

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2417192

基于改进 YOLOv7-tiny 的自爆绝缘子检测算法^{*}

陈佳韵 肖根福 张祥明

(井冈山大学机电工程学院 吉安 343009)

摘要: 在巡检过程中及时检测出自爆绝缘子能够有效预防电网事故的发生,针对卷积神经网络训练所需内存较大和检测速度慢,在移动设备上实时检测没有优势的问题,提出了改进的 YOLOv7-tiny 绝缘子自爆故障检测算法。首先,在 YOLOv7-tiny 算法中引入动态蛇形卷积并设计更为高效的动态蛇形层聚网络增加感受野;随后引入 Gold-YOLO 网络增强中间层的信息融合;而后使用 MPDIoU 损失函数减少预测边界的冗余;最后设计一套自爆绝缘子检测系统,以便巡检人员在海量图片中快速查找出自爆绝缘子。研究表明:改进后算法的均值平均精度为 96.3%,比 YOLOv7-tiny 算法提高了 1.1%。改进后算法对自爆绝缘子的平均精度达到 99.5%,比 YOLOv7-tiny 算法提高了 0.2% 并比 YOLOv7 算法高出 0.1%,而且改进后算法的规模仅为 YOLOv7 算法的 28% 且帧率提升了 11.3,达到了 60.6。改进后的算法在保证识别精度的同时能满足实时检测的需求。

关键词: 绝缘子;YOLOv7-tiny;动态蛇形卷积;Gold-YOLO;MPDIoU 损失函数

中图分类号: TM216; TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

Detection algorithm for self-exploding insulator based on improved YOLOv7-tiny

Chen Jiayun Xiao Genfu Zhang Xiangming

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Jinggangshan University, Ji'an 343009, China)

Abstract: Timely detection of Self-exploding insulators during the inspection process can effectively prevent power grid accidents. In response to the problems of large memory and slow detection speed required for convolutional neural network training, which do not have advantages in real-time detection on mobile devices, self-explosion fault detection algorithm for Insulator based on improved YOLOv7-tiny is proposed. Firstly, deformable convolution and dynamic snake convolution is introduced into the YOLOv7 tiny Incorporating dynamic serpentine convolution into the YOLOv7-tiny algorithm and designing a more efficient layer network to enhance perception; then, the Gold-YOLO network is introduced to enhance the information fusion of the intermediate layer; subsequently, the MPDIoU loss function is used to reduce the redundancy of the prediction boundary; finally, designing a Self-exploding insulator detection system to enable staff to quickly identify self-exploding insulators in a massive collection of images. The research results show that the mean average precision of the improved algorithm is 96.3%, which is 1.1% higher than the original YOLOv7-tiny algorithm. The average precision of the improved algorithm is 99.5% for identifying Self-exploding insulators, which is 0.2% higher than the YOLOv7-tiny algorithm and 0.1% higher than the YOLOv7 algorithm. Moreover, the scale of the improved algorithm is only 28% of that of the YOLOv7 algorithm, and the FPS has increased by 11.3, reaching 60.6. The improved algorithm can meet the requirements of real-time detection while ensuring recognition accuracy.

Keywords: insulator; YOLOv7-tiny; dynamic snake convolution block; Gold-YOLO; MPDIoU loss function

0 引言

绝缘子作为输电线路中常用的电力元件,其长期暴露

在复杂的自然环境中,输电线路中的绝缘子易出现破损、自爆等故障,严重影响电网安全稳定运行。我国电网跨度大,部分线路所处位置交通不便且环境恶劣,人工地面巡检的

收稿日期:2024-10-23

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(42061055)、江西省井冈山农高区科技专项(20222-051252)江西省教育厅科学技术研究项目(GJJ2401514)井冈山大学博士科研启动项目(JZB2338)资助

角度有限。随着无人机技术的快速发展,我国已使用无人机进行日常的巡检。航拍巡检利用无人机进行多角度拍摄,再将拍摄到的海量图像传入云端,由计算机视觉相关算法识别出自爆绝缘子。基于计算机目标识别技术对采集图像中的关键电气元件进行状态识别,极大地提高了巡检效率,但目前主流目标识别算法检测速度较慢且对设备要求较高。因此自爆绝缘子的故障检测算法的轻量化改进对实现绝缘子实时检测具有重要意义。

针对目标识别算法无法满足嵌入式设备或移动端等资源受限平台的使用的问题,需对目前主流的目标识别算法进行轻量化改进,对算法进行轻量化改进主要有设计轻量级网络和压缩现有的神经网络两个方向。设计轻量级网络的主要思路是设计更为高效的卷积方式。邬开俊等^[1]利用FasterNet网络替换原先的YOLOv5的主干网络并结合轻量级GhostNetv2网络在保证较高准确率的前提下,压缩模算法的规模。翟永杰等^[2]通过设计C3GhostNetv2模块增加算法感受野并降低模型参数量。季世超等^[3]将轻量型的Ghost卷积代替普通卷积减小了YOLOv5网络的规模。陈奎等^[4]通过使用ShuffleNetv2网络重构YOLOv5的主干网络并引入增强多尺度特征融合网络在降低网络规模的同时提高检测精度。杨桢等^[5]对YOLOv5进行改进,通过引入K-means++和遗传算法提高检测速度和精度。压缩现有的神经网络主要的思路有剪枝、知识蒸馏以及量化3个方向。王宪保等^[6]提出基于神经架构搜索的非结构化剪枝方法,通过引入层级相关系数传播保持网络的泛化能力,该方法有效删除相对冗余的参

