

基于改进的 YOLOv5 绝缘子检测与识别算法

冷月香¹, 王 健^{2,3}

(1. 西安爱生技术集团有限公司, 西安 710065;

2. 西北工业大学 电子与信息学院, 西安 710129; 3. 西北工业大学 第 365 所, 西安 710065)

摘要: 针对复杂背景环境下高压电力绝缘子日常维护和缺陷检测等智能化巡检的不足, 提出一种基于改进 YOLOv5 的电力绝缘子检测与识别算法; 对于经典 YOLOv5 算法检测相似绝缘子误检率较高的问题, 通过添加通道模块和空间注意力并联模块, 增强绝缘子目标的特征和位置信息以降低误检率; 针对多检缺陷目标的问题提出基于面积比的抑制算法, 利用基于损失函数和后处理的改进措施进一步筛选缺陷预测框; 对于复杂背景遮挡绝缘子导致漏检问题, 分别在检测器中采用 CIoU Loss 回归损失方法处理解决; 实验测试表明, 所提出算法不仅解决相似绝缘子的误检和遮挡漏检问题, 而且还提高模型的精度和速度, 其精度 mAP 和推理速度分别为 0.886 和 65.2 FPS, 相比经典 YOLOv5 算法分别提高 11.4 和 5.8 FPS。

关键词: 复杂环境; 深度学习; YOLOv5; 绝缘子检测; 检测识别

Detection and Recognition Algorithm for Insulators Based on Improved YOLOv5

LENG Yuexiang¹, WANG Jian^{2,3}

(1. Xi'an ASN Technology Group Company Co., Ltd., Xi'an 710065, China;

2. Electronic and Information College, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China;

3. No. 365 Institute, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710065, China)

Abstract: Aiming at the shortages of intelligent inspections such as daily maintenance and defect detection of high-voltage power insulators in complex background environments, a power insulator detection and identification algorithm based on improved YOLOv5 is proposed. Firstly, the classic YOLOv5 algorithm has a high bit error rate for detecting similar insulators. By adding channel module and spatial attention parallel module, the feature and position information of the insulator are enhanced to reduce the bit error rate. Then, a suppression algorithm based on area ratio is proposed for multiple defect targets, and the measure based on loss function and post-processing is improved to further screen defect prediction boxes. Finally, for insulator omission caused by complex background obstruction, the complete intersection over union (CIoU) Loss regression loss method is used in the detector to process it. Experimental results show that the proposed algorithm not only solves the false detection of similar objects and missed detection of occluded insulators, but also improves the accuracy and speed of the model, with the mean average precision (mAP) and inference speed of 0.886 and 65.2 FPS, respectively, which are improved by 11.4 and 5.8 FPS compared to the classical YOLOv5 algorithm, respectively.

Keywords: complex environments; deep learning; YOLOv5; insulator detection; defect identification

0 引言

电力绝缘子具有防止电流回地和支撑导线的作用,

是输电线路中必不可少的装置。然而, 受气候、温度等自然因素的影响, 绝缘子容易出现掉片、自爆等现象, 引起输电线路供电的中断问题, 对居民安全用电产生极

收稿日期: 2024-04-22; 修回日期: 2024-07-07。

基金项目: 国家自然科学基金(61671383); 陕西省重点产业创新链项目(2018ZDCXL-G-12-2, 2019ZDLGY14-02-02, 2019ZDLGY14-02-03); 中央高校基本科研业务费专项资金; 空天地海一体化大数据应用技术国家工程实验室资助。

作者简介: 冷月香(1986-), 女, 硕士, 高级工程师。

王 健(1972-), 男, 博士, 副教授。

引用格式: 冷月香, 王 健. 基于改进的 YOLOv5 绝缘子检测与识别算法[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(4): 95-101.

