DOI: 10.13382/j.jemi.B2306898

基于 UDD-YOLO 的边缘端绝缘子放电严重程度评估算法*

杨 阳[1] 杨 帅[1] 闫 敏[1] 胡晨龙[2] 裴少通[2]
(1. 国网河北省电力有限公司超高压分公司 石家庄 050000;2. 华北电力大学(保定) 保定 071000)

摘 要:绝缘子是输电线路的重要组成部分,其放电问题是导致输电线路故障的主要原因之一,故需要可以准确对绝缘子放电严重程度进行快速评估且可在边缘端实时监测的算法方法。本文针对以上问题,首先对 YOLOv8 目标检测算法进行轻量化改进,首先引入 Mosaic-9 数据增强方法改进输入端,提高了算法的鲁棒性及泛用能力;而后引入了 GhostNet 网络替换主干网络,实现了对模型的轻量化;再引入 GeLU 激活函数替换 ReLU 激活函数,提高算法的收敛速度和检测精度;最后,引入了 SIoU 损失函数,对网络进行了优化,最终形成了 UDD-YOLO 边缘端绝缘子放电严重程度评估算法。经实验验证,其在边缘端设备实现了 87.6% mAP 及 58 fps 的推理速度,满足了在边缘端对绝缘子放电严重程度进行评估的要求,且通过消融、对比试验证明了本文提出的算法的有效性及优越性。

关键词: 紫外成像;放电评估;目标识别;YOLOv8
中图分类号: TP183 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 520.2026

UDD-YOLO based edge-end insulator discharge severity assessment algorithm

Yang Yang[1] Yang Shuai[1] Yan Min[1] Hu Chenlong[2] Pei Shaotong[2]
(1. State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd., Ultra High Voltage Branch, Shijiazhuang 050000, China;
2. North China Electric Power University (Baoding), Baoding 071000, China)

Abstract: Insulators are an important part of transmission lines, and their discharge problem is one of the main causes of transmission line faults, so there is a need for algorithms that can accurately and quickly assess the severity of insulator discharge and can be monitored in real time at the edge. In this paper, in order to address the above problems, the YOLOv8 target detection algorithm is firstly lightweighted and improved. Firstly, Mosaic-9 data enhancement method is introduced to improve the input, which improves the robustness and generalization ability of the algorithm; then GhostNet network is introduced to replace the backbone network, which realizes the lightweighting of the model; then the GeLU activation function is introduced to replace the ReLU activation function, which improves the convergence speed and detection accuracy of the algorithm; then the GELU activation function is introduced to replace the ReLU activation function. The GeLU activation function is introduced to replace the RELU activation function to improve the convergence speed and detection accuracy of the algorithm; finally, the SIoU loss function is introduced to optimize the network, and the UDD-YOLO edge-end insulator discharge severity assessment algorithm is finally formed. Experimentally verified, it achieves 87.6% mAP and 58 frames/s inference speed in the edge-end device, which meets the requirement of evaluating the severity of insulator discharge in the edge-end, and the effectiveness and superiority of the algorithm proposed in this paper is proved by ablation and comparison tests.

Keywords: ultraviolet imaging; discharge assessment; target recognition; YOLOv8

0 引 言

绝缘子是输电线路的重要组成部分,其长期运行的过程中可能会因为环境及电力负荷等因素产生老化和损伤,导致其绝缘性能下降,从而引发放电问题,而绝缘子放电是导致输电线路故障和事故的重要原因之一,故需要巡检人员对绝缘子放电的严重程度进行评估,及早的

收稿日期: 2023-09-18 Received Date: 2023-09-18
*基金项目:国网河北省电力有限公司科技项目(kj2022-052)资助

发现潜在的故障风险,及早采取维护措施,避免扩大故障造成电力系统的波动[1-3]。然而,当前巡检人员进行绝缘子放电严重程度评估主要依赖于巡检结束后对视频进行分析或凭借经验在现场判断,这些方法效率低下且可能无法实时准确地评估放电程度。因此,亟需一种能够在边缘端实时进行准确评估的算法,以辅助巡检人员在现场进行放电严重程度评估,从而提高巡检效率。

近年来,有少量针对输电线路组件进行放电评估的研究被提出,郭建鑫等[4]提出采用局部均值分解及长短期记忆神经网络对盆式绝缘子局部放电进行分类识别;谭兴华等[5]提出一种基于改进 CNN 网络的电气绝缘子放电无损检测方法,通过多次非线性转换增强卷积核提取特征的操作,降低了模型的参数量并提升了识别准确率;王胜辉等[6]采用改进 SSD 模型对紫外放电图像进行识别,并设计了自主更新学习率机制,实现了对绝缘子放电严重程度的评估;褚瑶鹏[7]通过绝缘子放电实验构建了绝缘子紫外放电强度数据集,并实现了通过 YOLOv3 目标检测算法对绝缘子放电严重程度的估计;律方成等[8]提出了采用损失函数改进的 YOLOv3 算法实现对磁悬式绝缘子放电严重程度评估;Pei 等[9]提出采用卷积神经网络对绝缘子紫外放电模式及逆行分类。但随着当前大量无人机投入巡检作业,对采用边缘端对数据进行分析的需求增加,当前的研究中大部分方法采用的机器学习算法准确率较低且方法均未针对部署于边缘端的场景做优化,这就导致了其在无法在边缘端计算设备上实时运行。

