DOI：10. 13382/j. jemi. B2206077

定向识别航拍绝缘子及其缺陷检测方法研究*

赵　博[1]　马宏忠[2]　张　潇[3]　李春亮[1]　赵金雄[2]　张学军[3]　张　琴[4]

（1. 国网甘肃省电力公司　兰州　730030；2. 国网甘肃省电力公司电力科学研究院　兰州　730070；
3. 兰州交通大学电子与信息工程学院　兰州　730070；4. 国网兰州供电公司　兰州　730070）

摘　要：针对现有绝缘子检测算法无法定向检测绝缘子及其缺陷的问题，提出了一种改进 YOLOv5（you only look once v5，YOLOv5）算法的航拍绝缘子识别及其缺陷检测方法。通过定向标注航拍绝缘子图片，形成航拍绝缘子数据集和缺陷绝缘子数据集；在 YOLOv5 的主干特征提取网络引入轻量化注意力机制模块、在特征融合阶段使用改进的空间金字塔池化结构；通过改进 YOLOv5 网络的头部结构使其可以对绝缘子进行定向识别，并对损失函数添加角度损失分类。实验结果表明在检测时间由单张 0. 044 s 到单张 0. 049 s 并无显著增长的前提下，改进后的算法在测试集上的 mAP（mean average precision）的值为 95. 00%，实现了定向识别绝缘子及其漏帽缺陷，还可应用到绝缘子视频流检测。为后续的绝缘子精确定位以及进一步故障检测打下良好基础。

关键词：绝缘子；定向识别；注意力机制；YOLOv5

中图分类号：TH81　　**文献标识码**：A　　**国家标准学科分类代码**：470. 4017

Research on directional identification of aerial insulators and their defect detection methods

Zhao Bo[1]　Ma Hongzhong[2]　Zhang Xiao[3]　Li Chunliang[1]　Zhao Jinxiong[2]　Zhang Xuejun[3]　Zhang Qin[4]

（1. State Grid Gansu Electric Power Company, Lanzhou 730030, China; 2. State Grid Gansu Electric Power Research Institute, Lanzhou 730070, China; 3. School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 4. State Grid Lanzhou Power Supply Company, Lanzhou 730070, China）

Abstract: Aiming at the problem that the existing insulator detection algorithm cannot detect insulators and their defects in an oriented manner, an aerial insulator identification and defect detection method improved by YOLOv5 algorithm is proposed. By orienting the aerial insulator pictures, the aerial insulator dataset and defective insulator dataset are formed. The lightweight attention mechanism module is introduced in the backbone feature extraction network of YOLOv5, and the improved spatial pyramid pooling structure is used in the feature fusion stage. By improving the head structure of the YOLOv5 network, the network can perform directional identification of insulators and add angular loss classification to the loss function. The experimental results show that under the premise that the detection time does not increase significantly from 0. 044 s to 0. 049 s per sheet, the value of mAP (mean average precision) on the test set of the improved algorithm is 95. 00%, which realizes directional identification of insulators and their leakage cap defects, and can also be applied to insulator video stream detection. This provides a good basis for the subsequent precise positioning of insulators and further fault detection.

Keywords: insulator; targeted identification; attention mechanisms; YOLOv5

收稿日期：2022-12-04　　Received Date：2022-12-04

*基金项目：甘肃省教育厅产业支撑项目（2022CYZC-38）、国网甘肃省电力公司科技项目（522722220013）、甘肃省自然基金（21JR7RA282）项目资助

0　引　言

绝缘子作为输配电网络中重要的绝缘控件,在高压架空输配电线路上起着重要的作用。对于绝缘子的巡检以及对其数量的统计工作则成为保障高压架空输配电网络正常安全运行的重要环节[1]。我国幅员辽阔,输配电网络遍布各省市,且随着新型电力系统的逐步构建,越来越多的新型电力设备被运用到生产实践中。但以太阳能发电、风能发电、潮汐能发电等为代表的新型发电设备普遍被运用在沙漠、戈壁、近海等,相应的绝缘子也伴随着分布于这些地带。仅靠人力难以完成对绝缘子的检测,甚至巡检一些分布在较为复杂的地貌下的绝缘子会对巡检人员的生命安全产生很大的威胁。由于绝缘子裸露在自然环境中,常因受到外力而发生漏帽缺陷现象使输配电线路存在安全隐患,需要频繁的检测。针对上述情况,发展有效代替人力巡检绝缘子的技术就成为一个有价值且亟待解决的研究问题。

随着卷积神经网络的出现和深度学习模型的成熟,计算机视觉领域得到了充分的发展。利用图像资料包括图片和视频来对绝缘子进行成批量的识别和缺陷检测成为可行方案。利用这一点,目前电力运行单位普遍开展小型多旋翼无人机和固定翼无人机的巡检[2]。巡检过程中主要应用了计算机视觉领域中基于深度学习的目标识别技术,该技术可以有效解决传统目标检测方法,如区域选择、特征提取和各种分类器存在的鲁棒性差、时间复杂度高、滑窗选择没有策略等一系列问题。目前,基于深度学习的目标检测算法主要分为基于锚框和非基于锚框两种,其中主流目标检测算法相关工作均围绕着基于锚框的方法展开。目标检测算法分为两阶段网络与单阶段网络:两阶段网络以 Fast R-CNN[3]、Faster R-CNN[4]、Mask R-CNN[5]为代表。Tao 等[6]通过设计一种基于 Faster R-CNN 的级联结构,先通过 ILN(insulator localizer network)网络识别出绝缘子,然后对识别出的绝缘子范围进行裁剪,再将得到的小范围绝缘子图片通过 DDN(defect detector network)进行缺陷的识别。该模型可以对绝缘子进行精度较高的识别但是两阶段网络本身时间开销就很大,加之是级联结构,在时间性能方面无法满足电力系统实时性的要求。陈庆等[7]通过将构建卷积神经网络对绝缘子图片进行特征抽取,结合绝缘子轮廓特征进行显著性检测以达到绝缘子的识别,该方法没有做到端到端的训练同样存在时间开销大的问题。由此可见两阶段网络在检测精度方面具有很好表现,但时间开销大的明显缺点导致无法在当前要求实时性的电网使用场景中奏效。单阶段网络以 YOLO(you only look once,YOLO)系列网络如 YOLO[8]、YOLOv2[9]、YOLOv3[10]、YOLOv4[11]、YOLOv5 为主要代表。刘行谋等[12]通过加深 YOLOv4 网络的空间金字塔结构的深度,和给平衡交叉熵引入权重系数以增加损失函数的贡献程度,可以较为准确的识别绝缘子。但该方法基于传统的水平锚框识别绝缘子,没有考虑到航拍绝缘子图片无法保持水平姿态,依然受到复杂背景信息的干扰。郝帅等[13]利用 YOLOv5 网络添加注意力机制的方式对输电线路故障进行检测,保留了 YOLOv5 网络的快速检测能力但没有考虑检测物体外观特点对检测效果的影响。利用单阶段网络识别绝缘子可以保留其快速检测的性能但是损失了一定的精度。上述的主流目标识别网络各有优缺点,但普遍没有考虑实际应用中航拍绝缘子图片无法拍摄到水平姿态的绝缘子,导致识别阶段利用水平锚框去框定绝缘子的同时将一部分背景信息框选在内,无法精确的定位图片中的绝缘子。其次在训练阶段,由于只能用水平框标注绝缘子,会将背景信息标注为绝缘子,增加了训练的难度和模型收敛的时间。