大的影响,对电力系统稳定运行造成巨大的威胁。由于在输电电缆所处环境大多为树林和山区等情况,加之缺陷绝缘子目标太小和拍摄难度大等特点,使得如何在复杂背景下快速准确检测因外界环境和电负荷变化引起绝缘子自爆等缺陷情况,是目前电力巡检亟待解决问题之一。绝缘子缺陷检测方法主要分为图像处理方法和基于深度学习方法两大类。文献 [1] 在基于纹理特征的绝缘子检测方法基础上提出融合绝缘子形状、颜色与纹理的检测方法;文献 [2] 采用改进 GrabCut 算法形态学处理方法进行绝缘子特征提取和缺陷检测;文献 [3] 分析光照补偿后绝缘子颜色特征,利用改进色差方法实现绝缘子特征提取;文献 [4] 利用图像处理的边缘检测方法对绝缘子的边缘轮廓进行检测,实现绝缘子故障识别。文献 [5] 和文献 [6] 在图像预处理基础上将改进的 Hough 变换和 AdaBoost 用于定位绝缘子位置,但该类方法很难检测出缺陷位置。文献 [7] 和文献 [8] 则将 AdaBoost 分类器和改进的 Hough 变换的椭圆提取方法用于解决图像拍摄角度及目标完整性的影响。近年来,随着深度学习算法的不断发展,智能巡检技术为绝缘子检测与缺陷识别提供了新的技术手段。文献 [9] 使用多补丁特征提取方法的 CNN 模型来表示绝缘子的状态。文献 [10] 将 CNN 初始化为六级网络,借助非极大值抑制 (NMS, non-maximum suppression) 和线路拟合方法确定绝缘子的准确位置。文献 [11] 提出了一种基于转移学习的空间金字塔池网络 (SPP-Net, spatial pyramid pooling networks)^[12] 的绝缘子故障识别方法。文献 [13] 提出基于多特征融合的深度学习网络绝缘子故障检测方法。随着深度学习一阶段和二阶段目标检测识别算法研究深入,文献 [14] 在 Faster R-CNN 网络中引入多尺度训练,提高图像中绝缘子目标检测能力;文献 [15] 和文献 [16] 使用二阶段 Faster R-CNN 算法提高绝缘子故障识别的准确性。文献 [17] 将 Faster R-CNN 网络和 U-Net 网络进行级联,解决小目标缺陷绝缘子检测问题,但上述二阶段算法难以满足实时检测需要。文献 [18] 选择单阶段 SSD 算法来定位和识别缺陷。文献 [19-20] 将 YOLOv3 模型与 SRCNN 相结合,通过扩增绝缘子样本,实现多角度和复杂背景光照下绝缘子检测。

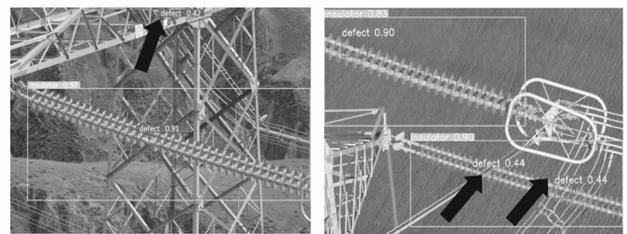
实际电力绝缘子巡检往往存在复杂背景条件,对于存在与绝缘子相似的物体或者绝缘子被遮挡实测结果看,上述模型算法(检测器)会出现漏检和误检情况。为解决复杂背景下,电力绝缘子巡检中绝缘子目标(表示为 insulator)遮挡和绝缘子缺陷目标(表示为 defect)的检测和识别问题,本文基于 YOLOv5 算法^[21],提出一种改进的 YOLOv5 绝缘子检测与识别算法。首先,针对经典 YOLOv5 算法对于绝缘子误检率较高和

推理速度较低等问题,通过添加通道和空间注意力并联模块方式提高算法对目标特征的关注度。其次,针对绝缘子缺陷检测提出基于面积比的抑制算法,进一步提高筛选缺陷预测框。最后,为进一步改进遮挡绝缘子漏检的问题,在检测器中采用完全交并比 (CIoU, complete intersection over union) Loss 回归损失方法。通过实验测试分析,本文所提出算法不仅正确分辨目标与相似物体,还能避免遮挡绝缘子的漏检,其精度 mAP 和推理速度分别为 0.886 和 65.2 FPS,相比 YOLOv5 经典算法分别提高 11.4 和 5.8 FPS。

1 复杂背景下绝缘子检测与识别

1.1 绝缘子的误检测识别

在电力绝缘子巡检过程中,需要解决复杂背景下诸如绝缘子目标遮挡和绝缘子缺陷目标的检测和识别棘手问题。采用 YOLOv5 模型算法对如图 1(a) 所示陶瓷绝缘子的识别测试时,就出现了误将房顶识别为绝缘子情况, YOLOv5 模型算法还会将图 1(b) 中被遮挡的玻璃绝缘子情况错误识别为缺陷目标。针对上述 YOLOv5 模型检测和识别存在的问题,本文首先从减少相似物体(即与绝缘子外观比较相似的物体)误检、加快推理速度两个方面对 YOLOv5 的网络结构进行改进,采用通道和空间注意力通道模块解决绝缘子外观相似误检问题,然后针对遮挡绝缘子漏检问题进行算法损失函数和后处理进行优化。