本文针对上述问题,在 YOLOv8 算法的基础上,首先引入 Mosaic-9 数据增强方法,对算法的输入端进行改进,有效地提高算法的鲁棒性及泛化能力;而后采用幽灵网络(GhostNet)[10]轻量化网络对主干网络(Backbone)进行替换并引入了 GELU 激活函数及 SIoU,最终构建形成轻量化边缘端绝缘子放电严重程度估计算法(UV-discharge-detection-YOLO,UDD-YOLO),实现了在边缘端设备的高精度、高推理速度的部署。

1　UDD-YOLO

1.1　YOLOv8 网络模型

YOLOv8 是当前单阶段(one-stage)目标检测算法的代表 YOLO 系列[11-16]算法的最新研究成果,其在 YOLOv5 算法的基础上进行了改进,实现了当前最高速、最准确的检测效果,YOLO 系列算法当前在很多方面有了较多的应用[17-26]。

YOLOv8 网络结构同 YOLOv5 算法相似,由输入端(Input)、主干网络(Backbone)、颈部网络(Neck)、检测头(Head)4 部分组成,其中主干网络及颈部网络采用 C2F 结构替换掉了 YOLOv5 的 C3 结构;颈部网络采用了解耦结构,用 Anchor-Free 方法替换为 Anchor-Based;Loss 函数相较于 YOLOv5 引入了分布聚焦损失(distribution focal loss,DFL),这些改进均有效提高了模型的检测精度,但是其中大部分改进方法仅在高性能 GPU 服务器有较好的效果,对边缘端设备并不友好。

本文针对边缘端应用时对推理速度及准确率的需求,对 YOLOv8 基础目标检测模型进行了改进,主要包括输入端、Backbone、激活函数及损失函数 4 方面的改进,改进后形成的 UDD-YOLO 模型结构图如图 1 所示。

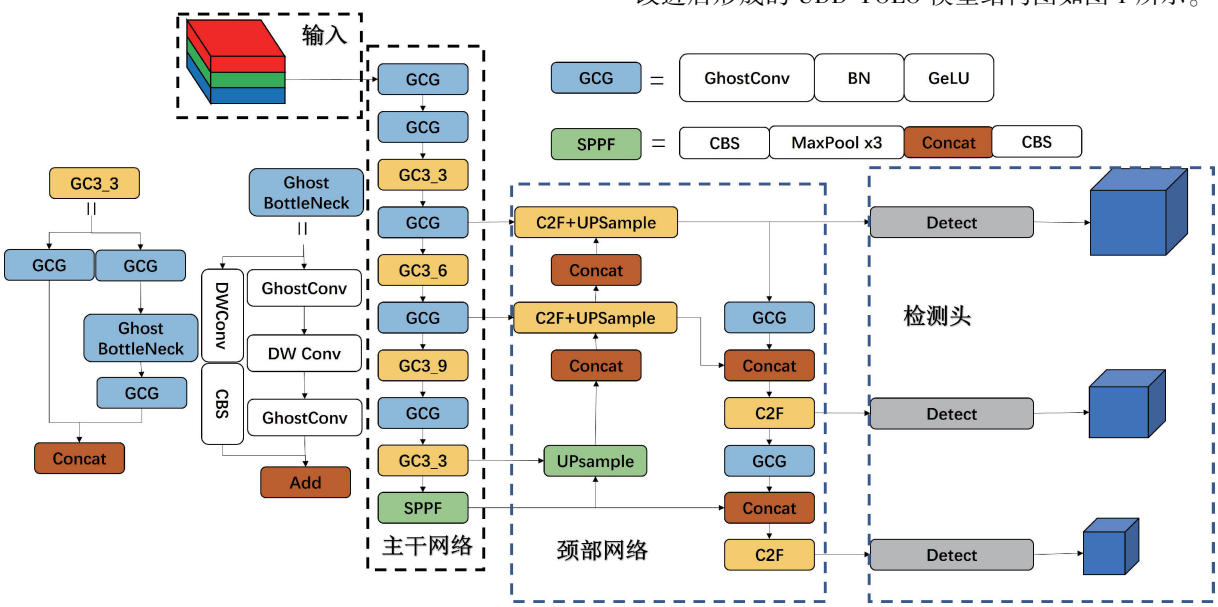


图 1　UDD-YOLO 网络模型

Fig. 1　UDD-YOLO network model diagram

1.2　Mosaic-9

Mosaic 增强为 YOLO 系列算法常用的对输入图像进行处理的方法，采用将图像分割成多块或将多个图像合为一个图像的方法提高图像的质量，以此来实现提高网络的鲁棒性的效果。

由于无人机挂在紫外吊舱或巡检人员采用紫外设备对绝缘子进行拍摄的图像通常含有大量背景、特征信息，这对算法的泛化能力是巨大的考验，为解决这一问题，本文采用 Mosaic-9 数据增强方法对原版 YOLOv8 的 Mosaic-4 增强方法进行优化。在输入时，随机对 9 张图片进行采用旋转、剪裁、增加噪声等方法进行处理，而后将其拼接为单张图片输入到网络中。其相较于 Mosaic-4 增强方法，Mosaic-9 由于拼接的图像更多，可以包含更多的特征、背景信息及多尺度的目标，改进可以有效地提高网络的泛化能力及缓解模型的过拟合情况。

