函数可以增加非线性,但训练速度较慢。为了均衡推理速度和 AP,文中将 ReLU 激活函数与 SiLU 函数进行结合使用,即骨干网络部分和中间部分使用 ReLU 激活函数,预测部分使用 SiLU 激活函数。表 1 表明该方法能在降低训练时间的同时,能保持较高

的 AP。

2.3 损失函数

YOLOX 中 iou_loss 采用交并比损失函数(intersection over union loss, IoU Loss)^[23],而 obj_loss 和 cls_loss 都是采用交叉熵损失函数(cross-entropy loss)^[24]。交叉熵损失函数 loss 为

$$loss=-\frac{1}{N}\sum_{n=1}^N\sum_{i=1}^Kw_it_{ni}\ln y_{ni} \tag{4}$$

式(4)中: N 为样本数; K 为类别数; w_i 为第 i 类的权重; t_{ni} 第 n 个样本属于第 i 类的指标; y_{ni} 为网络将第 n 个输入与第 i 类相关联的概率。

为了补偿雾天数据集类别样本不平衡的问题,文中将 obj_loss 使用的交叉熵损失函数替换为 Focal_Loss^[25]。Focal_Loss 函数将交叉熵函数乘以一个调制因子,以增加网络对雾天绝缘子样本的敏感性。图像 Y 和相应的情况 T 之间的损失函数 Loss 由式(5)给出

$$Loss=-\frac{1}{M}\sum_{m=1}^M\sum_{k=1}^KT_{mk}\alpha(1-Y_{mk})^{\gamma}\ln(Y_{mk}) \tag{5}$$

式(5)中: K 为种类的数量; M 为观测值的数量,通常是沿 Y 的前两个维度的元素数量乘以锚定框的数量。以及 α 和 γ 两个参数协调来控制,本实验 $\alpha=0.25, \gamma=2$ 。

3 实验仿真验证

3.1 实验环境

实验环境配置见表 2。

其中数据集划分为训练集和测试集,训练集 5 824 张,测试集 2 496 张,比例为 7:3。实验训练了总共 1 000 个轮(epochs)。采用的是随机梯度下降优化方式(SGD)进行训练,每一批量中训练样本数量(batchsize)为 16,动量参数为 0.9。学习率为 0.01,并且之后采用余弦衰减,权重衰减系数为 0.000 5。

表2 实验环境

Table 2 Experimental environment

名称	配置信息
操作平台	Windows 10
显卡	NVIDIA GeForce RTX3060
GPU加速库	CUDA 11.1 CUDNN-V8.0.4.30
CPU	AMD Ryzen 7 5800H
软件	Python 3.8.10

3.2 实验评估指标

为了更加客观地衡量网络框架在雾天情况下绝缘子缺陷识别中的优势,文中引入了如下指标进行综合评价:

准确度 ACC (accuracy),其计算式为

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (6)$$

式(6)中: TP (true positives)为被正确识别为正样本的数量; FP (false positives)为负样本被错误识别为正样本的数量; TN (true negatives)为负样本被正确识别为负样本的数量; FN (false negatives)为正样本被错误识别为负样本的数量。

AP 为准确率($Precision$)和召回率($Recall$)曲线下面的面积, AP 越大,网络的性能越好。其中 $Precision$ 和 $Recall$ 的计算式为:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

每秒处理图片张数 FPS (frames per second),每秒处理图片张数越高,网络的速度越快。

3.3 结果分析

为了验证改进YOLOX对于网络性能的改进,文中将其每一步改进前后网络性能评价指标的变化进行了对比,对比结果见表3。

表3 改进前后对比表

Table 3 Comparison table before and after improvement

检测模型	ACC	FPS /张	训练时间/min	AP
YOLOX	0.906	81.95	1 660	0.823
+ReLU+SiLU	0.897	83.48	1 333	0.819
-mixup	0.915	84.77	1 320	0.831
+改进Mosaic	0.938	85.58	1 351	0.891
+Focal Loss	0.963	87.98	1 340	0.917