数,并降低了网络性能的衰减程度。崔翰林等^[7]提出了结合二值化神经网络与知识蒸馏的轻量化神经网络,该方法引入二值化神经网络和知识蒸馏技术在保证减小网络规模的同时提升模型的泛化性能。Liu等^[8]提出一种基于全局信息的模型量化法,该方法通过预测网络量化前后的差异信息来确定量化参数进而提高网络的鲁棒性。针对绝缘子的特点和YOLO系列目标检测算法在绝缘子检测中存在的问题,本文以YOLOv7-tiny算法框架为基础进行改进,提出基于YOLOv7-tiny的自爆绝缘子故障检测算法,主要从以下4点进行改进:

1)针对绝缘子具有管状以及伞状结构的特点以及自爆绝缘子部分具有细长与曲折等特征,通过将原始YOLOv7-tiny算法中主干特征提取网络中的部分标准卷积替换成动态蛇形卷积。

2)原算法中FPN结构仅在相邻两层进行信息交互,其他层次的特征均需间接获取,部分信息会在间接传递过程中丢失,因此本文引入Gold-YOLO网络提高多尺度特征融合能力。

3)将YOLOv7网络中的CIoU损失函数替换成MPDIoU损失函数平衡边界框回归和收敛速度。

4)设计一套自爆绝缘子检测系统,该系统可以对巡检图片进行快速检测并输出检测结果。

1 改进的YOLOv7-tiny绝缘子检测模型

本文针对YOLOv7-tiny算法的特点提出一种改进的YOLOv7-tiny算法。改进后的算法框架如图1所示。

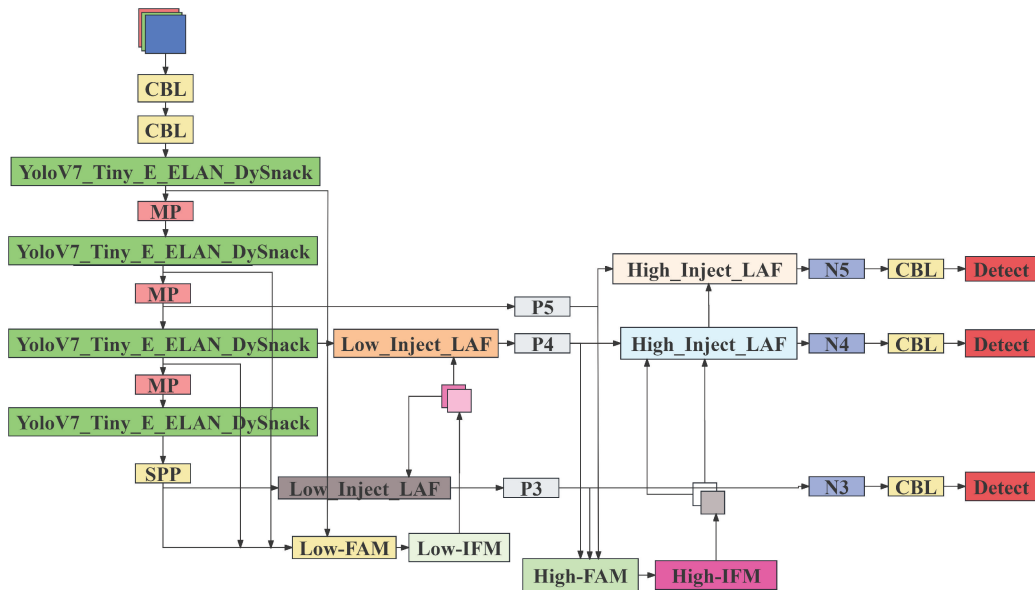


图1 改进YOLOv7-tiny模型架构

Fig. 1 The architecture of improved YOLOv7-tiny mode

YOLOv7-tiny算法作为一种轻量级的算法在实际应用中具有广泛的适用性,该算法作为单阶段方法能直接在航

拍图上进行自爆缺陷检测无需先得到绝缘子串所在区域,再对绝缘子串区域进行进一步处理,该算法简化了识别流

流程,进而提高了检测速度。但其应用在移动设备时检测精度较低。因此,本文首先将 E_ELAN 模块中的标准卷积替换成动态蛇形卷积;然后,将 Gold-YOLO 模块代替 FPN 模块进行特征提取,Gold-YOLO 网络中的低阶聚合和分发分支提取图像中小目标信息的高分辨率特征,高阶聚合和分发分支则获得全局信息。

1.1 改进动态蛇形层聚网络

绝缘子自爆故障部分在整个巡检图像中仅占小部分且像素有限导致难以检测。巡检图像中绝缘子背景复杂且多变,自爆故障部分呈细小柱状的几何状态。主流的目标识别算法很难识别出细长微弱的故障部分结构,从而导致自爆绝缘子的识别准确率不高。