1.3　GhostNet

常见的深层卷积神经网络通常是由大量卷积组成，这导致了很大的计算成本。YOLOv8 在 YOLOv5 的 CSPNet 的基础上引入了梯度流更丰富的 C2F 结构，这个结构大幅地提高了模型的准确率，但是由于其是针对高算力的大型计算机设计，对于低算力的边缘端设备则过于复杂，很难实现良好的推理速度及推理精度，而 GhostNet 网络采用轻量化设计，整体由 Ghostconv 模块堆叠而成，其在进行卷积堆叠的同时，模块还利用线性运算生成 Ghost 特征，并将特征融合形成模块的输出，实现精度保持的同时压缩了网络结构和运算量。GhostConv 模块的基本运行原理如图 2 所示。

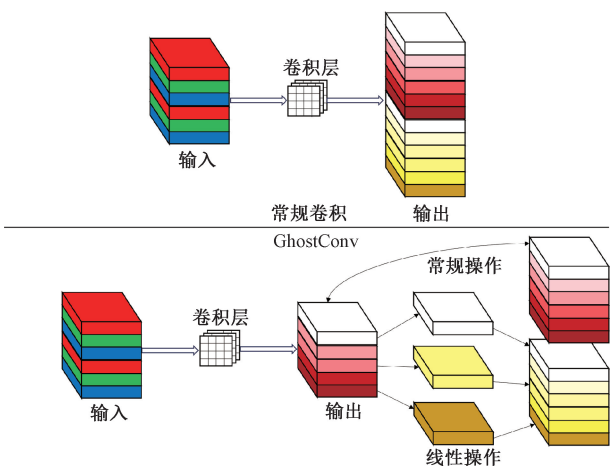


图 2　GhostConv 运行原理

Fig. 2　GhostConv operation principle

相较于普通卷积直接输出全部的特征图，Ghostconv 首先进行一次生成较少特征图的卷积操作，而后在生成的特征图基础上进行卷积变换，输出一个恒等映射图和其他特征图。这样可以有效地减少计算量和参数量，计算量及参数量对比计算公式如式(1)所示：

$$r_{speed}=\frac{n\times h'\times w'\times c\times k\times k}{\frac{n}{s}\times h'\times w'\times c\times k\times k+(s-1)\times\frac{n}{s}\times h'\times w'\times d\times d}\approx\frac{s\times c}{s+c-1}\approx s$$

$$r_{parameter}=\frac{n\times c\times k\times k}{\frac{n}{s}\times c\times k\times k+(s-1)\frac{n}{s}\times d\times d}\approx\frac{s\times c}{s+c-1}\approx s \tag{1}$$

式中：c、h、w 为输入数据的通道、图高及图宽，n、h'、w' 为经过一次卷积后输出的通道深度、高和宽，k 为卷积核大小，d 为线性变化使用的卷积核大小，s 为变换次数。

由式(1)可以看出，GhostConv 相较于传统卷积的计算量和参数量下降十分明显。

为替换 C2F 结构，基于 GhostConv 模块，构建了类 ResNet 结构的 Ghost Bottleneck，其集成了多个 GhostConv，主要有两个堆叠的 GhostConv 组成，由图 1 所示，其中第 1 个 GhostConv 用作增加特征维度的扩展层；第 2 个 GhostConv 用于减少特征维度，再添加由 DW 卷积及普通卷积层构成的下采样 shortcut 旁路，最终形成了 Ghost Bottleneck，采用 Ghost Bottleneck 与 GhostConv 配合，形成了替代 C2f 结构的 GC3 模块。GC3 模块相较于 C2F 模块，可以有效地减少网络的运算量，实现网络的轻量化。

1.4　GELU 激活函数

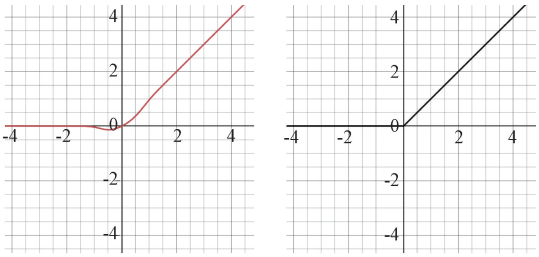
当前深度学习中常用的线性整流函数(rectified linear unit，RELU)激活函数，其本质上是最大值函数，由于其不会发生梯度消失、爆炸等情况的特性，被广泛的用于深度学习模型中。但其在训练时，如出现 $x<0$ 的情况，梯度就会保持在 0，这会导致，神经元的参数不被更新，节点输出变为 0，神经元坏死。

采用高斯误差线性单元(Gaussian error linear units，GELU)可以有效地解决 RELU 存在的问题，提高训练的收敛速度及模型性能，GELU 的表达式如式(2)所示：

$$GELU(x)=0.5x(1+\tanh(\sqrt{\frac{2}{\pi}}(x+0.044\,715x^3))) \tag{2}$$

GeLU 和 ReLU 的函数图像如图 3 所示。

由图 3 可以看出，GeLU 在 x 取负值区域，有非 0 的梯度，这可以有效地避免出现神经元死亡的情况，而且也可以使函数在 0 点附近更为平滑，使得算法训练的收敛