(a) 铁塔标记误检

(b) 玻璃绝缘子误检

图 1 复杂背景下相似绝缘子的误检

1.1.1 通道注意力模块

通常,在卷积神经网络中,通过权重的大小正向反映特征的重要程度。在前向传播的过程中,重要的特征通道一般具有比较大的权重,可以较好地保留目标特征。为减少相似绝缘子检测识别,首先在 YOLOv5 网络结构中引入通道注意力模块^[22],再引入由 Depthwise (DW) 和 Pointwise (PW) 两个部分组成的深度可分离卷积 (DSC, depthwise separable convolution) 结构解决网络参数量增加问题。

利用计算机视觉原理,通过对绝缘子的各个通道之间的特征图进行建模,就可利用注意力机制提高对重要特征的表征能力。利用 YOLOv5 框架结构采用增加模

型关注重要特征信息而进一步抑制无用信息, 达到既提高相似绝缘子检测识别, 又减少无用信息的干扰。根据计算机视觉模型, 通道注意力模块 (CAM channel attention module)、空间注意力模块 (SAM, spatial attention module)、空间和通道混合注意力模块组成 3 种通道注意力机制。其中, 由于通道注意力机制对各个特征之间的重要性进行建模, 可以完成根据输入特征图进行特征分配; 空间注意力机制采用将原始图像中的空间信息变换到另一个空间中并保留关键信息, 可以获取输入图像的空间注意力。这两种机制都可以直接嵌入到 CNN 结构中进行端到端的训练, 具有改动成本低、效果较好的特点。在 YOLOv5 中设计该模块旨在使模型更加关注重要特征信息而抑制无用信息, 提高对相似绝缘子检测识别能力。为减少相似绝缘子误检情况, 本文在经典 YOLOv5 网络中引入通道注意力模块^[11], 使得算法更加关注绝缘子重要特征信息而抑制无用信息。其中, 通道注意力模块可以分为全局池化、激活函数和特征加权 3 个步骤^[12], 如图 2 所示。

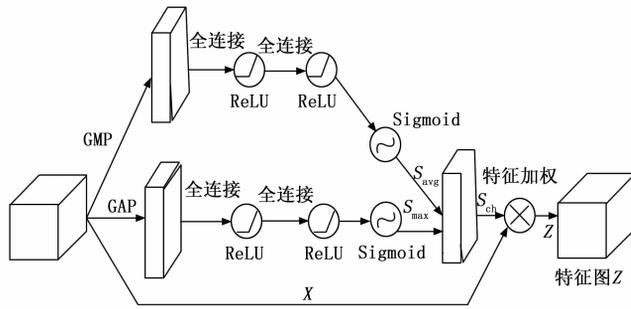


图2 通道注意力模块的网络结构

首先, 对 YOLOv5 输入通道所获得各层注意力模块的特征 X 进行全局平均池化 (GAP, global average pooling) 和全局最大池化 (GMP, global max pooling) 处理。

$$A_{\text{avg}} = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W X(i, j)$$

$$A_{\text{max}} = \operatorname{argmax} \left[\sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W X(i, j) \right] \quad (1)$$

式中, $X \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$, H 、 W 、 C 分别为特征图的长度、宽度、通道数, (i, j) 表示在大小为 $H \times W$ 的特征图上横纵坐标分别为 i 和 j 的像素点, $A_{\text{avg}} \in \mathbb{R}^{1 \times 1 \times C}$ 和 $A_{\text{max}} \in \mathbb{R}^{1 \times 1 \times C}$ 分别表示两种池化操作后输出的数组。

接着, 上述平均和最大池化建模后, 针对池化操作后的分支依次使用 ReLU 和 Sigmoid 激活函数对各通道间的相关程度进行建模, 计算如下:

$$S_{\text{avg}} = \operatorname{Sigmoid}[FC_2 \times \operatorname{ReLU}(FC_1 \times A_{\text{avg}})]$$

$$S_{\text{max}} = \operatorname{Sigmoid}[FC_2 \times \operatorname{ReLU}(FC_1 \times A_{\text{max}})] \quad (2)$$