形变卷积虽然能适应故障部分的几何变形,但卷积核

形变的所有偏置只受到感受野范围的约束,导致卷积核可能会在感受野范围内偏离目标太远。动态蛇形卷积在形变卷积的基础上添加了连续性约束,其不仅能自适应获得故障部分的局部特征还能让卷积核在不偏离目标结构太远的前提下自由地贴合结构学习特征^[9]。形变卷积是通过一次性学习得到能操控单个卷积核形变的所有偏置(offset),动态蛇形卷积中每一个卷积位置都由其前一个位置作为基准,自由选择摆动方向,在自由选择的同时确保感受的连续性进而贴合目标的结构。形变卷积与动态蛇形卷积过程如图 2 所示。

蛇形动态卷积在标准卷积的基础上引入变形偏移以及迭代,通过依次确认下一个位置避免变形偏移远离目标中心。

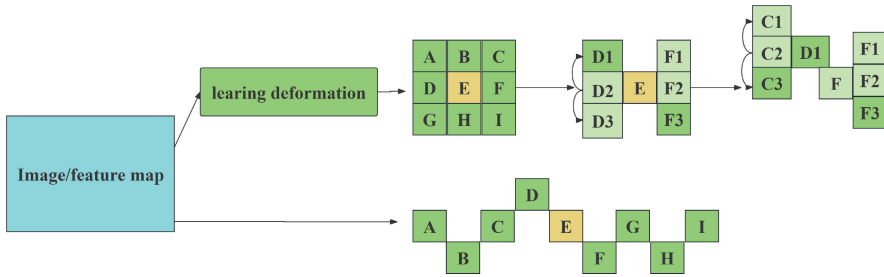


图 2 可形变卷积与动态蛇形卷积过程

Fig. 2 The process of deformable convolution and dynamic snake convolution

标准卷积核如式(1)所示。

$$k = \{(x-1, y-1), (x-1, y), \dots, (x+1, y+1)\} \quad (1)$$

标准卷积的中心坐标为 (x_i, y_i) 。

蛇形动态卷积分为 x 轴和 y 轴两个方向,卷积核从中心位置开始,每一次移动都在上一个位置的基础上增加一个偏移,蛇形动态卷积在 x 轴方向如式(2)所示。

$$K_{i\pm c} = \begin{cases} (x_{i+c}, y_{i+c}) = (x_i + c, y_i + \sum_i^{i+c} \Delta y) \\ (x_{i-c}, y_{i-c}) = (x_i - c, y_i + \sum_{i-c}^i \Delta y) \end{cases} \quad (2)$$

蛇形动态卷积在 y 轴方向如式(3)所示。

$$K_{j\pm c} = \begin{cases} (x_{j+c}, y_{j+c}) = (x_j + \sum_j^{j+c} \Delta x, y_j + c) \\ (x_{j-c}, y_{j-c}) = (x_j + \sum_{j-c}^j \Delta x, y_j - c) \end{cases} \quad (3)$$

其中,卷积核的初始中心位置为 (x_i, y_i) ; c 表示卷积核距离中心网格的水平距离; Δ 表示偏移。

本文在高效层聚网络将动态蛇形卷积代替普通卷积提出动态蛇形层聚网络增加感知。在 YOLOv7-Tiny 模型中,将 ELAN 网络中最后两层标准卷积替换成动态蛇形卷积从而提出更为高效的 YOLOv7-Tiny_ELAN_Dysnack 网络,其结构如图 3 所示,绝缘子结构呈伞状结构,自爆绝

缘子结构外轮廓具有细长和曲折等特征,动态蛇形层聚网络在保留了标准卷积的稳定性和高效性的基础上,通过引入结合了自爆绝缘子的微小结构形态的动态蛇形卷积增加了卷积的灵活性和适应性。

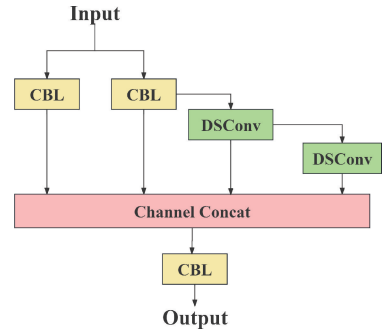


图 3 动态蛇形层聚网络

Fig. 3 The process of YOLOv7-Tiny_ELAN_Dysnack

1.2 Gold-YOLO 网络

Yolov7-tiny 算法采用 FPN 结构进行多尺度特征融合,FPN 结构仅在相邻两层进行信息交互,其他层次的特征会在传递过程被间接获取。因此,FPN 结构在信息传输过程中会丢失大量信息。本文通过在 YOLOv7-tiny 算法中引入 Gold-YOLO 网络增强中间层的部分信息融合能力进而提升算法的多尺度特征融合能力^[10]。

Gold-YOLO 网络由低阶聚合和分发分支、高阶聚合

和分发分支、跨层信息流动模块组成,采用统一的聚合模块收集高阶信息和低阶信息,并通过跨层信息流动模块融合不同层次信息,最后分发到不同层次上,增强加强特征提取网络的部分信息融合能力^[11]。