(a) GeLU (b) ReLU

图 3 GeLU 和 ReLU 函数图像

Fig. 3 GeLU and ReLU function images

速度更快。

1.5 SIoU 损失函数

原版 YOLOv8 采用的是 DFL[27] 配合 CIoU(complete-IoU Loss)作为损失函数。

CIoU 公式如下所示:

$$\begin{aligned} L_{CIoU} &= 1 - L_{IoU} + \frac{\gamma^2(b,b^{gt})}{c^2} + \alpha v \\ v &= \frac{4}{\pi}^2 (\arctan\frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan\frac{w}{h})^2 \\ \alpha &= \frac{v}{(1 - L_{IoU}) + v} \\ L_{IoU} &= \frac{W_i H_i}{S} \end{aligned} \tag{3}$$

式中:w,h,w^{gt},h^{gt} 分别为预测框及真实框的宽和高;W^i,H^i,S 分别为两个框的重叠区域的宽和高及两个框的整体面积,$\gamma^2(b,b^{gt})$ 及 c 为两框中心点之间距离及两框最小外接矩形的对角线距离。

CIoU 在大部分情况下可以很好的反应边界框的重叠面积,但是 CIoU 没有考虑到实际情况中的真实框和预测框方向之间的问题,这导致了精度及收敛速度较差。

本文采用引入了真实框和预测框之间向量角度的 SIoU 解决以上存在的问题,SIoU 的定义如式(3)、(4)所示:

$$\begin{aligned} L_{SIoU} &= 1 - L_{IoU} + \frac{\Delta + \Omega}{2} \\ \Omega &= (1 - e^{-W_w})^\theta + (1 - e^{-W_h})^\theta \\ W_w &= \frac{|w - w^{gt}|}{\max(w,w^{gt})} \\ W_h &= \frac{|h - h^{gt}|}{\max(h,h^{gt})} \\ \Delta &= 2 - e^{-\gamma\rho_x} - e^{-\gamma\rho_y} \end{aligned} \tag{4}$$

$$\begin{aligned} \rho_x &= (\frac{b_{c_x}^{gt} - b_{c_x}}{C_w})^2, \rho_y = (\frac{b_{c_y}^{gt} - b_{c_y}}{C_h})^2 \\ \gamma &= 2 - \Lambda \\ \Lambda &= \cos(2 \times (\arcsin(\frac{c_h}{\sigma}) - \frac{\pi}{4})) \\ \sigma &= \sqrt{(b_{c_x}^{gt} - b_{c_x})^2 + (b_{c_y}^{gt} - b_{c_y})^2} \\ c_h &= \max(b_{c_y}^{gt}, b_{c_y}) - \min(b_{c_y}^{gt}, b_{c_y}) \end{aligned} \tag{5}$$

式中:$b_{c_x}^{gt}, b_{c_y}^{gt}, b_{c_x}, b_{c_y}$ 分别为真实框中心坐标及预测框中心坐标;c_h, c_w, σ 分别为真实框和预测框中心点的高度差、宽度差及距离长度;C_w, C_h 为真实框和预测框的最小外接举行的宽和高。

2 实验及实验分析

2.1 数据及实验准备

1)绝缘子放电试验平台

为采集绝缘子放电数据并进行实验,本文构建了绝缘子放电实验平台,采用 CoroCAM504 型紫外成像仪,绝缘子放置在最大相对湿度可达 95%的人工雾室中,且雾室安装有紫外透光率高于 95%的透紫外玻璃,实验装置如图 4 所示。

图 4 实验设备图

Fig. 4 Experimental equipment diagram

实验采用人工对表面灰密保持在 0.2 mg/cm^2 的 XWP2-120 型绝缘子进行涂污,将等值附盐密度(equivalent salt deposit density, ESDD)为 0.1、0.2、0.4 mg/cm^2 的情况模拟为轻度、中度及重度污秽的情况。涂污完成后,采用恒压对绝缘子进行加压,而后

通过紫外成像仪进行视频收集,采用电脑同步收集泄漏电流,后期对视频进行 1 fps 的抽帧处理获取图片,并给图片备注泄漏电流,最终获得到绝缘子放电紫外原始数据 2 695 张。

2)绝缘子放电紫外数据集

本文采用 LableImg 软件,对图片进行标注,根据图像紫外光斑的相对光斑面积及泄漏电流峰值将绝缘子放电分为如下 3 类:

1)光斑面积与绝缘子面积比例小于 0.2,泄漏电流最大值为<50 mA 的情况,标记为轻度放电。

2)光斑面积与绝缘子面积比例小于 0.8,泄漏电流最大值为 50~150 mA 的情况,标记为中度放电。

3)光斑面积与绝缘子面积比例大于 0.8,泄漏电流最大值为>150 mA 的情况,标记为重度放电。

经标注后,共得到轻度放电图像 1 556 张,中度放电图像 762 张,重度放电图像 377 张。样本分布十分不均匀,直接构建数据集会导致采用数据集训练的模型出现提取特征难、过拟合的问题,故本文采用旋转、裁剪等数据增强方法对数据集进行扩充,扩充前后的数据量如表 1 及图 5 所示。