为此,针对利用深度学习模型对航拍绝缘子进行绝缘子识别与漏帽缺陷检测这一应用场景中所存在的问题,如:无法彻底避免因用水平锚框框定绝缘子而导致的绝缘子定位不准确和背景信息对模型训练的干扰、无法兼顾检测精度和检测时间、没有针对绝缘子外观特点进行适应性改进。提出一种基于 YOLOv5 并结合注意力机制的定向绝缘子识别网络。本文的创新与贡献如下:1)针对航拍绝缘子图片无法拍摄水平姿态的绝缘子问题,对 YOLOv5 网络进行适应性改进。在其“头部”添加锚框角度分类,使改进后的 YOLOv5 网络可以定向识别绝缘子。2)在特征提取阶段引入轻量化注意力机制模块,在保留 YOLOv5 检测速度性能的前提下增强其特征提取能力,使模型收敛速度更快检测精度更高。3)在特征融合模块使用改进后的空间金字塔池化结构,使输入的特征信息得到最大程度的保留。4)替换原始 YOLOv5 网络中的交并比计算方式,由 G-IoU(generalized intersection over union)换为 C-IoU(complete intersection over union),考虑了锚框的长宽比使损失函数的贡献效能更好。

1　YOLOv5 网络架构

YOLOv5 作为经过深度学习目标检测领域同行检验的算法,具有快速检测、检测精度较高、可推广至视频检测领域等优点。其结构设计继承同系列算法 YOLOv4,主要包括 4 部分:图像输入模块(Input);主干特征提取网络(Backbone);特征融合模块(Neck);预测“头部”(Head)。其结构如图 1 所示。

图像输入模块(Input):YOLOv5 的输入模块主要采用 Mosaic 数据增强方法,在训练阶段对输入数据进行 4

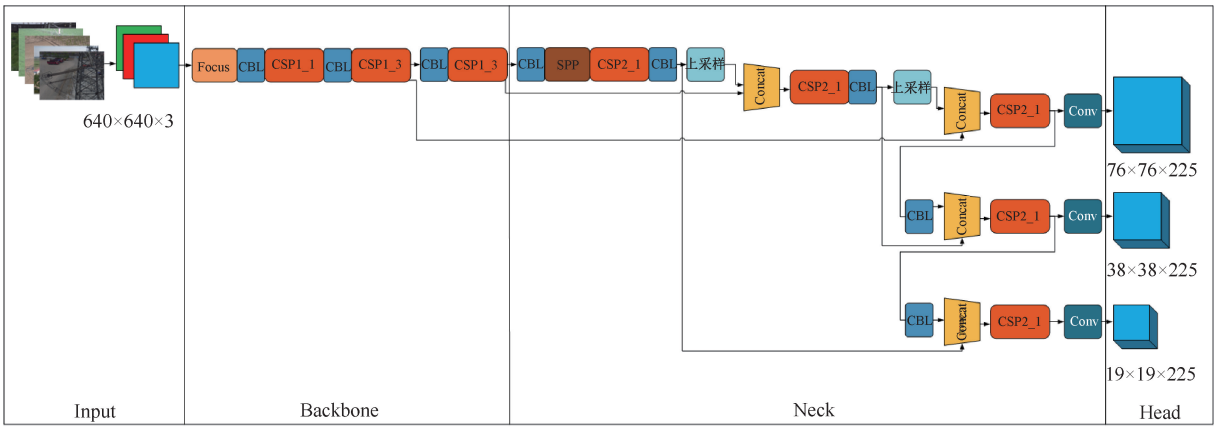


图 1　YOLOv5 框架图

Fig. 1　The framework of YOLOv5

张图片为批量的组合处理,其中包括将每张图片随机进行旋转、亮度变化、目标迁移以及裁剪拼接。该方法有效的扩充了训练集的数量,同时处理过后的数据也让训练出的模型具备更强的鲁棒性。此外输入模块还在训练阶段对数据集的先验框进行了聚类处理,让预测框的大小更加贴合实际物体的大小,加速了模型的训练。

主干特征提取网络(Backbone):相较于 YOLOv4,YOLOv5 在主干特征提取网络中增加了 Focus 模块。该模块将原始图片进行切片,然后再将切片得到的具备原始图像信息的小图片进行通道层面的拼接,使图片的空间信息更加丰富。此外 YOLOv5 的主干网络继承了 YOLOv4,主要以 CBL 模块既 Conv、BatchNorm、Leaky relu 操作的集合模块和 CSP1_X 模块既基于残差连接思想的卷积网络模块组成。

特征融合模块(Neck):YOLOv5 的 Neck 使用 SPP[14] 和 FPN[15]+PAN[16] 的组合。既先用不同尺度的特征图构建特征金字塔,保证不同尺度的输入都可以按照固定大小的特征向量输出,再利用上采样让大尺度的低级特征图具备上级特征图的空间信息,利用下采样让小尺度的高级特征图具备下级特征图的细节特征。与 YOLOv4 不同的是,YOLOv5 使用了 CSP2_X 模块既对 CBL 模块的多次使用代替单一的 CBL 模块。这一操作有效的加深了网络的深度,增强了网络的特征提取能力,为预测提供了具有极为完备特征信息的特征图。最大程度发挥特征融合的效用。CSP1_X 与 CSP2_X 的结构图如图 2 所示。

预测"头部"(Head):YOLOv5 相较于 YOLOv4,使用 GIoU 作为交并比(IoU)的代替,解决了预测框不重合时损失函数不可导的问题,缓和了仅使用 IoU 时训练模型难以收敛的局限。

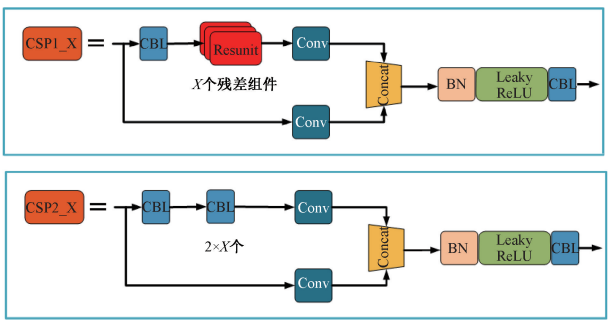


图 2　CSP1_X 与 CSP2_X 结构图

Fig. 2　The framework of CSP1_X and CSP2_X

2　改进的 YOLOv5 绝缘子识别及其缺陷检测方法

本文所提出的基于 CBAM 注意力机制和定向框的 YOLOv5 绝缘子识别及其缺陷检测算法框架如图 3 所示。

2.1　定义定向锚框的角度信息

YOLOv5 只能对物体体进行水平方向的识别,在航拍环境下识别非水平方向物体时预测框内往往包含了大量背景信息。本文改进的 YOLOv5 网络可以对非水平方向物体进行定向的识别,结合绝缘子外观本身比较规则,带有角度的锚框可以很好的将其框定。本文选择借鉴 CLS(circular smooth label)方法[17] 和长边定义法对锚框的角度信息进行定义。定向识别领域存在一个问题:角度 θ 在 $\theta \in [-90°, 90°]$ 上连续,但在对 θ 做回归问题时无法避免边界振荡问题,如图 4 所示。实线矩形框 x 与虚线矩形框 y 与水平方向夹角分别为 90°、-89°,在做回归问题时两矩形框差距 179°。而实际的,y 框只要顺时针旋转 1°即可与 x 框重合。针对这种角度边界振荡问题,本文选择对角度信息做分类问题处理。既将锚框的