式中, FC_1 和 FC_2 表示训练输入维度为 $\frac{C}{r} \times C$ 和 $C \times \frac{C}{r}$

的共享全连接层 FC 的参数, r 为全连接层的降维比例, 通常取值为 16, S_{avg} 和 S_{max} 维度都为 $1 \times 1 \times C$ 。

然后, 通道注意力模块输出为:

$$S_{\text{ch}} = S_{\text{avg}} + S_{\text{max}} \quad (3)$$

最后, 将原始特征的通道信息与建模后的信息 S_{ch} 进行特征 X 加权, 得到筛选后的通道特征 Z ($Z \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$) 如下所示:

$$Z = X \times S_{\text{ch}} \quad (4)$$

1.1.2 空间注意力模块

文献 [13] 通过在特征空间上建模方式, 解决了通道注意力机制难以较好获取绝缘子位置信息问题。不同于 Woo 等人方法, 本文在经典 YOLOv5 算法基础上提出一种添加并联空间注意力模块, 通过 GAP、GMP、卷积降维和特征加权 3 个步骤, 使骨干网络在提取特征图的同时完成通道和空间特征筛选, 如图 3 所示。具体计算如下:

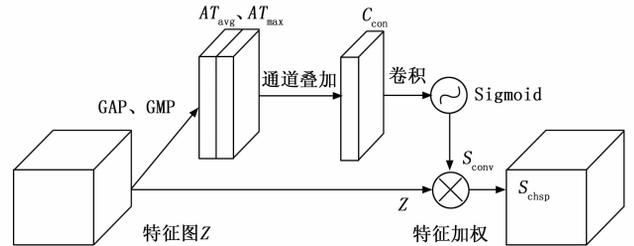


图3 本文提出的空间注意力模块

首先, 对输入通道注意力模块的特征 Z ($Z \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$), 即维度为 $H \times W \times C$, 其中 H 、 W 、 C 分别表示特征图的长度、宽度、通道数) 进行 GAP 和 GMP 处理。

$$AT_{\text{avg}} = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W Z(i, j)$$

$$AT_{\text{max}} = \operatorname{argmax} \left(\sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W Z(i, j) \right) \quad (5)$$

式中, (i, j) 表示大小为 $H \times W$ 的特征图上横纵坐标分别为 i 和 j 的点, $AT_{\text{avg}} \in \mathbb{R}^{1 \times 1 \times C}$ 和 $AT_{\text{max}} \in \mathbb{R}^{1 \times 1 \times C}$ 表示 GAP 和 GMP 操作后输出的数组。

接着, 将 AT_{avg} 和 AT_{max} 进行通道叠加操作, 得到一个新的特征图 C_{con} , 其维度为 $1 \times 1 \times 2C$ 。

然后, 为得到二维特征权重信息, 使用卷积处理进行降维:

$$S_{\text{conv}} = \operatorname{Sigmoid}(F_{3 \times 3} * C_{\text{con}}) \quad (6)$$

式中, $F_{3 \times 3}$ 表示输入通道数为 $2C$, 输出通道数为 C , C_{con} 表示大小为 3×3 卷积核的卷积操作。

因此, 对通道注意力模块采用特征加权方式输出结果如下:

$$S_{\text{chsp}} = S_{\text{conv}} \times Z \quad (7)$$

最后, 将通道注意力机制模块与最初的输入特征 X

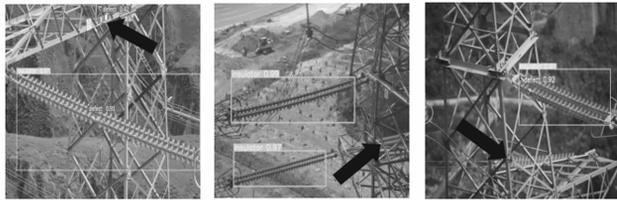
进行特征加权, 输出的特征图为:

$$S = S_{\text{chsp}} + X \quad (8)$$

由于注意力机制输出的特征图 S 维度与输入 X 维度保持一致, 可以发现, 加入该机制并不会对网络结构进行较大的改动, 不过因为引入了全连接层、卷积层以及池化层等结构, 在速度上略微有所下降, 但影响不会太大。因此该机制并不会对网络结构造成较大程度的改动。