表 1　绝缘子放电紫外数据集

Table 1　Insulator discharge UV dataset

类别	数据增强前	数据增强后
轻度放电	1 556	1 652
中度放电	762	1 521
严重放电	377	1 231

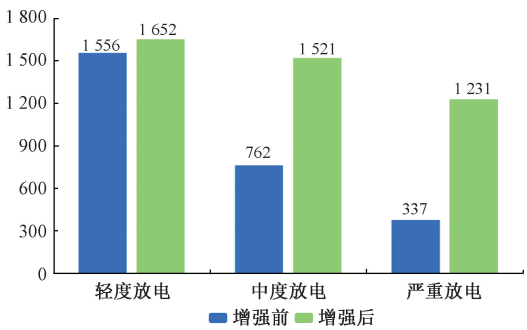


图 5　数据增强前后的绝缘子紫外数据集

Fig. 5　Insulator UV dataset before and after data enhancement

由图表可以看出,经过数据增强后的数据集中的各类样本数量较增强前更为均衡,这样可以有效地提升算法模型的鲁棒性。

本文对数据集采用随机划分的方法,按照 8∶2 的比例划分为训练集及数据集,形成绝缘子放电紫外数据集。

3)训练、测试平台

本实验的目标检测算法的训练及在边缘端进行测试的环境如表 2 所示。

表 2　训练、测试平台环境

Table 2　Training and testing platform environment

	训练服务器	边缘端设备
CPU	Intel Core I7 9980X 18C36T 24.75MB smartCache	ARM Cortex-A57 MPCore 4C4T
GPU	GTX1080TI	128 NVIDIA Maxwell GPU Core
RAM	64 GB DDR4	4GB LPDDR4
系统环境	Ubantu18.04 Pytorch 1.11 Cuda 11.3 Cudnn 8.7 Python 3.9.0	Jetpack 5.1.1 Pytorch 1.9 Cuda 11.4 ---------- Python 3.8.10

2.2　评价指标

本文采用浮点运算量(floating point operations,FLOPs)、平均精度均值(mean average precision,mAP)及每秒传输帧数(frames per second,FPS)即帧率进行评估。

mAP 为所有类别的平均精度(average precision,AP)的平均值,一般用来衡量算法模型的综合性能,由如式(5)计算获得:

$$mAP = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} AP_i$$

$$AP = \sum_{i=1}^{n} \Delta R_i \times P_i$$

$$\Delta R_i = R_i - R_{i-1}, R_0 = 0, P_0 = 1 \tag{6}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$

式中:R 为召回率(Recall),P 为查准率(Precision),TP、FP、FN 分别指模型将正例判断为正例的数量、模型将负例判断为正例的数量、模型将正例判断为负例的数量。

2.3　网络训练

本文采用如表 3 所示超参数进行训练。

表 3　训练超参数

Table 3　Training hyperparameters

超参数名称	参数设置
训练轮次(epoch)	200
批次大小(batch-size)	32
学习率	1×10^{-4}
学习率动量	0.937
权重优化算法	Adam
权重衰减衰减系数	0.000 5