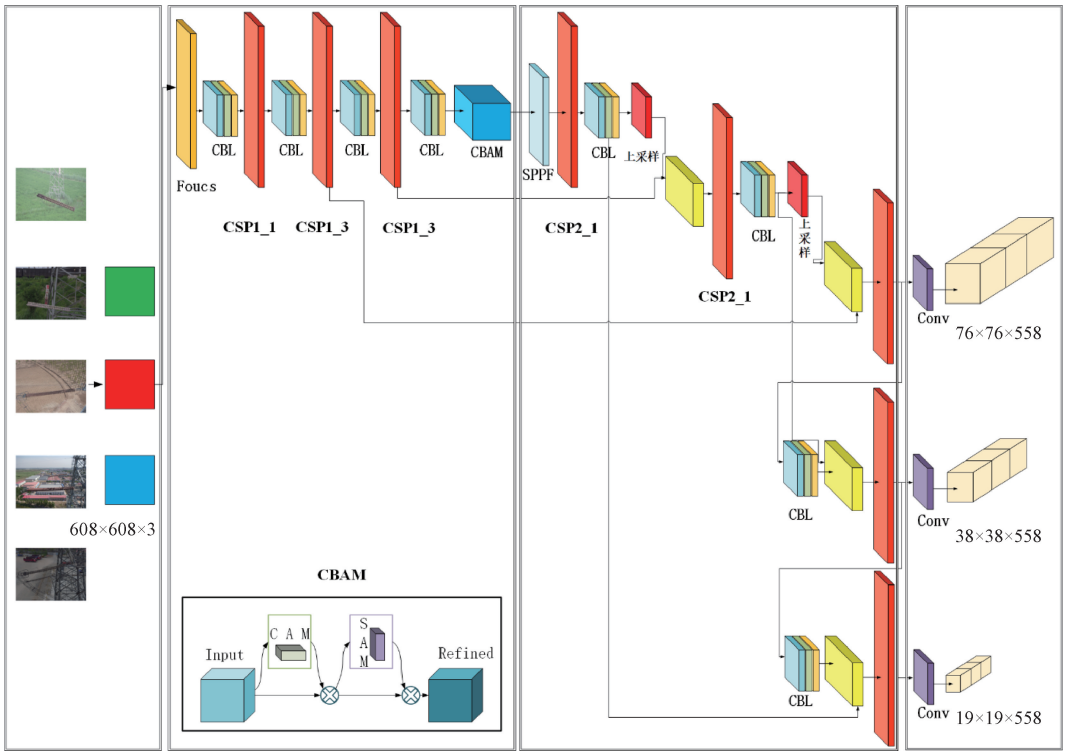


图 3　改进的 YOLOv5 结构图

Fig. 3　Improved YOLOv5 network structure

较长边与水平方向的夹角定义为锚框的角度信息,并构造 180 个分类既每一个角度都代表一种可能的情况去拟合不同角度的锚框。这样可以将原本的回归问题转化成了分类问题,自然的避免了执行回归任务时的角度边界振荡问题。

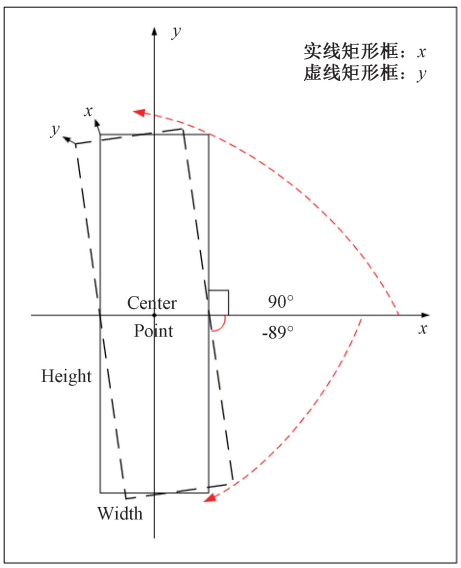


图 4　边界振荡问题

Fig. 4　Boundary oscillation problem

2.2　对 YOLOv5 的定向识别进行适应性改进

添加了锚框角度信息后,数据标签维度由原本的[class, x_TopLeft, y_TopLeft, x_BottomRight, y_BottomRight]既类别标识与锚框的左上、右下两点坐标唯一确定一个锚框,变为[class, x_center, y_center, height, width, θ]既类别标识与锚框中心点坐标加锚框的长宽和角度唯一确定一个锚框。原始 YOLOv5 在输入部分对标签进行了大量的归一化和反归一化的操作,并且涉及了大量的图像高宽数据的变化。所以在输入模块要在对数据进行处理前先将图像的高宽 padding 到相同的尺寸既 height=width,以保证数据标签中的 height 与 width 在没有与图像高宽有严格对应关系的前提下,也能准确的标记目标。其次输入模块中的 Mosaic 数据增强与普通数据增强方式均基于原始 YOLOv5 数据标签进行增强,并不涉及角度变化,所以只要将角度 θ 维度添加在原有数据标签后即可。dom_perspective(仿射矩阵增强)中的旋转与形变仿射变换会引起目标角度的变化,可将该方法超参数设为 0 解决此问题。

由于增添了锚框的角度维度以及要对锚框角度做分类,则必须要在预测“头部”增添相对应的通道以判别每个锚框对应的角度。原始 YOLOv5 每个锚框预测的参数数量为:

[(x_TopLeft,y_TopLeft,x_BottomRight,y_BottomRight)+

confidence+num_class]

既左上、右下两点坐标加置信度分数加物体类别数，如图 5 所示本文添加了角度维度后，每个锚框需要预测的参数为：[(x_center, y_center, height, width)+confidence+num_class+num_angle]=4+1+1+180=186，每个尺度上设置 3 种大小不同的锚框，则总通道数为 3×186=558。