1.2 遮挡绝缘子的检测识别

在航拍绝缘子视频中, 不可避免地存在铁塔遮挡绝缘子的现象, 遮挡是目标检测中较为棘手的问题, 而经典 YOLOv5 检测器却难以检测此种情形下的绝缘子。为解决如图 4 中被铁塔等物体遮挡而被误检和漏检问题, 通过分析绝缘子的边界框重叠面积、中心点距离和长宽比等重要检测特征, 本文采用基于面积比抑制和 Clou 损失函数解决。



(a) 背景误检为缺陷目标 (b) 陶瓷绝缘子漏检 (c) 玻璃绝缘子漏检

图 4 绝缘子的误检和漏检

1.2.1 基于面积比抑制的算法

通常, 绝缘子上的缺陷具有面积较小、特征不明显且背景比较复杂的特点, 在训练模型时, 不能很好地提取缺陷的特征信息, 导致获得的模型容易将绝缘子以外的无关背景错误检测为缺陷目标。为解决缺陷目标的误检测问题, 在分析缺陷与绝缘子位置关系基础上, 本文提出基于面积比抑制 (ARS, area ratio suppression) 算法。该算法充分考虑缺陷位于绝缘子串上的位置关系, 首先, 按照缺陷预测框置信度大小进行排序, 选出置信度低于置信度阈值的缺陷预测框, 并将其坐标、类别和置信度信息保存到 `bbox_list1` 列表中, 而大于阈值的预测框保存在 `real_bbox` 中; 接着, 求解 `bbox_list1` 中的预测框与 `bbox_list0` 中的预测框的相交面积, 其中 `bbox_list0` 存放绝缘子 (目标类别为绝缘子, 记作 `cls=0`) 预测框的坐标、类别和置信度信息; 然后, 计算相交面积与缺陷预测框的面积比 (IoD, intersection over defect); 最后设定一个 IoD 阈值, 将 IoD 大于阈值的缺陷预测框 B^{st} 放入 `real_bbox` 中, 输出 `real_bbox` 的最终结果。

1.2.2 边界框回归损失函数

目标检测任务的损失函数通常由分类损失函数和边界框回归损失函数两部分构成。经典 YOLOv5 算法对于检测框和真实框都包含于真实框且框面积大小一致情

况, 采用广义交并比 (GIoU, generalized intersection over union) 损失函数与 IoU 损失函数都无法区分相邻绝缘子位置关系导致漏检情况。为解决漏检问题, 本文综合重叠面积、中心点距离和长宽比 3 个重要几何因素, 引入 Clou 损失函数, 定义为:

$$L_{\text{Clou}} = 1 - IoU + R_{\text{Clou}} + \alpha$$

$$R_{\text{Clou}} = \frac{\rho^2(b, b^{st})}{c^2}$$

$$\alpha = \frac{\nu}{(1 - IoU) + \nu}$$

$$\nu = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w^{st}}{h^{st}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2 \quad (9)$$

式中, IoU 为交并比 (Intersection over Union), R_{Clou} 为惩罚项, b 和 b^{st} 分别为 B 和 B^{st} 的中心点; ρ 为欧氏距离; c 表示最小外接矩形 C 的对角线距离; α 为一个影响因子, 其中 a 为权衡参数, ν 为衡量长宽比一致性参数。

2 实验测试和结果分析

为测试算法性能, 采用本团队搜集和整理的陶瓷和玻璃两种类型绝缘子图像和视频数据集进行训练、测试和分析。

2.1 参数设置和调整

改进的 YOLOV5 网络模型在训练之前, 需要针对不同数据集的特点对涉及的参数进行调整, 找到最佳参数值, 这对于检测模型的性能以及训练的速度非常重要。通常在卷积神经网络中, 卷积层和全连接层存在需要训练的参数和超参数; 激活函数和池化层没有参数, 不过池化层中有超参数。

2.1.1 批量大小

批量大小 (BS, batch size) 是指每一次迭代的样本数量, 其决定了梯度下降的方向。通常, 较大的 BS 网络收敛快, 但是容易陷入局部最优解, 导致模型泛化性较差; 较小的 BS 随机性大, 损失函数极易产生振荡且难以收敛。因此在模型训练时, 一般根据 GPU 内存大小设置为 8 的倍数。

2.1.2 冲量

冲量 (Momentum) 作为一种模型训练的加速技巧, 可以有效地避免网络陷入局部最优的情况, 并且可以加快网络收敛。不过冲量是一个试验参数, 需要多次试错才能找到较好值, 一般初始化为 0.9。