1) 低阶聚合和分发分支

低阶聚合和分发分支主要有3部分如图4所示:低阶特征对齐模块(low stage feature alignment module),低阶信息融合模块(low stage information fusion module),信息注入模块(information injection module)。低阶特征对齐模块通过双线性插值和平均池化将不同尺度的特征图转为同一尺度。低阶信息融合模块(low stage information fusion module)包括多层重新参数化卷积块(RepBlock)和分裂操作,并与不同级别的特征进行融合得到更具代表性的低层的全局特征^[12]。信息注入模块(information injection module)将低阶信息融合模块生成全局注入信息和信息注入模块得到的局部特征结合起来进一步提取和融合信息。

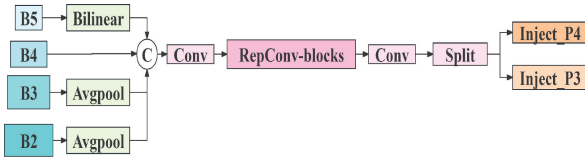


图4 低阶聚合和分发分支结构

Fig. 4 The architecture of low stage gather and distribute branch model

2) 高阶聚合和分发分支

高阶聚合和分发分支也分为:高级特征对齐模块(high stage feature alignment module),高级信息融合模块(high stage information fusion module)和信息注入模块(information injection module)如图5所示。高级特征对齐模块通过平均池化将低级全局特征对齐模块生成的特征{P3, P4, P5}减小到同一尺度^[13]。高级信息融合模块通过transformer块和分割操作对高级信息进行融合。信息注入模块与低阶聚合和分发分支一致。

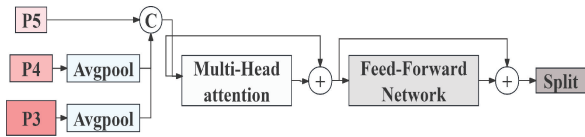


图5 高阶聚合和分发分支结构

Fig. 5 The architecture of high stage gather and distribute branch model

3) 跨层信息流动模块

为有效地平衡算法准确性和速度,本文采用双线性插值对小特征进行上采样获得较小的特征,利用平均池化进行下采样获得较大的特征,最后使用1×1卷积构建低级轻量级相邻层融合模块和高级轻量级相邻层融合模块如图6所示,低级轻量级相邻层融合模块用于融合相

邻两层的特征,高级轻量级相邻层融合模块则仅需合并相邻一层的特征。轻量级相邻层融合模块与信息注入模块的结合能够增加不同层级之间的信息流路径数量如图7所示,两个模块的结合能在提高性能的基础上不显著增加延迟^[14]。

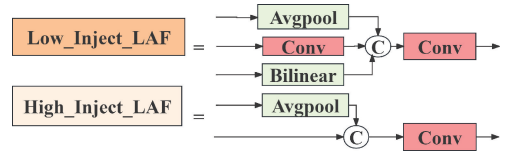


图6 轻量级相邻层融合模块

Fig. 6 Light weight adjacent layer fusion module

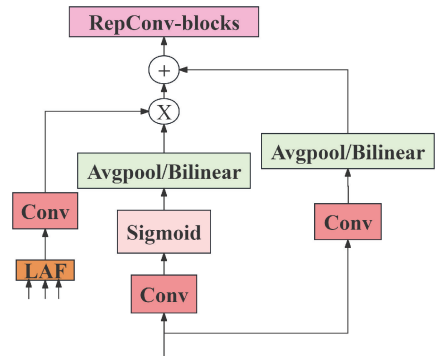


图7 信息注入模块

Fig. 7 Information injection module

1.3 MPDIoU 损失函数

大多数先进的目标检测器依赖于边界框回归模块确定目标的位置。原始的IoU损失函数表示预测边界框和地面真实边界框的交集面积和并集面积的比率,但其无法区分两个框不重叠的情况^[15]。GIoU损失函数中通过引入惩罚项,即使在边界预测框和真实边界框不重叠的情况下,预测框也会向目标框移动。但当预测边界框完全被真实边界框覆盖时,GIoU损失函数会失去效果。DIoU损失函数通过最小化预测边界框的中心点和真实边界框的中心点之间的欧几里得距离解决了这个问题,当预测边界框的中心点和真实边界框的中心点重合时,DIoU损失函数会退化为原始IoU损失函数。针对这个问题,CIoU损失函数在DIoU损失函数的基础上引入中心点距离和长宽比,因此YOLO v7-tiny算法采用的CIoU损失函数,CIoU损失函数计算公式如下:

$$\alpha = \frac{v}{(1 - IoU) + v} \tag{4}$$

$$v = \frac{4}{\pi^2} (\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h})^2 \tag{5}$$

$$CIoU = IoU - (\frac{d_0^2}{d_c^2}) + \alpha v \tag{6}$$

$$L_{CIoU} = 1 - CIoU \tag{7}$$

其中, α 为权重参数; v 是衡量长宽比一致性的参数;

d_0 为目标框和预测框的中心点之间的欧几里得距离; d_c 为目标框的对角线距离;