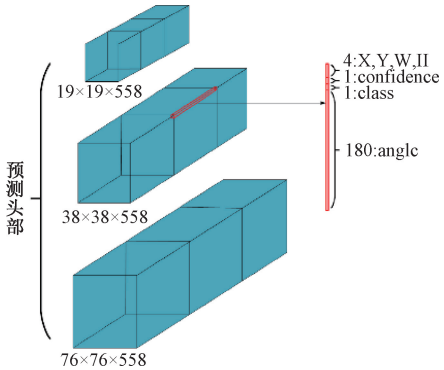


图 5　改进的 YOLOv5“头部”示意图

Fig. 5　Improved YOLOv5 “head” schematic

2.3　添加轻量化注意力机制模块

CBAM(convolutional block attention module)[18] 综合考虑了卷积神经网络提取特征时的空间信息与通道信息，其结构如图 6 所示。本文将 CBAM 注意力机制引入主干特征提取网络(BackBone)中，有效增强了特征提取能力。另一方面 CBAM 是轻量化注意力机制通用模型，所以几乎没有造成额外的时间开销，保证了网络的速度性能。其结构如图 6 所示。

CBAM 主要利用全局最大池化和全局平均池化两种池化方式对输出的通道特征与空间特征进行进行增强。通道注意力机制计算公式如式(1)所示。

$$M_c(F)=\sigma(\mathrm{MLP}(\mathrm{MaxPool}(F))+\mathrm{MLP}(\mathrm{AvgPool}(F)))=\sigma(W_1(W_0(F^c_{\mathrm{Max}}))+W_1(W_0(F^c_{\mathrm{Avg}})))\tag{1}$$

式中：M_c 为通道注意力机制，F 为特征，σ 为 sigmoid 激活函数，MLP 为如图 6 所示的多层感知机，W_1 与 W_0 为 MLP 中的两层权重，F^c_{Max} 与 F^c_{Avg} 分别为通道注意力机制中的全局最大池化和全局平均池化结果。空间注意力机制计算公式如式(2)所示。

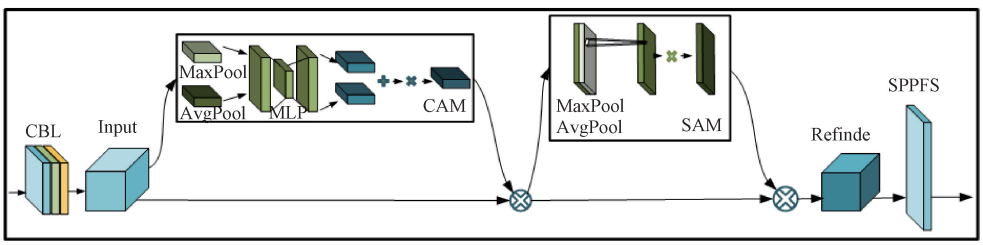


图 6　CBAM 轻量化注意力机制结构图

Fig. 6　Structure diagram of CBAM′s lightweight attention mechanism

$$M_s(F)=\sigma(f^{7\times7}([\mathrm{MaxPool}(F);\mathrm{AvgPool}(F)]))=\sigma(f^{7\times7}(F^s_{\mathrm{Max}};F^s_{\mathrm{Avg}}))\tag{2}$$

式中：M_s 为空间注意力机制，$f^{7\times7}$ 为卷积核大小为 7×7 的卷积操作，F^s_{Max} 和 F^s_{Avg} 分别为空间注意力机制中的全局最大池化和全局平均池化结果。本文对添加 CBAM 轻量化注意力机制模块前后训练阶段损失函数下降曲线与平均精度(mAP)指标进行了对比，对比图如图 7 所示。可以看出添加 CBAM 后训练阶段 Loss 曲线不仅收敛的更快而且较添加 CBAM 之前低 0.3%，mAP 指标也较添加 CBAM 之前高 5%左右。说明 CBAM 轻量化注意力机制模块的引入对模型训练和模型验证都起到了明显的提升作用。

2.4　改进空间金字塔池化结构

空间特征金字塔池化结构 spp 的引入有效地解决了对图像缩放操作导致图像失真，以及卷积网络对特征重复提取的问题。YOLOv5 网络在 spp 的基础上改进得到 SPPF，提升了其速度性能。本文在 SPPF 的基础上进一步改进得到 SPPFS，对其添加了部分卷积操作使其特征提取能力更好。实验验证在本文所用数据集上，添加 SPPFS 结构的模型在收敛速度上较原 SPPF 结构有明显的提升。SPPF 于本文改进结构对比图如图 8 所示。

从图 8 中可见，SPPFS 较于 SPPF 在进行最大池化前添加了两次卷积操作加深了网络，在最大池化结构进行张量拼接后添加了卷积模块并与输入信息再次进行张量拼接，防止信息失真。使提取到的特征信息更加丰富。本文对改进空间金字塔池化结构前后训练阶段 Loss 曲线与 mAP 指标进行了对比，对比图如图 9 示。可以看出改进后训练阶段 Loss 曲线收敛的更快且 mAP 较改进前更高。说明 SPPFS 的引入对模型训练和验证都起到了明显的提升作用。

2.5　改进损失函数

原始 YOLOv5 网络的损失函数如式(3)所示：

$$L_{total}=L_{cla_loss}+L_{box_loss}+L_{con_loss}\tag{3}$$

在引入角度分类参数后损失函数也添加角度的分类

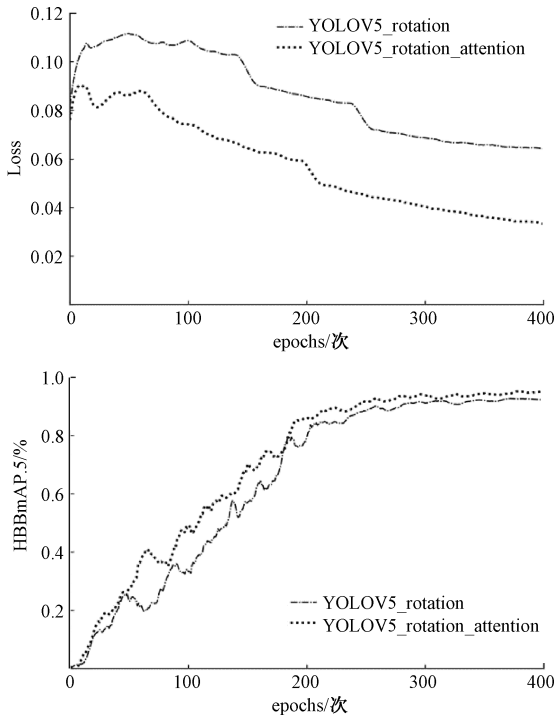


图 7　添加 CBAM 轻量化注意力机制模块前后训练对比

Fig. 7　Add CBAM lightweight attention mechanism module before and after training comparison chart

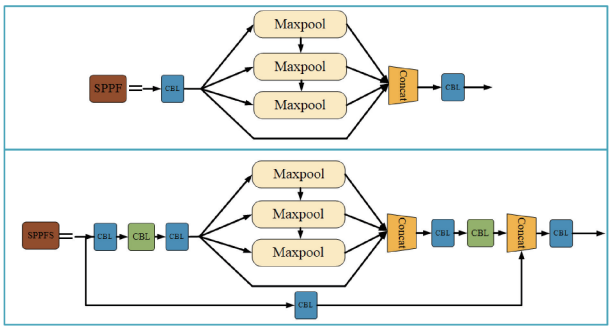


图 8　原有 SPPF 结构与改进的 SPPFS 结构示意图

Fig. 8　Schematic diagram of the original SPPF structure and the improved SPPFS structure