2.1.3 学习率

学习率 (Learning rate) 作为模型训练中至关重要的超参数, 用以更新权重的步伐大小, 同时权衡收敛速度和是否收敛。学习率太小导致梯度下降的步伐小, 网络收敛速度慢; 学习率太高, 损失函数会振荡。通常, 将其初始化为 0.001, 并采用可变的学习率对模型进行训练。

2.1.4 权重衰减

权重衰减 (Weight Decay) 是一种常用的防止过拟合的方法, 其等价于 L_2 范数正则化。正则化通过为模型的损失函数添加惩罚项, 使得出的模型参数较小, 通常接近于 0。 L_2 范数正则化在原来的损失函数基础上增加 L_2 范数惩罚项, 从而得到训练所需要的损失函数。 L_2 范数惩罚项是指模型参数中每个元素的平方和与一个正的常数的乘积。比如模型原有的损失函数记为 $l(w, b)$, 则增加了 L_2 惩罚项的损失函数为:

$$l(w, b) + \lambda \|w\|^2 \quad (10)$$

λ 为引入的超参数, 且 $\lambda > 0$ 。

2.1.5 最大迭代次数

最大迭代次数 (Max batches) 是指模型训练时, 可以迭代的最大次数。超过 Max batches 后, 模型训练终止, 且不再更新权重。一般根据数据集设置迭代次数, 本文设为 117 000。

2.2 实验环境

实验环境为 Intel (R) Core (TM) i3-8350 CPU @ 3.4 GHz, 内存为 16 GB, GPU 处理器为 NVIDIA GeForce GTX 1080 Ti, 图像输入尺寸为 608×608 。批量大小设置为 64, Subvision 设置为 8, 冲量参数设置为 0.9, 权重衰减为 0.000 5, 训练最大迭代数设置为 117 000, 采用可变学习率为 0.001 进行学习。

2.3 主观测试分析

2.3.1 热力图测试分析

为验证本文改进 YOLOV5 对目标特征信息提取性能, 分别对 YOLOV5 和改进 YOLOV5 算法提取玻璃绝缘子特征后采用热力图 5 进行分析。热力图表示特征信息的重要性, 区域颜色越红, 其特征信息越重要; 区域颜色越蓝, 其特征信息越不重要。经典 YOLOv5 在图 5 (b) 热力图所示的缺陷绝缘子呈现较大面积蓝色; 而本文算法图 5 (c) 绝缘子上下两部分区域都呈现红色或黄色。由上可知, 本文算法较好提取绝缘子图像特征信息。

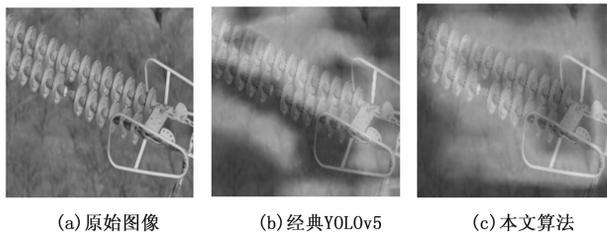


图 5 算法改进前后的绝缘子热力图

2.3.2 特征图测试分析

为进一步测试本文算法提取特征信息性能, 采用特征图分析, 得到如图 6 所示的效果。经典 YOLOV5 骨干网络提取特征图如图 6 (a), 基本能够获取绝缘子的

特征信息, 但是图中下方的绝缘子则有较大区域的特征表现不明显; 图 6 (b) 加入通道与空间注意力并联储块后算法提取的特征图, 可以看出该模块进一步提取了绝缘子的特征信息, 可实现不同通道在相同空间位置上的特征加权。

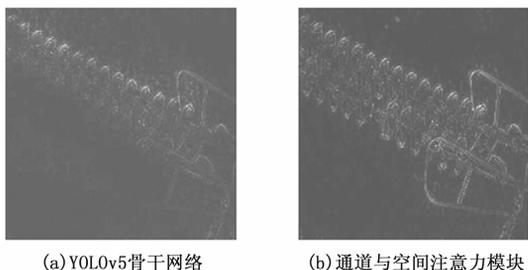


图 6 算法改进前后绝缘子特征图

2.3.3 泛化性和鲁棒性测试分析

为了验证采用边界框回归损失函数和优化后处理的本文算法对于缺陷和遮挡绝缘子的泛化性和鲁棒性, 分别采用如图 7 所示的玻璃绝缘子图像视进行测试。对于图 7 中被遮挡和竖立悬挂的绝缘子检测, YOLOv5 检测器会出现漏检, 而改进 YOLOv5 算法可以正确检测; 对于图 7 (b) 中铁塔的黄绿标记, YOLOv5 检测器会误检为缺陷绝缘子, 而改进后 YOLOv5 算法可以根据缺陷与绝缘子目标的位置关系正确判断预测缺陷。