CIoU 损失函数在当预测框和真实框具有相同的长宽比,但宽度和高度值不同的情况下,CIoU 损失函数会失去有效性。MPDIoU 损失函数利用边界框回归的几何特性改善边界框回归进而提高收敛速度和准确性,MPDIoU 损失函数通过最小化预测框和真实框之间的左上角和右下角点之间的距离来改善边界框回归的训练效果。MPDIoU 损失函数计算公式如下:

$$d_1^2 = (x_1^B - x_1^A)^2 + (y_1^B - y_1^A)^2 \quad (8)$$

$$d_2^2 = (x_2^B - x_2^A)^2 + (y_2^B - y_2^A)^2 \quad (9)$$

$$L_{MPDIoU} = 1 - \frac{A \cap B}{A \cup B} - \frac{d_1^2}{w^2 + h^2} - \frac{d_2^2}{w^2 + h^2} \quad (10)$$

其中, $(x_1^A, y_1^A)(x_2^A, y_2^A)$ 为 A 框的左上角和右下角的坐标; $(x_1^B, y_1^B)(x_2^B, y_2^B)$ 为 B 框的左上角和右下角的坐标; w 为输入图片的宽度; h 为输入图片的高度。

现有损失函数中考虑的所有因素都可以通过左上角点和右下角点的坐标确定,例如非重叠区域、中心点距离、宽度和高度偏差,MPDIoU 损失函数可以在确保边界框回归的准确性的同时,为预测边界框提供更少的冗余,获得更快的收敛速度和更准确的回归结果。

2 实验结果分析

2.1 实验说明

研究的 2 000 张原始数据集图片都来自实际的电网无人机巡线和 中国电力线路绝缘子公开数据集 (chinese power line insulator dataset, CPLID)。原始图片经过图像预处理后的尺寸都为 640 pixel \times 640 pixel,本文采用 LabelImg 对图像进行标注,将自爆绝缘子标注为 defective insulator,正常绝缘子标注为 insulator。在网络训练前本文按照 7:2:1 的比例随机选择数据集中图像作为训练集、测试集和验证集^[16]。模型训练过程中的平台配置参数如表 1 所示。

表 1 平台配置参数

Table 1 Platform configuration parameters

环境	参数
GPU	Nvidia GeForce GTX 3080 Ti (12 GB)
CPU	Intel(R) Core(TM) i7-12700 @2.10 GHz
操作系统	Windows 10
学习框架	Pytorch1.8.0
GPU 并行计算库	Cuda11.0
每批次样本数	8
学习率	1×10^{-3}
优化器算法	SGD
训练世代	200

2.2 性能与结果分析

为了验证本文改进措施的有效性,本文所提出的改进后的算法和 YOLOv7-tiny 算法在绝缘子数据集上进行实验评估并讨论实验结果。本文采用均值平均精度 (mean average precision, mAP)、精准率 (precision, P) 和召回率 (recall, R) 衡量算法的检测精度,同时使用每秒帧率、模型规模定量评估算法的复杂度和响应速度。

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (11)$$

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (12)$$

$$AP = \sum_{i=1}^n \Delta R_i \times P_i \quad (13)$$

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP_i \quad (14)$$

1) 消融实验

为了验证本文改进措施的可行性,本文使用相同的数据进行了消融实验,依次加入动态蛇形卷积、Gold-YOLO 网络、MPDIoU 损失函数,分别进行 5 组消融试验,结果如表 2 所示。

表 2 消融实验

Table 2 Ablation experiment

实验序号	动态蛇形卷积	Gold-YOLO 网络	MPDIoU 损失函数	自爆绝缘子 AP/%	正常绝缘子 AP/%	mAP@0.5/%	模型大小 /MB
1	—	—	—	99.3	91.2	95.2	12.3
2	✓	—	—	99.1	92.0	95.5	15.3
3	—	✓	—	99.4	92.5	96.0	18.3
4	✓	✓	—	99.5	92.1	95.8	21.0
5	✓	✓	✓	99.5	93.1	96.3	21.0

注:“✓”:表示模型包含该模块;“—”表示模型不包含该模块。

实验 1 为 YOLOv7-tiny 算法的检测结果;实验 2 采用动态蛇形卷积替换 YOLOv7-Tiny 算法中 E_ELAN 结构中

的标准卷积,通过添加连续性约束,确保感受的连续性进而贴合目标的结构有效增加了感知。这使绝缘子的均值平均

精度从 95.2% 提高到了 95.5%，提高了 0.3%。实验 3 在 YOLOv7-Tiny 算法的颈部部分引入 Gold-YOLO 网络，通过增强中间层的部分信息融合能力进而提升原算法的多尺度特征融合能力，解决了传输过程中信息丢失的问题，这使算法的绝缘子均值平均精度从 95.2% 提高到了 96%，提高了 0.8%。由于 Gold-YOLO 网络增加算法的结构的复杂性，导致网络的参数数量大幅增加，使得整个网络的规模较实验 1 增加了 48%。实验 4 在实验 2 的基础上融合了 Gold-YOLO 网络，虽然算法对自爆绝缘子的检测平均精度提升到 99.5%，但算法的规模较实验一增加了 8.7 M。实验 5 采用 MPDIoU 损失函数替换 CIoU 损失函数，减少了预测框的冗余，改进措施在提高自爆绝缘子的检测精度同时也提高了对正常绝缘子的检测精度，故障和正常绝缘子的检测精度分别达到了 99.5% 和 93.1%。相较于 YOLOv7-Tiny 算法，改进之后的算法的均值平均精度提高了 1.1%。由消融实验可知，3 种改进措施均能提升算法的检测精度。