UDD-YOLO 及原版 YOLOv8 在绝缘子放电紫外数据集上训练的 Loss 曲线图如图 6 所示。

由图 6 可知,由于 UDD-YOLO 模型采用的 GeLU 激

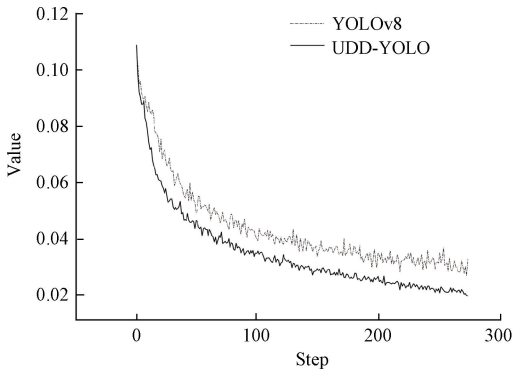


图6　UDD-YOLO 和 YOLOv8 训练 Loss 曲线

Fig. 6　UDD-YOLO and YOLOv8 training Loss curve

活函数及 SIoU 损失函数较 RELUs 激活函数及 CIoU 损失函数可以提供更快的收敛速度,故 UDD-YOLO 相比原版 YOLOv8 的收敛速度快。

UDD-YOLO 模型的识别效果如表4及图7所示。

表4　UDD-YOLO 识别效果

Table 4　UDD-YOLO recognition effect

类别	AP/%	帧率/fps
轻度放电	82.2	58
中度放电	86.4	58
重度放电	87.1	58

由图7可以看出,本文提出的 UDD-YOLO 模型,对绝缘子放电严重程度的识别具有较好的效果,可以清晰的显示绝缘子的放电严重程度。

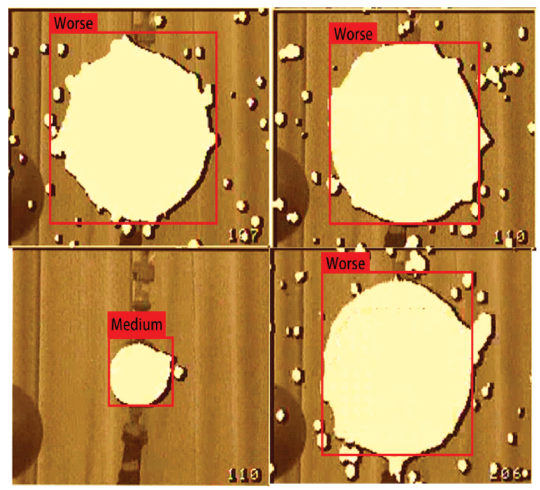


图7　UDD-YOLO 识别效果

Fig. 7　UDD-YOLO recognition effect

根据表4可以看出帧数并未受到放电类别的影响,均为58 fps,但对轻度放电的评估,由于易受背景零散的放电点干扰,其准确率相较其他两种类别准确率较低。

2.4　消融实验

为了验证 UDD-YOLO 对原版 YOLOv8 模型改进的有效性,本文进行了消融实验,在采用同样的训练流程、超参数及环境的情况下,依次加入 Mosaic-9、GhostNet 替换主干网络、GELU 损失函数及 SIoU 损失函数,实验结果如表5所示。

表5　UDD-YOLO 消融实验

Table 5　UDD-YOLO ablation experiment

Mosaic-9	GhostNet	GeLU	SIoU	mAP@0.5/%	mAP@0.95/%	帧率/fps	GFLOPs
				86.1	50.1	22	27.1
√				86.5	50.6	21	27.8
√	√			84.5	48.4	64	10.2
√	√	√		86.9	51.1	62	12.1
√	√	√	√	87.6	51.9	58	13.5

由表5可知,采用 Mosaic-9 对原版 YOLOv8 的输入端进行改进后,算法的精度得到了提升,但由于 Mosaic-9 较 Mosaic-4 的复杂度较高,这导致了模型的 GFLOPs 升高,推理速度减慢;采用 GhostNet 替换主干网络,可以有效地减少模型在主干网络部分的参数及运算量,显著提高了模型的推理速度由 22 fps 提升到了 64 fps,但由于其网络去除了较多通道,也导致了推理精度产生了小幅度的下降,减少了 2.0%。当引入 GELU 激函数后,模型的性能得到了很高的提升,推理精度由 84.5% 提升到了 86.9%,且对推理速度没有产生较大的影响。最后,引入了 SIoU 损失函数后,由于 SIoU 损失函数较原版 YOLOv8 模型的 CIoU 损失函数的运算量较大,故产生了轻微的推理速度下降,由 62 fps 下降到了 58 fps,但检测精准度提升了 0.7%。

由消融实验可知,通过对原版 YOLOv8 的3个改进,使模型的推理速度及检测精度分别提升了 36 fps 及 1.5%,验证了本文提出的改进的有效性。

2.5　不同主干网络替换实验

为验证本文提出的采用 GhostNet 对主干网络进行替换的方法对模型进行轻量化改进的合理性,本文分别对原版 YOLOv8 的主干网络采用 ShuffleNetv2、MobileNetv2、MobileNetv3、EfficientNetv2 及 GhostNet 进行替换,并对以

上 6 种网络进行训练测试,训练测试均采用相同的超参数及同样的边缘端测试环境,实验结果如表 6 所示。

表 6　主干网络替换对比实验

Table 6　Comparative experiments on backbone network replacement

主干网络	mAP@0.5	mAP@0.95	帧率/fps	GFLOPs
YOLOv8	86.1	50.1	22	27.1
ShuffleNetv2	64.1	30.9	74	8.5
MobileNetv2	63.1	30.5	78	8.1
MobileNetv3	65.1	31.5	85	7.1
EfficientNetv2	85.9	49.8	23	24.9
GhostNet	84.5	48.4	64	10.2

由表 6 所示,采用轻量化网络对模型主干网络进行替换后,其推理速度较原版 YOLOv8 均有不同程度的提升,运算量显著降低,但精度上都存在着损失。5 种轻量化网络替换算法模型中,EfficientNetv2 网络的精度下降最少,但其推理速度的提升远逊于其他 4 种网络,推理速度仅为 23 fps;采用 MobileNetv2、MobileNetv3 及 ShuffleNetv2 主干网络的模型虽然在推理速度上获得了较大的提升,均超过了 70 fps,但推理精度均低于 65%,无法准确的进行监测;而采用 GhostNet 替换后的模型,在精度保持在 80%以上的同时,实现了推理速度 64 fps,实现了精度及检测速度的均衡,已初步满足在边缘端设备进行高精度实时检测的需求。

试验结果表明,采用 GhostNet 对 YOLOv8 的主干网络进行替换,可以在精度降低较少的情况下,实现模型在边缘端的快速实时监测,对于其导致的网络精度减少的情况,由上文消融实验可以看出,本文引入 Mosaic-9、GeLU、SIoU 的方法进行了补正,实现了在保证轻量化的同时,精度相较原版 YOLOv8 获得了少量提升。

2.6　对比试验

为验证本文提出的 UDD-YOLO 算法在同类方法中的优势,在绝缘子紫外放电数据集上对 YOLOv5、YOLOv6、YOLOv7、YOLOv8、Faster RCNN、DETR、UDD-YOLO 7 种算法采用相同的训练超参数进行训练并在边缘端设备进行测试。测试结果如表 7 所示。