损失,得到定向目标识别的损失函数如式(4)所示:

$$L_{total} = L_{cla_loss} + L_{box_loss} + L_{con_loss} + L_{angle} \tag{4}$$

式中:L_{total} 为总体损失函数,L_{cla_loss} 为分类损失,L_{box_loss} 为矩形框位置损失,L_{con_loss} 为置信度损失,L_{angle} 为矩形框角度损失。其中分类损失、置信度损失与矩形框角度损失利用 BCEWithlogitsloss 函数计算得到,BCEWithlogitsloss 函数计算如式(5)所示:

$$\text{BCEWithlogitsloss} = -\frac{1}{n}\sum\left[y_n \times \ln(\sigma(X_n)) + (1-y_n)\times\ln(1-\sigma(X_n))\right] \tag{5}$$

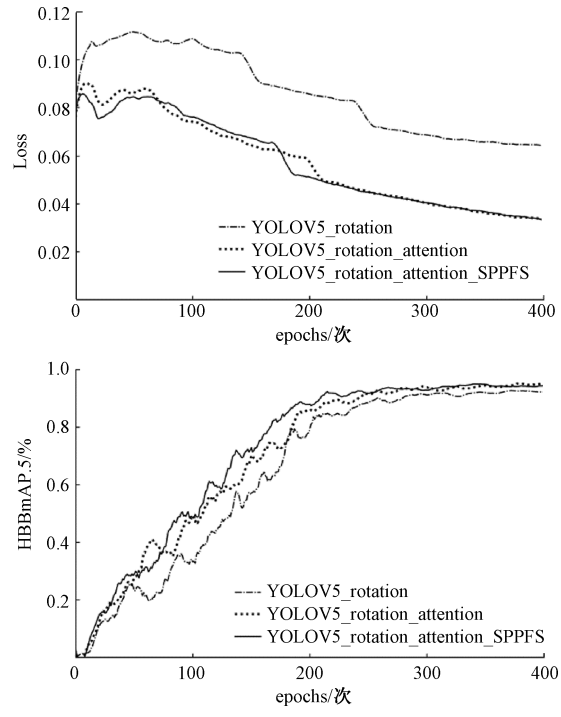


图 9　改进空间金字塔结构前后训练对比

Fig. 9　Improve the comparison chart of training before and after the spatial pyramid structure

式中:$\sigma(x) = \frac{1}{1+\exp(-x)}$ 为 sigmoid 函数。针对绝缘子外形特点本文中矩形框位置损失选择由 CIoU_Loss[19] 函数计算得到,CIoU_Loss 相较于 YOLOv5 原始的 GIoU_Loss[20] 函数考虑了锚框的长宽比,更符合绝缘子长宽比例大的特点,其计算如式(6)所示:

$$\text{CIoU}_{\text{Loss}} = 1 - \text{IoU} + \frac{\rho^2(A,B)}{c^2} + \alpha v \tag{6}$$

式中:$\text{IoU} = \frac{|A \cup B|}{|A \cap B|}$ 既候选框与真实框的交并比,$\alpha = \frac{v}{(1-IoU)+v}$ 是用于权衡 v 的参数,$v = \frac{4}{\pi^2}(\arctan\frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan\frac{w}{h})^2$ 是衡量长宽比一致性的参数,$\rho(A,B)$ 是 A、B 两个中心点间的欧氏距离,c 是 A 框和 B 框的最小包围矩形对角线的欧氏距离。w^{gt} 是真实框的宽,h^{gt} 是真实框的高,W 为预选框的宽,H 为预选框的高。

3　实验及结果分析

本文实验均基于 Pytorch 框架进行,软硬件配置信息如表 1 所示。

表 1　实验环境

Table 1　Experimental environment

配置	版本
GPU	GeForce RTX 3060
CPU	11th Gen Intel(R) Core(TM) i9-11900K @ 3.50 GHz 3.50 GHz
OS	Ubuntu 20.04 LTS
CUDA	11.2
GPU_Driver	461.69
Pytorch	1.120

3.1　数据集获取及处理

本文实验所用数据为 Tao 等[6]收集并开源的中国电力线绝缘子数据集(CPLID),该图片集共 848 张,其中包括带有缺陷绝缘子 248 张。按照 7∶2∶1 的比例将该图片集分割为训练集、测试集和验证集。本文利用 roLableImg 对训练集进行了标注,绝缘子标注示意图如图 10、11 所示。明显的用水平框进行标注时,会将大量背景信息包含在框内。而用定向框标注时,可以很好的拟合绝缘子的外部轮廓,对其进行精准的标注。

(a) 水平框标注绝缘子
(a) The horizontal box marks the insulator

(b) 定向框标注绝缘子
(b) The orientation frame marks the insulator

图 10　绝缘子标注示意图

Fig. 10　Schematic diagram of the insulator callout

绝缘子漏帽缺陷标注如图 11 所示。

(a) 水平框标注绝缘子缺陷
(a) The horizontal box marks the insulator defect

(b) 定向框标注绝缘子缺陷
(b) The orientation frame marks the insulator defect

图 11　绝缘子缺陷标注示意图

Fig. 11　Schematic diagram of the insulator callout

CPLID 数据集图片大小为 1 152×864,不满足本文 2.2 节中说的 height = width。标注框的高宽与图片的高宽没有严格的对应关系,在输入模块进行归一化、反归一化以及高宽变化处理时标签会发生偏移。为避免这种情况发生,本文将原始图片 padding 到高宽为相同尺寸。具体做法为将图片的较短一边用黑色像素填充至与较长边等长,既图片尺寸变为 1 152×1 152。效果图如图 12 所示。

图 12　补充像素后的训练数据

Fig. 12　Training data after supplementing pixels

3.2　模型训练

本文通过小批量随机梯度下降方法进行训练。对模型中各主要的超参数在多次实验中进行调整,得到如表 2 所示的参数组合可以使模型的性能达到最佳。

表 2　超参数值组合

Table 2　Hyperparameter value combinations

超参数	超参数所选值
学习率	0.001
余弦退火超参数	0.2
迭代次数	500
批量大小	4
学习率动量	0.8
权重衰退系数	0.000 5

在迭代 500 个 epoch 后模型趋于收敛,模型训练过程如图 13 所示。由图 13 可见,训练阶段与验证阶段的锚框位置损失函数既图中 train/box_loss 与 val/box_loss 曲线呈同步状态,目标置信度损失函数既图中的 train/obj_loss 与 val/obj_loss 曲线呈同步状态,角度损失函数既图中的 train/ theta _loss 与 val/ theta _loss 曲线呈同步状态,说明训练过程当中没有出现过拟合情况。由于是单目标识别,所以分类损失函数从开始就下降为 0。