2) 损失函数

在相同试验环境下，分别比较 YOLOv7-tiny 与改进后算法的收敛速度和损失值。由图 8 可知，由于本文改进的算法采用 MPDIoU 损失函数替换了 CIoU 损失函数，随着

迭代次数的增加，MPDIoU 损失函数的收敛速度更快，损失值更小。

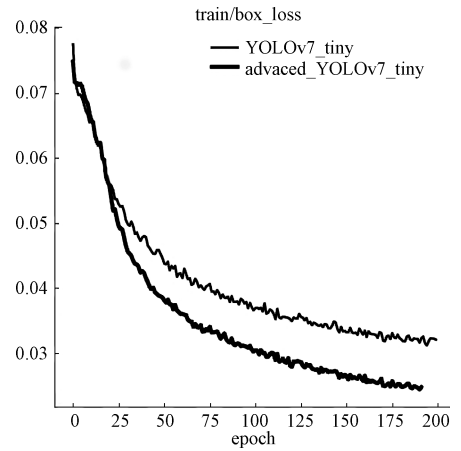


图 8 损失函数曲线图

Fig. 8 Loss function curve graph

3) 检测性能在相同试验环境下，分别比较 YOLOv7-tiny 与改进后算法在相同绝缘子数据集上的检测效果如图 9 所示。



(a) YOLOv7-tiny



(b) Advanced-YOLOv7

图 9 不同算法检测结果

Fig. 9 The result of different algorithm

由图 9 可知，Advanced-YOLOv7 网络在噪声较大且背景复杂的图片中仍能检测出输入像素矩阵中的物体属性和所在区块，取得了较好的结果，YOLOv7-tiny 网络虽然也能识别出自爆绝缘子，但自爆绝缘子的置信度与 Advanced-YOLOv7 网络相比低 0.16 且 YOLOv7-tiny 算法的边界框并未包含完整的自爆绝缘子。总体而言，优化后的 Advanced-YOLOv7 网络能同时兼顾较高检测精度和较小网络规模。

4) 不同检测算法对比实验

为全面验证本文提出的改进后算法的优势，使用相同超参数与 YOLOv7、YOLOv7-tiny、YOLOv7 + mobilenetV3、YOLOv7 + shuffleNetV2、YOLOv7 + GhostNet、YOLOv3-tiny 算法进行比较。除此之外，本文还对 Improved YOLOv8^[17]、Improved YOLOv5^[18]、Improved SSD^[19] 等改进的自爆绝缘子检测算法作对比。测试结果如表 3 所示。

表 3 不同算法的检测效果对比

Table 3 Comparison of detection effects of different models

算法	自爆绝缘子 AP/%	精准率 P/%	召回率 R/%	规模/MB	帧率/fps
YOLOv3-tiny	47.7	58.1	76.1	17.4	270.2
YOLOv7-tiny	99.3	92.7	91.4	12.3	126.0
YOLOv7+mobilenetV3	99.4	94.1	91.7	47.3	76.9
YOLOv7+shuffleNetV2	99.4	91.9	94.2	48.0	69.9
YOLOv7+GhostNet	99.3	92.3	90.8	54.1	61.7
YOLOv7	99.4	93.6	92.3	74.8	49.3
Improved YOLOv8 ^[17]	98.0	92.8	94.8	2.82	64.3
Improved YOLOv5 ^[18]	92.5	92.9	93.3	3.4	66.4
Improved SSD ^[19]	84.6	92.6	63.0	18.4	42.3
本文	99.5	94.2	93.3	21.0	60.6

YOLOv3-tiny 算法对自爆绝缘子的检测精度最低。YOLOv7-tiny 算法能够检测出大部分自爆绝缘子,但其精准率和召回率仅为 92.7% 和 91.4%。本文还对 YOLOv7 算法的主干特征网络进行改动,并对 3 种不同轻量化主干特征网络的 YOLOv7 算法进行对比实验,YOLOv7 的 3 种轻量化算法相比于 YOLOv7 算法检测速度均得到了提升,模型规模及运算量显著降低,但精度上也产生了不少的损失。其中,基于 GhostNet 网络的 YOLOv7 算法的自爆绝缘子的平均精度和召回率最低。基于 mobilenetV3 网络的 YOLOv7 算法的精准率高出基于 shuffleNetV2 网络的 YOLOv7 算法 2.2%,但基于 shuffleNetV2 网络的 YOLOv7 算法的召回率最高。本文所提出的算法对自爆绝缘子的平均精度和精准率最高,高于其他轻量化算法和改进的算法且比 YOLOv7 算法的平均精度高出 0.1%,改进算法的规模为 21 M,仅为 YOLOv7 算法的 28%。改进算法在保证较高的识别精度以及较小规模的同时也平衡了检测速度,其检测速度达到了 60.6,比 YOLOv7 算法高出 11.3。