表 7　对比试验

Table 7　Comparative test

算法	mAP@0.5	mAP@0.95	帧率/fps	GFLOPs
YOLOv5	77.1	46.0	31	48.2
Faster-RCNN	67.2	39.8	5	82.1
DETR	76.2	43.8	8	100.1
YOLOv6	79.2	47.1	16	85.2
YOLOv7	86.5	50.3	12	108.1
YOLOv8	86.1	50.1	22	27.1
UDD-YOLO	87.6	51.9	58	13.5

由表 7 可以看出,Faster-RCNN 算法在精准度及推理速度上均落后于其他算法;DETR 在精准度上显著高于 Faster-RCNN 但是其推理速度较 Faster-RCNN 的提升很小,仍然不能满足边缘端设备检测的需求;YOLOv5 算法作为当前速度及检测精度平衡度最高的算法,其在推理速度达到 31 fps 的同时,检测精度达到了 77.1%;YOLOv6、YOLOv7 及 YOLOv8 算法各自相较于 YOLOv5 进行了改进,精度均有了提升,但由于其改进均增加了算法的复杂度及运算量,在检测速度上较 YOLOv5 有所降低;本文提出的 UDD-YOLO 模型,在精度及检测速度上均超越了其他算法,可以满足对绝缘子放电严重程度的高准确率、高速率的边缘端检测评估的需求。

3　结　论

本文针对绝缘子放电严重程度评估的应用需求,提出一种基于 GhostNet 轻量化主干网络、GELU 激活函数及 SIoU 损失函数改进的 UDD-YOLO 绝缘子放电严重程度评估算法,经过实验分析验证,得到结论如下:

1)本文通过搭建绝缘子放电试验平台,采用紫外摄像机收集并构建了绝缘子放电紫外数据集,并通过数据增强实现了数据集平衡。

2)本文提出的 UDD-YOLO 算法,相较于原版 YOLOv8 算法进行了轻量化及精度提高的改进,在实现了精度提高 1.5%的同时实现了在边缘端最高 58 fps 的推理速度,实现了高精度边缘端绝缘子放电严重程度评估检测。

3)本文提出的 UDD-YOLO 算法,在整体性能上经实验验证优于其他 7 种算法,可以较好的完成对绝缘子放电严重程度进行评估。

参考文献

[1] 郭盼,杨宸杰. 日盲紫外成像技术检测绝缘子放电的研究进展[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版),2022,39(6):118-128.
GUO P, YANG CH J. Research progress of insulator discharge detection by day-blind ultraviolet imaging[J]. Journal of Chongqing Normal University (Natural Science Edition),2022,39(6):118-128.

[2] 律方成, 刘杰, 石鹏, 等. 复合绝缘子故障检测方法的有效性分析[J]. 高压电器, 2013, 49(5): 95-100.
LU F CH, LIU J, SHI P, et al. Effectiveness analysis of fault detection methods for composite insulators[J]. High Voltage Electrical Apparatus, 2013, 49(5): 95-100.

[3] 李宁,殷震,贺春,等. 绝缘子电晕放电日盲紫外检测技术及日盲感知信号分析方法[J]. 中国农机化学报,2020,41(12):119-123.

LI N, YIN ZH, HE CH, et al. Insulator corona discharge day-blind ultraviolet detection technology and day-blind sensing signal analysis method[J]. Chinese Journal of Agricultural Mechanical Chemistry, 2020, 41(12):119-123.

[4] 郭建鑫,赵玉顺,王志宇,等. 基于 LMD 和 LSTM 的盆式绝缘子典型缺陷局部放电模式识别方法[J]. 南方电网技术,2021,15(8):95-105.
GUO J X, ZHAO Y SH, WANG ZH Y, et al. Partial discharge pattern recognition method for typical defects of tub insulators based on LMD and LSTM[J]. Southern Power Grid Technology,2021,15(8):95-105.

[5] 谭兴华,陈瑞斌,丁卫东,等. 基于改进卷积神经网络的电气绝缘子放电无损检测[J]. 自动化与仪表,2023,38(4):88-91,97.
TAN X H, CHEN R B, DING W D, et al. Non-destructive detection of electrical insulator discharge based on improved convolutional neural network[J]. Automation and Instrumentation,2023,38(4):88-91,97.

[6] 王胜辉,董兴浩,王玺铭,等. 基于改进 SSD 算法和紫外成像的悬式绝缘子放电严重程度评估[J]. 华北电力大学学报(自然科学版),2023,50(5):35-44.
WANG SH H, DONG X H, WANG X M, et al. Discharge severity assessment of suspended insulators based on improved SSD algorithm and ultraviolet imaging[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition),2023,50(5):35-44.

[7] 褚瑶鹏. 基于 YOLO 算法的绝缘子识别与放电严重程度评估[D]. 北京:华北电力大学(北京),2021.
CHU Y P. Insulator identification and discharge severity assessment based on YOLO algorithm [D]. Beijing: North China Electric Power University (Beijing),2021.

[8] 律方成,牛雷雷,王胜辉,等. 基于紫外成像和改进 YOLOv3 的瓷悬式绝缘子放电严重程度评估[J]. 高电压技术,2021,47(2):377-386.
LYU F CH, NIU L L, WANG SH H, et al. Discharge severity assessment of porcelain suspended insulators based on ultraviolet imaging and improved YOLOv3[J]. High Voltage Technology,2021,47(2):377-386.