表3显示与原始的YOLOX相比,改进的YOLOX准确度提高了0.057、每秒处理图片张数提高了6.03张、训练时间减少320 min和 AP 提高了0.094。综上改进YOLOX提高了网络的性能,能够满足实时检测的需要。

为了验证改进YOLOX在雾天绝缘子缺陷检测中的优势,文中将改进YOLOX与目前目标检测领域运用较多的网络进行比较,见表4。结果表明与其他网络进行比较,改进YOLOX仍具有优势。

表4 与其他网络对比结果

Table 4 Compare results with other networks

检测模型	ACC	AP	训练时间/min	FPS /张
YOLOv3 ^[16]	0.886	0.801	1 572	79.59
YOLOv4 ^[17]	0.898	0.815	1 535	79.47
YOLOv5 ^[18]	0.893	0.800	1 247	79.77
YOLOX	0.906	0.823	1 660	81.95
改进YOLOX	0.963	0.917	1 340	87.98

为了更加直观地观察不同网络的训练情况,本实验选取训练情况绘制了训练准确度图,见图2。

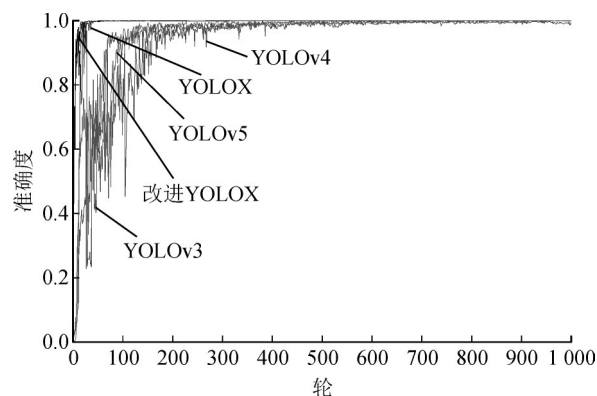


图2 不同网络的准确度对比

Fig. 2 Accuracy comparison of different networks

由图2可看出在相同迭代轮数,YOLOX网络相较于其他网络,其达到所需精度的迭代轮数更少,相同轮数内达到的精度更高。

改进YOLOX网络部分结果见图3。

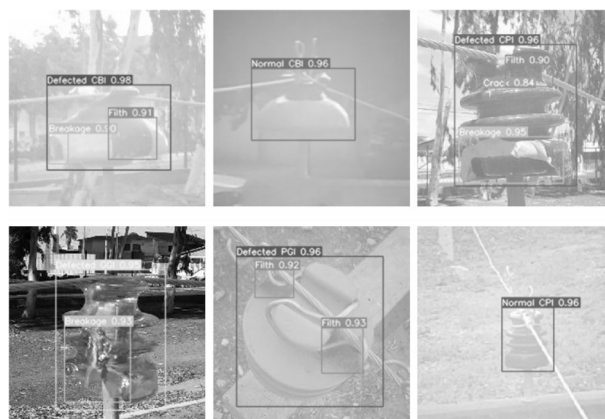


图3 部分结果图

Fig. 3 Partial result diagram

4 结论

1)为了解决雾天绝缘子图片数据不足的问题,文中利用大气散射模型对数据集进行加雾处理,形成了32种雾天数据集。

2)为了对雾天情况下绝缘子状态进行准确定位识别,改进了YOLOX目标检测网络。为了加快网络的训练速度,改进了激活函数。其次,为了解决小目标样本相较于整体样本较少和样本不均衡的问题,改进了图像增强方法和损失函数。实验结果表明,在雾天数据集上,改进的YOLOX的准确度达到0.963、平均准确度为0.917和每秒处理图片张数为87.98张,符合无人机输电线路巡检的要求。

参考文献:

- [1] 游广增,肖亮,李玲芳,等.典型高比例新能源地区电网采用柔性直流技术进行加强的方案设计方法[J].电力电容器与无功补偿,2020,41(1):142-150.
YOU Guangzeng, XIAO Liang, LI Lingfang, et al.Design method for reinforcement scheme of typical regional power grid with high proportion of renewable energy using VSC-HVDC technology[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2020, 41(1): 142-150.
- [2] 潘翀,沈鹏飞,张忠,等.基于无人机巡检图像的绝缘子串实时定位研究[J].电瓷避雷器,2020(1):234-240.
PAN Chong, SHEN Pengfei, ZHANG Zhong, et al.Research on real-time positioning of insulator strings based on UAV inspection images[J]. Insulators and Surge Arresters, 2020 (1): 234-240.
- [3] 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.
HE Ninghui, WANG Shijie, LIU Junfu, et al.Research on infrared image missing insulator detection method based on deep learning[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(12): 132-140.
- [4] 李俊,任景,王晔琳,等.基于改进U-net和CNN的绝缘子自爆检测方法研究[J].智慧电力,2021,49(8):98-103.
LI Jun, REN Jing, WANG Yelin, et al.Insulator self-explosion detection method based on improved U-net and CNN[J]. Smart Power, 2021, 49(8): 98-103.
- [5] 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.
LIU Guowei, HE Jinxiong, YANG Yong.Insulator fault detection method based on image recognition technology and intelligent algorithm[J]. Insulators and Surge Arresters, 2021(4): 191-195.
- [6] 吴锡,王梓屹,宋柯,等.基于Faster RCNN检测器的输电线路无人机自主巡检系统[J].电力信息与通信技术,2020,18(9):8-15.
WU Xi, WANG Ziyi, SONG Ke, et al.The autonomous inspection system of transmission line UAV based on Faster RCNN detector[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2020, 18(9): 8-15.
- [7] 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.
WANG Zhuo, WANG Yujing, WANG Qingyan, et al.Two stage insulator fault detection method based on collaborative deep learning[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(17): 3594-3604.
- [8] 刘悦,黄新波.基于YOLOv4和改进分水岭算法的绝缘子爆裂检测定位研究[J].电网与清洁能源,2021,37(7):51-57.
LIU Yue, HUANG Xinbo.Research on insulator burst fault identification based on YOLOv4 and improved watershed algorithm[J]. Advances of Power System & Hydroelectric Engineering, 2021, 37(7): 51-57.
- [9] 西北工业大学.一种基于改进YOLOv5卷积神经网络的绝缘子缺陷检测方法:CN202110200871.8[P].2021-05-18.
Northwestern Polytechnical University. A method for detecting insulation defects based on improved YOLOv5 convolutional neural network:CN202110200871.8[P].2021-05-18.
- [10] 陈强.高铁接触网零部件检测与缺陷识别算法研究[D].杭州:浙江大学,2021.
CHEN Qiang.Research of detection and defect recognition algorithm for components and parts of high-speed railway catenary[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021.
- [11] 赵锐,赵国伟,张娟,等.改进CenterNet的高压输电线路巡检故障实时检测方法[J].计算机工程与应用,2021,57(17):246-252.
ZHAO Rui, ZHAO Guowei, ZHANG Juan, et al. Real-time fault detection method for high voltage transmission line based on CenterNet improved algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(17): 246-252.
- [12] 林志成,缪希仁,江灏,等.多模型融合的输电线路绝缘子自爆故障检测[J].福州大学学报(自然科学版),2020,48(2):217-223.
LIN Zhicheng, MIAO Xiren, JIANG Hao, et al.Multi-model fusion of transmission line insulator self-explosion fault detection[J]. Journal of Fuzhou University(Natural Science Edition), 2020, 48(2): 217-223.
- [13] 高强,汪梦闪.基于深度学习算法的航拍绝缘子检测[J].电工技术,2021(3):1-4.
GAO Qiang, WANG Mengshan.Aerial insulator detection based on deep learning algorithm[J]. Electric Engineering,