3.3　结果分析

将验证集送入训练好的模型中进行预测,得到的效果如图 14 所示。图中可以看出定向锚框对绝缘子进行了精准的识别,避免了将无关的背景信息也预测为绝缘子和绝缘子漏帽缺陷的问题,对目标较小的绝缘子和绝缘子漏帽缺陷部位也做到了精确的识别。并且从标注框上的置信度看,本文模型对于绝缘子的识别置信度较高,说明了模型的有效性。

本文引入目标检测领域常用的评价指标精度(Precision)、召回率(Recall)、PR 曲线、F1 指标、mAP 指

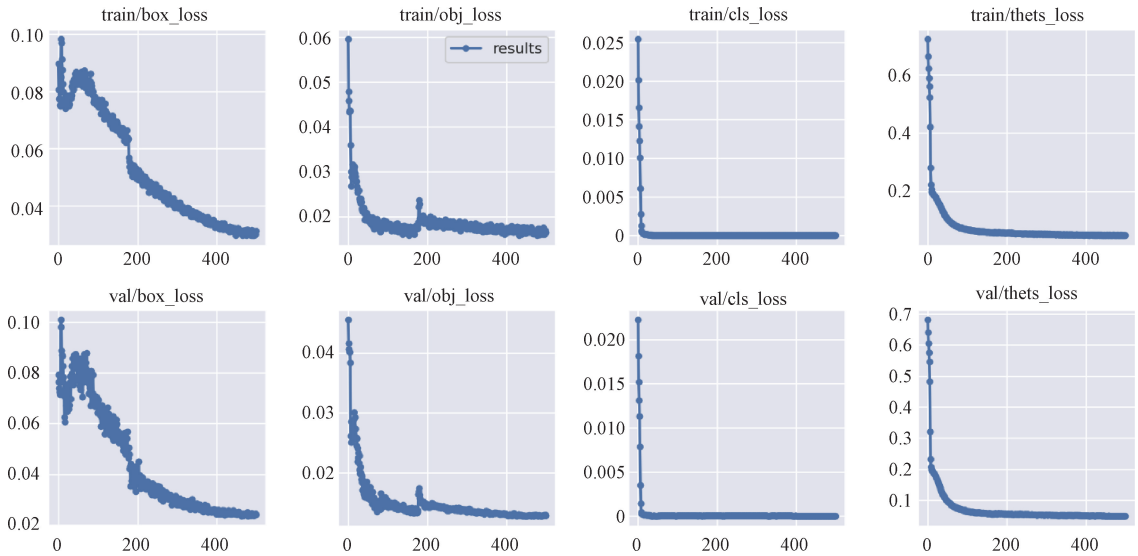


图 13　模型训练过程示意图

Fig. 13　Schematic diagram of the model training process

图 14　检测效果示意图

Fig. 14　Schematic diagram of the detection effect

标,对本文方法的性能进行客观评价。精度、召回率、F1、mAP 计算如式(7)~(10)所示:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{7}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{8}$$

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \tag{9}$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^{N} AP_i}{N} \tag{10}$$

其中,TP 代表真正例,FP 代表假正例,FN 代表假反例,AP 指标的计算可以通过计算 PR 曲线下面积得到。N 为检测类别数,由于本文解决的是单目识别问题(N=1),所以 mAP 指标等于 AP 指标,可通过计算 PR 曲线下面积得到。本文设计模型的精度、召回率、PR 曲线、F1 指标如图 15 所示,由于是单目识别所以 Insulators 线与 all class 线重合。从图中可以看出,在置信度为 0.815 的情况下精度到达了 1,在置信度为 0 时召回率为 0.97,说明模型检测性能出色,可以很好地识别绝缘子。从 PR(Precision-Recall)曲线图中可以看出在 IoU 为大于 0.5 的情况下 mAP=AP 为 0.950,既代表识别绝缘子类的平均精度达到了 0.950。再从 F1 指标图像中可以看出 F1 曲线包括了图中大部分区域,既 F1 指标值较高(0.92)。由于 F1 指标综合考虑了 Precision 与 Recall,且 F1 值越大代表模型越稳定,可以认定本文方法有较好的稳定性。本文在多个方面对 YOLOv5 进行了改进,为清晰的表示