[9] PEI S, LIU Y, JI X, et al. UV-flashover evaluation of porcelain insulators based on deep learning[J]. IET Science, Measurement & Technology, 2018, 12(6): 770-776.

[10] HAN K, WANG Y, TIAN Q, et al. Ghostnet: More features from cheap operations[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 1580-1589.

[11] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA: IEEE,2016: 779-788.

[12] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA: IEEE,2017: 7263-7271.

[13] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement [J]. arXiv preprint arXiv: 1804.02767, 2018.

[14] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv preprint arXiv:2004.10934, 20.

[15] GE Z, LIU S, WANG F, et al. YOLOX: Exceeding YOLO series in 2021 [J]. arXiv preprint arXiv: 2107.08430, 2021.

[16] LI C, LI L, JIANG H, et al. YOLOv6: A single-stage object detection framework for industrial applications[J]. arXiv preprint arXiv:2209.02976, 2022.

[17] 胡晨龙,裴少通,刘云鹏,等. 基于 LEE-YOLOv7 的输电线路边缘端实时缺陷检测方法[J/OL]. 高电压技术: 1-14 [2023-12-14]. https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20230945.
HU CH L, PEI SH T, LIU Y P, et al. Real-time defect detection method for transmission line edge end based on LEE-YOLOv7[J/OL]. High Voltage Engineering: 1-14 [2023-12-14]. https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20230945.

[18] 吴兴辉,何赟泽,周辉,等. 改进 YOLO v7 算法下的监控水域环境人员识别研究[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(5):20-27.
WU X H, HE Y Z, ZHOU H, et al. A study on personnel identification in monitoring water environment with improved YOLO v7 algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(5):20-27.

[19] 陈彦蓉,高刃,吴文欢,等. 改进 YOLOv5 的新能源电池集流盘缺陷检测方法[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(5):58-67.
CHEN Y R, GAO R, WU W H, et al. Improved YOLOv5 defect detection method for new energy battery collector disk[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2023,37(5):58-67.

[20] 张银胜,杨宇龙,吉茹,等. 改进 YOLOv5s 的风力涡轮机表面缺陷检测[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(1):40-49.
ZHANG Y SH, YANG Y L, JI R, et al. Improvement of

YOLOv5s for wind turbine surface defect detection[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023,37(1):40-49.

[21] 张恒,程成,袁彪,等. 基于 YOLOv5-EA-FPNs 的芯片缺陷检测方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023,37(5):36-45.
ZHANG H, CHENG CH, YUAN B, et al. Research on chip defect detection method based on YOLOv5-EA-FPNs[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023,37(5):36-45.

[22] 卢进南,刘扬,王连捷,等. 基于改进 YOLOX 的电铲铲齿断裂检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(5):46-57.
LU J N, LIU Y, WANG L J, et al. Fracture detection method of electric shovel teeth based on improved YOLOX[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023,37(5):46-57.

[23] 赵梓杉,桑海峰. 基于改进的 YOLOv5 的交通锥标检测系统[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(2): 56-64.
ZHAO Z SH, SANG H F. Traffic cone marker detection system based on improved YOLOv5[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(2):56-64.

[24] 彭继慎,孙礼鑫,王凯,等. 基于模型压缩的 ED-YOLO 电力巡检无人机避障目标检测算法[J]. 仪器仪表学报, 2021,42(10):161-170.
PENG J SH, SUN L X, WANG K, et al. Model compression-based obstacle avoidance target detection algorithm for ED-YOLO power inspection UAV[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(10): 161-170.

[25] 贾晓芬,吴雪茹,赵佰亭. 绝缘子自爆缺陷的轻量化检测网络 DE-YOLO[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(5):28-35.
JIA X F, WU X R, ZHAO B T. Lightweight detection network DE-YOLO for insulator self-explosion defects[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023,37(5):28-35.

[26] 郎松,曹选,张艳微,等. 融合改进 YOLOv5 算法的图像全站仪全自动测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(5):120-127.
LANG S, CAO X, ZHANG Y W, et al. Fully automatic measurement method of image total station by incorporating improved YOLOv5 algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(5):120-127.

[27] LI X, WANG W, WU L, et al. Generalized focal loss: Learning qualified and distributed bounding boxes for dense object detection[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 21002-21012.

作者简介

杨阳,2008 年于黑龙江八一农垦大学获得学士学位,2012 年于河北科技大学获得硕士学位,现为国网河北省超高压公司输电运检中心副主任,主要研究方向为超特高压输电运检技术。
E-mail: 18031169212@163.com

Yang Yang received his B. Sc. degree from Heilongjiang Bayi Agricultural Reclamation University in 2008, and M. Sc. degree from Hebei University of Science and Technology in 2012. He is now the deputy director of Transmission Operation and Inspection Center of State Grid Hebei Ultra High Voltage Company. His main research interests include ultra-ultra-high voltage transmission operation and inspection technology.

胡晨龙(通信作者),2021 年于河北农业大学获得学士学位,2021 年至今在华北电力大学(保定)就读硕士研究生,主要研究方向为输电线路运检技术。
E-mail: 1580010801@qq.com

Hu Chenlong (Corresponding author) received the B. Sc. degree from Hebei Agricultural University in 2021. He is now a M. Sc. candidate in North China Electric Power University (Baoding). His main research interests include transmission line operation and inspection technology.