- 2021(3):1-4.
- [14] GE Z, LIU S, WANG F, et al. YOLOX: Exceeding YOLO Series in 2021[C]//Online meeting: 2021 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). [S.l.]: IEEE, 2021: 1-7.
- [15] 陈 硕, 钟汇才, 李勇周, 等. 基于多尺度特征多对抗网络的雾天图像识别[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(11): 2680-2690.
- CHEN Shuo, ZHONG Huicai, LI Yongzhou, et al. Haze image recognition based on multi-scale feature and multi-adversarial networks[J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(11): 2680-2690.
- [16] 马 政. 盐雾条件下接触网染污绝缘子电场分布研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2020.
- MA Zheng. Research on electric field distribution of catenary polluted insulators under salt fog[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2020.
- [17] PRATES R M, CRUZ R, MAROTTA A P, et al. Insulator visual non - conformity detection in overhead power distribution lines using deep learning[J]. Computers & Electrical Engineering, 2019(78): 343-355.
- [18] WANG C, DING M, ZHANG Y, et al. A single image enhancement technique using dark Channel prior[J]. Applied Sciences, 2021, 11(6): 2712-2726.
- [19] 许德刚, 王 露, 李 凡. 深度学习的典型目标检测算法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(8): 10-25.
- XU Degang, WANG Lu, LI Fan. Review of typical object detection algorithms for deep learning[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(8): 10-25.
- [20] QING Y, LIU W, FENG L, et al. Improved YOLO network for free - angle remote sensing target detection[J]. Remote Sensing, 2021, 13(11): 2171-2190.
- [21] 李一波, 郭培宜, 张森悦. 深度卷积神经网络中激活函数的研究[J]. 计算机技术与发展, 2021, 31(9): 61-66.
- LI Yibo, GUO Peiyi, ZHANG Senyue. Research on activation function in deep convolutional neural network[J]. Computer Technology and Development, 2021, 31(9): 61-66.
- [22] 刘恒勇, 史帅彬, 徐旭辉, 等. 一种关联RNN模型的非侵入式负荷辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(13): 162-170.
- LIU Hengyong, SHI Shuaibin, XU Xuhui, et al. A non - intrusive load identification method based on RNN model[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(13): 162-170.
- [23] ZHOU Dingfu, FANG Jin, SONG Xibin, et al. IoU loss for 2D/3D object detection[C]//2019 International Conference on 3D Vision (3DV). Canada: IEEE, 2019: 85-94.
- [24] LOHALA S, ALSADOON A, PRASAD P W C, et al. A novel deep learning neural network for fast-food image classification and prediction using modified loss function[J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(17): 25453-25476.
- [25] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(2): 318-327.

汤 璐(1999—), 女, 硕士研究生, 研究方向为智能电网 (E-mail: 1103157350@qq.com)。

王淑青(1969—), 女, 教授, 研究生导师, 研究方向为智能控制 (E-mail: 254831618@qq.com)。

(上接第222页)

- on uneven icing of lines in adjacent towers under pass micro-topography[J/OL]. Proceedings of the CSEE: 1-13[2023-10-01]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013>.
- [29] 吴建蓉, 姜 苏, 黄 欢, 等. 不同电压等级直线塔线路覆冰拉力值预警模型及核密度概率估计研究[J]. 电瓷避雷器, 2022(5): 199-204.
- WU Jianrong, JIANG Su, HUANG Huan, et al. Early warning model and kernel density probability estimation of icing tension value of tangent Tower lines with different voltage levels[J]. Insulators and Surge Arresters, 2022(5): 199-204.
- [30] 张 璐, 韩彦华, 蒲 路, 等. 超特高压地线及光纤复合架空地线的带电融冰装置及方法: CN202211477579.1 [P]. 2023-03-28.
- ZHANG Lu, HAN Yanhua, PU Lu, et al. The device and method for energized de - icing of ultra - high voltage overhead power lines and fiber optic composite overhead power lines: CN202211477579.1 [P]. 2023-03-28.
- [31] 直流融冰系统设计技术规程: DL/T 5511—2016[S]. 2016.
- Technical code for design of DC de - icing system: DL/T 5511—2016[S]. 2016.
- 张 璐(1987—), 男, 博士, 教授级高级工程师, 从事输电设备智能运检技术、状态检测与评估技术研究 (E-mail: zhang.lu.hv@stu.xjtu.edu.cn)。