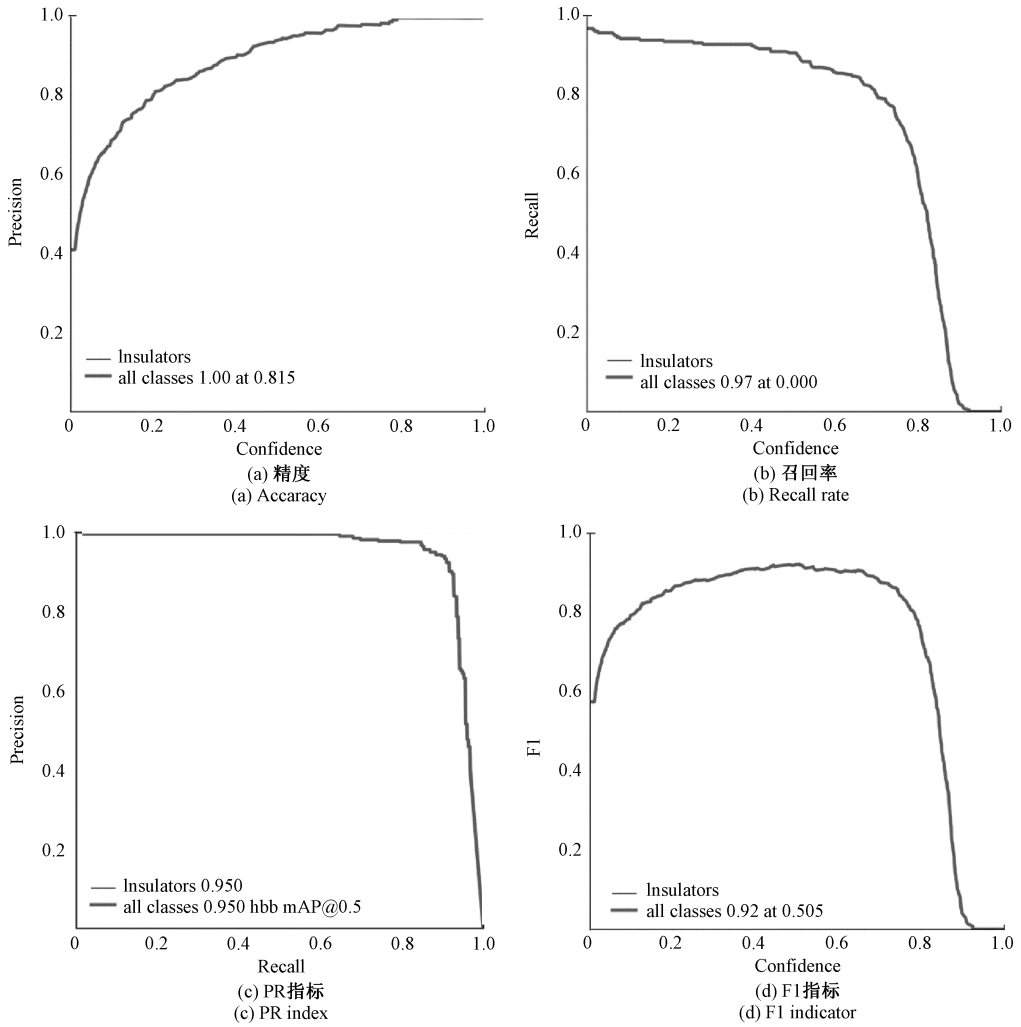


图 15　本文算法精度、召回率、PR 指标、F1 指标示意图

Fig. 15　The algorithm accuracy, recall rate, PR index, and F1 indicator diagram

各改进模块对整体模型的优化所作出的贡献,本文设置了控制变量的消融实验。实验结果如表 3 所示。

表 3　消融实验

Table 3　Ablation experiments

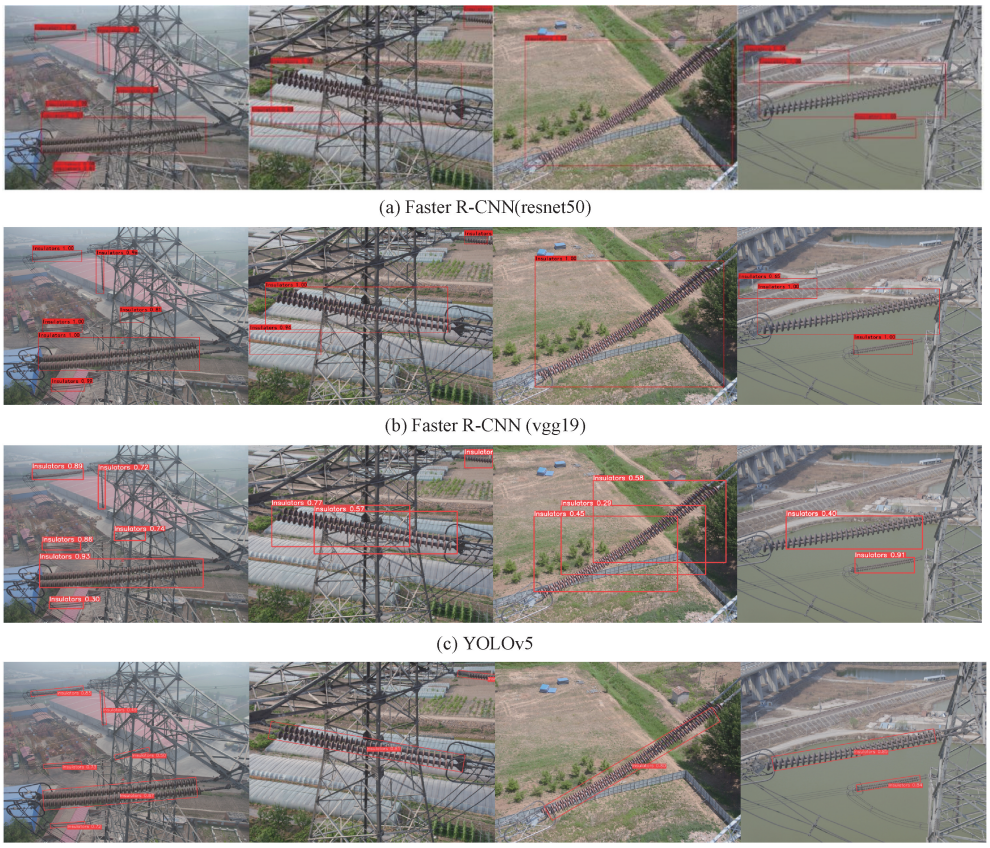
定向识别	CBAM	SPPFS	mAP@0.5/%	Time/s
			91.40	0.044
Π			93.20	0.047
Π	Π		94.80	0.049
Π	Π	Π	95.00	0.049

通过表 3 可看出,定向识别与 CBAM 模块对提升模型的 mAP 指标有着积极影响。SPPFS 模块主要促进模型的收敛,在 2.4 节已做说明。各个模块的改进不同程度的延长了模型预测时间,但总体来看模型预测时间由原来的 0.044 s 增长到 0.049 s 是可以完全接受的。

3.4　实验对比

本文还对比了目前主流的目标检测算法:Faster R-CNN(Resnet50)、Faster R-CNN(Vgg19)、YOLOv5。从检测效果、mAP 指标、单张检测时间角度分析了各方法的优缺点。各方法检测效果对比图如图 16 所示,由图 16(a)与(b)可知主干特征提取网络分别为 Resnet50、Vgg19 的 Faster R-CNN 网络,识别的绝缘子置信度高,不会发生漏检情况。但水平锚框框选了大量的背景信息,并且有错检问题的发生。其原因在于标注数据时水平矩形框无法很好拟合绝缘子外形,框定了大量背景信息作为绝缘子。导致识别过程中会发生错误识别的情况出现。由图 16(c)可知 YOLOv5 网络同样用水平锚框识别绝缘子,没有出现错检情况但同样存在识别范围不够精确的问题,且对于个别绝缘子存在多个预测结果的问题。由图 16(d)可知本文方法在训练过程中添加了锚框的角度信息,因此可以做到定向识别绝缘子,利用带角度的矩形框可以很好的拟合绝缘子外观,精确框定绝缘子。置信度略高于 YOLOv5 网络,低于 Faster R-CNN 网络。这

是由于相较于 YOLOv5 本文方法添加了 CBAM 轻量化注意力机制,而 Faster R-CNN 网络作为两阶段网络在确定预测框时经过了提前筛选,所以其识别置信度高于本文单阶段网络也是可以被接受的。



(a) Faster R-CNN(resnet50)

(b) Faster R-CNN (vgg19)

(c) YOLOv5

(d) 本文方法

图 16　绝缘子检测效果对比

Fig. 16　Comparison chart of insulator detection effect

本文还对几种方法的 mAP 指标和单张图片检测时间进行了对比,比较结果如表 4 所示。

表 4　不同算法检测性能对比

Table 4　Comparison of detection performance of different algorithms

方法	mAP@0.5/%	时间/s
Faster R-CNN(Resnet50)	94.28	0.37
Faster R-CNN(Vgg19)	96.83	0.33
YOLOv5	91.40	0.044
YOLOv5+定向识别	93.20	0.047
本文方法	95.00	0.049