对于电力线路巡检而言,识别出自爆绝缘子为巡检工作的重中之重,本文改进的算法在自爆绝缘子的平均精度上高于 YOLOv7 算法,且改进后算法的规模和速度具有优势,能够有助于算法应用在嵌入式平台或移动端设备上。

5) 自爆绝缘子检测系统

为方便工作人员在海量图片中快速检测出自爆绝缘子,本文通过 PyQt5 设计一套自爆绝缘子检测系统^[20],该系统的用户界面可以接收来自用户选择模型的检测结果,并将这些结果直接显示在 UI 界面上,以使用户查看。

图 10 展示的是自爆绝缘子检测系统的 UI 界面,用户可以选择相应功能的控件来进行实时的检测。用户界面分控制界面和系统运行界面两个部分。控制界面主要包括单张图片检测和多张图片检测,用户可以通过点击按钮进行相应的操作。除此之外,用户可以将运行结果保存到特定的文件夹中。在系统运行界面中,用户可以看到自爆

绝缘子的检测结果并可以看到自爆绝缘子的缺陷框以及其对应的置信度分数,一旦图片中出现自爆绝缘子,识别结果框中会出现自爆绝缘子提示信息以便工作人员直观地看到识别结果。



图 10 自爆绝缘子检测系统

Fig. 10 Self-exploding insulator detection system

3 结 论

本文针对目前在复杂背景下无人机巡检图像识别自爆绝缘子检测中存在的问题进行了分析,针对自爆绝缘子和正常绝缘子识别困难和算法对设备要求高的两大问题,通过改进网络结构和引入 MPDIoU 损失函数对 YOLOv7-tiny 算法进行改进。根据绝缘子故障部分结构细微且像素有限等特点,通过在原网络中引入动态蛇形卷积增加感知从而提高算法对自爆绝缘子的平均精度;随后修改原网络中的特征提取网络,GOLD-YOLO 网络相较于 FPN 网络,其能有效增强中间层的部分信息融合能力;之后采用 MPDIoU 损失函数改善边界框回归进而提高收敛速度和准确性;最后设计一套自爆绝缘子检测系统以便巡检人员查看。

综上所述,优化后的轻量化网络相较于 YOLOv7-tiny 算法的均值平均精度提高了 1.1%,其对自爆绝缘子的平

均精度相比与YOLOv7算法高出0.1%,并且改进后算法的模型规模仅为YOLOv7算法的28%且检测速度提高了11.3。因此,该算法部署在嵌入式或移动端设备上具有极大的研究空间和应用前景。后续的研究工作主要是提高算法在由于相机抖动造成的模糊图像上绝缘子的平均精度以及对改进后的算法进行剪枝操作,进一步提高算法的综合性能。

参考文献

- [1] 邬开俊,徐泽浩,单宏全.基于FasterNet和YOLOv5改进的玻璃绝缘子自爆缺陷快速检测方法[J].高电压技术,2024,50(5):1865-1876.
WU K J, XU Z H, SHAN H Q, et al. Rapid detection method for self-exploding defects in glass insulators based on improved FasterNet and YOLOv5[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(5): 1865-1876.
- [2] 翟永杰,赵晓瑜,王璐瑶,等.IDD-YOLOv7:一种用于输电线路绝缘子多缺陷的轻量化检测方法[J].图学学报,2024,45(1):90-101.
ZHAI Y J, ZHAO X Y, WANG L Y, et al. IDD-YOLOv7: A lightweight method for multiple defect detection of insulators in transmission lines [J]. Journal of Graphics, 2024, 45(1): 90-101.
- [3] 季世超,曲星合,宋庆彬,等.基于改进YOLOv5的轻量化绝缘子缺陷检测算法[J].浙江电力,2023,42(12):64-72.
JI SH CH, QU X H, SONG Q B, et al. A lightweight insulator defect detection algorithm based on the improved YOLOv5 [J]. Zhejiang Electric Power, 2023, 42(12): 64-72.
- [4] 陈奎,刘晓,贾立娇,等.基于轻量化网络与增强多尺度特征融合的绝缘子缺陷检测[J].高电压技术,2024,50(3):1289-1300.
CHEN K, LIU X, JIA L J, et al. Insulator defect detection based on lightweight network and enhanced multi-scale feature fusion. [J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(3): 1289-1300.
- [5] 杨桢,刘易宸,李鑫,等.基于深度学习的输电线路绝缘子故障检测方法[J].电气工程学报,2024,19(2):325-334.
YANG ZH, LIU Y CH, LI X, et al. Insulator fault detection method for transmission line based on deep learning. [J]. Journal of Electrical Engineering, 2024, 19(2): 325-334.
- [6] 王宪保,刘鹏飞,项圣,等.基于神经架构搜索的非结构化剪枝方法[J].模式识别与人工智能,2023,36(5):448-458.
WANG X B, LIU P F, XIANG SH, et al. Unstructured pruning method based on neural architecture search [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2023, 36(5): 448-458.
- [7] 崔翰林,褚晓晖,徐立军,等.结合二值化神经网络与知识蒸馏的轻量型水声目标识别算法[J].控制与决策,2025,40(1):128-136.
CUI H L, CHU X H, XU L J, et al. A lightweight underwater acoustic target recognition algorithm combined with binarized neural networks and knowledge distillation [J]. Control and Decision, 2025, 40(1): 128-136.
- [8] LIU J W, NIU L, YUAN ZH H, et al. PD-quant: Post-training quantization based on prediction difference metric [C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 24427-24437.
- [9] QI Y L, HE Y T, QI X M, et al. Dynamic snack convolution based on topological geometric constraint for tubular structure segmentation [C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision, 2023: 7464-7475.
- [10] WANG CH CH, HE W, NIE Y, et al. Gold-YOLO: Efficient object detector via gather-and-distribute mechanism [J]. ArXiv preprint arXiv: 2309.11331, 2023.
- [11] 严锴,曾子豪,邓文娟,等.融合多重注意力及高阶特征的绝缘子缺陷检测方法[J/OL].机电工程技术,1-9 [2024-12-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1522.TH.20241219.1400.007.html>.
YAN K, ZENG Z H, DENG W J, et al. Insulator defect detection method based on multi-attention and high-order context [J/OL]. Information Mechanical & Electrical Engineering Technology, 1-9 [2024-12-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1522.TH.20241219.1400.007.html>.
- [12] 伍枢珩,刘永奎,张霖,等.基于改进YOLOv8的轻量级装配工件检测算法[J/OL].系统仿真学报,1-13 [2024-12-25]. <https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.24-0910>.
WU SH H, LIU Y K, ZHANG L, et al. A lightweight assembly workpiece detection algorithm based on an improved YOLOv8 [J/OL]. Journal of System Simulation, 1-13 [2024-12-25]. <https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.24-0910>.
- [13] 陈倩,卢扬,邵飞翔,等.基于改进YOLOv8的飞鸟检测算法[J].现代计算机,2024,30(20):14-19.
CHEN Q, LU Y, SHAO F X, et al. Flying bird detection algorithm based on an improved YOLOv8 [J]. Modern Computer, 2024, 30(20): 14-19.
- [14] 陈飞宇,张应迁,吴嘉懿,等.基于GOLD-YOLO改进YOLOv5模型道路病害检测研究[J].现代计算机,

- 2024, 30(19):7-12.
CHEN F Y, ZHANG Y Q, WU J Y, et al. Research on road disease detection based on GOLD-YOLO improved YOLOv5 [J]. Modern Computer, 2024, 30(19):7-12.
- [15] 易磊, 黄哲玮, 易雅雯. 改进 YOLOv8 的输电线路异物检测方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(15):125-134.
YI L, HUANG ZH W, YI Y W. Improved YOLOv8 foreign object detection method for transmission line[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(15):125-134.
- [16] 霍超, 谷晓钢, 黄玲琴, 等. 基于 YOLO v4 优化的航拍绝缘子缺陷图像检测模型[J]. 电子测量技术, 2023, 46(9): 175-181.
HUO CH, GU X G, HUANG L Q, et al. Improved YOLO v4 model for insulator defect detection using aerial imagery [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(9):175-181.
- [17] 高英铭, 韩顺杰, 周波, 等. 改进 YOLOv8 的绝缘子及其自爆缺陷目标检测算法[J/OL]. 无线电工程, 1-10 [2025-01-16]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1097.tn.20240814.1117.004.html>.
GAO Y M, HAN SH J, ZHOU B, et al. Improved YOLOv8 insulator and its self-explosion defect detection algorithm [J/OL]. RadioEngineering, 1-10 [2025-01-16]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1097.tn.20240814.1117.004.html>.
- [18] 王道累, 张世恒, 袁斌霞, 等. 基于改进 YOLOv5 的轻量化玻璃绝缘子自爆缺陷检测研究[J]. 高电压技术, 2023, 49(10):4382-4390.
WANG D L, ZHANG SH H, YUAN B X, et al. research on self-explosion defect detection of lightweight glass insulators based on improved YOLOv5 [J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(10):4382-4390.
- [19] 王建烨, 续欣莹, 谢刚, 等. 改进 SSD 模型的绝缘子自爆故障检测 [J]. 现代电子技术, 2022, 45(14): 115-121.
WANG J Y, XU X Y, XIE G, et al. Insulators self-explosion fault detection based on improved SSD model[J]. Modern Electronics Technique, 2022, 45(14): 115-121.
- [20] 吴利杰, 丁友东, 陈钰, 等. 结合像素流和最优化方法的视频着色系统 [J]. 电子测量技术, 2020, 43(6): 99-104.
WU L J, DING Y D, CHEN Y, et al. Video colorization system based on pixel stream and optimization method [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(6): 99-104.

作者简介

陈佳韵, 硕士, 主要研究方向为电力稳定运行、电力系统故障诊断。

E-mail: 809325765@qq.com

肖根福(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为电气自动化。

E-mail: xiaogenfu@163.com

张祥明, 博士, 副教授, 主要研究方向为故障诊断。

E-mail: 9920110036u@jgsu.edu.cn