通过该表可以看出主干特征提取网络为 Resnet50 和 Vgg19 的 Faster R-CNN 都具有很高的 mAP 指标,且以 Vgg19 为主干特征提取网络的 Faster R-CNN 网络的 mAP 指标达到了 96.83%,是所有对比方法中最高的。但两阶段的网络在获得较高 mAP 指标的同时,付出了很大的时间开销。单张图片的检测时间达到了 0.37 s 和 0.33 s,相比较其他几种单阶段网络方法时间开销增长了 6~8 倍。YOLOv5 在时间开销上是所有对比方法中最少的,单张图片检测用时仅 0.044 s,但其精度是所有方法中最低。本文对未添加 CBAM 轻量化注意力机制的 YOLOv5 定向识别方法也进行了统计,其时间开销因为识别过程中考虑了角度信息较 YOLOv5 增加 0.03 s,但在 mAP 指标上有 2.2%的提升。而在添加了 CBAM 轻量化注意力机制后,在单张图片检测时间增长 0.05 s 的情况下 mAP 指标增长了 3.6%。2.4 节中也说明了,在训练阶段添加了 CBAM 轻量化注意力机制模块后模型能够更快的收敛。综合 mAP 指标和时间开销的比较,本文提出的方法在具备快速检测性能的同时有较高的 mAP 指标,可以更好的应用到实际场景中。同时由于本文方法具有快速的检测能力,其 FPS 可以达到 20.4,因此可以应用到绝缘子视频流检测。本文对于绝缘子视频流进行了识别,截取了部分检测效果图片如图 17 所示。

可以看出对于绝缘子视频流,本文方法依旧可以做到精确的识别。说明了本文方法可以拓展到利用视频流检测电力系统输配电设别的实际场景中,为代替人工巡

图 17　绝缘子视频流检测效果示意图

Fig. 17　Schematic diagram of the detection effect of insulator video stream

检电网设备提供了新的可能。

4　结　论

本文针对水平框识别算法无法精确拟合航拍绝缘子外形的问题,基于 YOLOv5 网络设计了一种可以定向识别航拍绝缘子的深度学习模型。该模型还引入了 CBAM 轻量化注意力机制、改进了原有的 SPPF 空间金字塔池化结构,提高了模型识别绝缘子精度,对图片中较小的绝缘子和绝缘子缺陷也有较好的识别能力。实验结果表明,本文方法对绝缘子的识别精度达到了 95.0%,单张图片检测时间仅需 0.049 s。并且本文模型保留了 YOLOv5 的快速检测能力,对绝缘子的视频流信息也可以进行有效的检测。综上所述,本文所提方法可以精确、快速的在图片、视频流下识别绝缘子及其漏帽缺陷部位。接下来的工作将在低像素视频流的绝缘子识别和改建、对比其他主流绝缘子识别来推进绝缘子识别及其缺陷检测方法的进步这两个方面展开。使更加成熟高效的方法可以应用在绝缘子识别及其缺陷检测的实际场景中。

参考文献

[1] 刘开培,李博强,秦亮,等. 深度学习目标检测算法在架空输电线路绝缘子缺陷检测中的应用研究综述[J/OL]. 高电压技术:1-12[2022-11-29].
LIU K P, LI B Q, QIN L, et al. Review on the application of deep learning object detection algorithm in insulator defect detection of overhead transmission lines[J/OL]. High Voltage Technology: 1-12 [2022-11-29].

[2] 隋宇,宁平凡,牛萍娟,等. 面向架空输电线路的挂载无人机电力巡检技术研究综述[J]. 电网技术, 2021, 45(9): 3636-3648.
SUI Y, NING P F, NIU P J, et al. Review of mounted UAV power inspection technology for overhead transmissionlines[J]. Power System Technology, 2021, 45(9): 3636-3648.

[3] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]. International Conference on Computer Vision. IEEE Computer Society, 2015.

[4] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137-1149.

[5] HE K, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN[C]. International Conference on Computer Vision. IEEE Computer Society, 2017:2980-2988.

[6] TAO X, ZHANG D, WANG Z, et al. Detection of power line insulator defects using aerial images analyzed with convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2020, 50(4):1486-1498.

[7] 陈庆,闫斌,叶润,等. 航拍绝缘子卷积神经网络检测及自爆识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(6):942-953.
CHEN Q, YAN B, YE R, et al. Research on convolutional neural network detection and self-explosion recognition of aerial insulators[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(6): 942-953.

[8] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE, 2016, 779-788.

[9] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]. IEEE Conference on Computer Vision &

Pattern Recognition. IEEE, 2017:6517-6525.

[10] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement [J]. arXiv e-prints, arXiv: 1804.02767, 2018.

[11] GAO C, CAI Q, MING S. YOLOv4 object detection algorithm with efficient channel attention mechanism[C]. 2020 5th International Conference on Mechanical, Control and Computer Engineering (ICMCCE), 2020: 1764-1770.

[12] 刘行谋,田浩,杨永明,等. 复杂环境背景下绝缘子缺陷图像检测方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(2): 57-67.
LIU X M, TIAN H, YANG Y M, et al. Research on image detection method of insulator defects under complex environment background [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(2):57-67.

[13] 郝帅,杨磊,马旭,等. 基于注意力机制与跨尺度特征融合的 YOLOv5 输电线路故障检测[J]. 中国电机工程学报,2023,43(6):2319-2331.
HAO SH, YANG L, MA X, et al. Fault detection of YOLOv5 transmission line based on attention mechanism and cross-scale feature fusion[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(6): 2319-2331.

[14] HE K M, ZHANG X, REN S Q, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37(9):1904-1916.

[15] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[J]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017,DOI:10. 1109/CVPR. 2017. 106.

[16] LIU S, QI L, QIN H F,et al. Path aggregation network for instance segmentation [J]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 8759-8768.

[17] XUE Y, YAN J C. On the arbitrary-oriented object detection: Classification based approaches revisited[J]. International Journal of Computer Vision, 2022: 1340-1365.

[18] WOO S, JONGCHAN P, JOON-YOUNG L, et al. CBAM: Convolutional block attention module [J]. Computer Vision- ECCV 2018,2018:11211.

[19] ZHENG Z H, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: Faster and better learning for bounding box regression [J]. arXiv e-prints, arXiv: 1911.08287,2019.

[20] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK J Y, et al. Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression [C]. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2019:658-666.

作者简介

赵博,2010 年于西安交通大学获得硕士学位,现为国网甘肃省电力公司高级工程师,主要研究方向为数据通信网络、电网网络与信息安全技术。
E-mail: xjtuzb@ 163. com

Zhao Bo received the M. Sc. degree from Xi′an Jiaotong University in 2010. Now he is a senior engineer at State Grid Gansu Electric Power Company, Lanzhou, China. His research interests include data communication network, network and information security technology of power grid.

张潇,2021 年于西南大学获得学士学位,现为兰州交通大学研究生,主要研究方向为目标检测和联邦学习。
E-mail: 571489538@ qq. com

Zhang Xiao received the B. Sc. degree from Southwest University in 2021. Now he is a M. Sc. candidate at LanZhou JiaoTong University. His main research direction are object detection and federated learning.

张学军(通信作者),2009 年于东南大学获得硕士学位,2016 年于西安交通大学获得博士学位,现为兰州交通大学教授,主要研究方向为边缘计算、差分隐私、网络安全、数据隐私与机器学习等。
E-mail: xuejunzhang@ lzjtu. edu. cn

Zhang Xuejun (Corresponding author) received M. Sc. degree from Southeast University in 2009, Ph. D. degree from Xi′an Jiaotong University in 2016. Now he is a professor at Chongqing University. His research interests include edge computing, differential privacy, cybersecurity, data privacy, and machine learning.