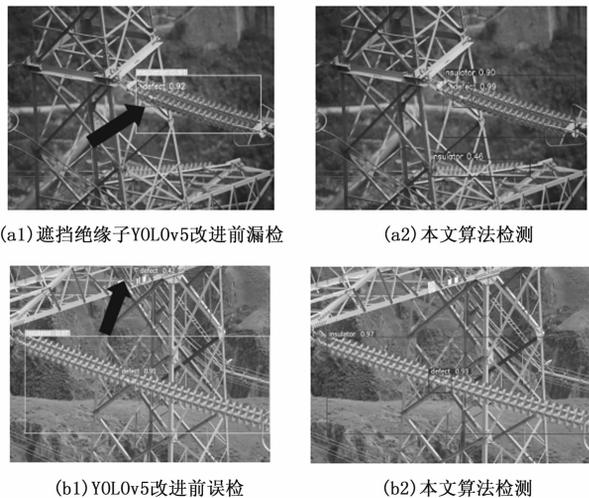


图 7 本文算法对误检前后对比

2.4 客观测试分析

为了客观评价本文算法的性能, 分别采用精确率、召回率、 mAP 、 F_1 精度和 FPS 速度等泛化性和鲁棒性评价客观指标, 分别对经典 YOLOv5 算法, 采用 $CIoU$ Loss 边界框回归损失函数以及本文所提算法, 其客观评价结果如表 1 所示。相对于经典 YOLOv5, 分别加入 $CIoU$ Loss 边界框回归损失函数的精确率、召回率、

mAP 、 F_1 都得到提高, 而本文所提出算法检测精度 mAP 和推理速度分别为 0.886 和 65.2 FPS。

表 1 经典 YOLOv5 算法及其改进算法客观评价指标

基准算法	精确率 / %	召回率 / %	mAP / %	F_1 / %	FPS
YOLOv5	82.1	95.0	89.3	88.0	59.4
YOLOv5+CIoU Loss	83.9	95.4	91.2	89.3	58.1
本文算法	88.6	93.5	92.5	91.0	65.2

表 2 边界框回归损失函数的评价
(打钩表示算法采用相应的损失函数)

基准算法	CIoU Loss	ARS	精确率 / %	召回率 / %	mAP / %	F_1 / %
YOLOv5 608×608	—	—	82.1	95.0	89.3	88.0
	—	—	83.9	95.4	91.2	89.3
	—	—	82.7	96.5	90.5	89.1
	—	—	83.0	95.1	90.0	88.6
	—	—	87.3	96.6	92.8	91.7

对于经典 YOLOv5 算法、两种边界框回归损失函数改进算法 (CIoU Loss 和 ARS) 的泛化性和鲁棒性评价指标值, 如表 2 所示。采用 CIoU Loss 损失函数使精确率提高 1.8%, 召回率提高 0.4%, mAP 提高 1.9%, F_1 提高 1.3%, 速度减少 1.3 FPS; 采用 ARS 算法的改进使准确率提高 0.9%, 召回率提高 0.1%, mAP 提高 0.7%, 速度减少 3.1 FPS; 而结合了两种算法的效果最佳, 除了推理速度减少 5.2 FPS, 其他指标表现最优, 可满足绝缘子视频图像的实时检测要求。

由于本文综合改进算法采用 CIoU 损失函数而非非 YOLOv5 的 GIoU 损失函数计算回归损失, 本测试不对训练损失大小和测试损失大小进行比较。综合 3 种改进算法的 mAP 指标始终最高, 相比经典 YOLOv5 算法分别提高 11.4 和 5.8 FPS, 降低召回率 1.5%, 提高 mAP 3.2%, 提高 F_1 3%, 提高速度 5.8 FPS。

3 结束语

高压输电线路绝缘子缺陷的有效检测对电网的安全运行起到至关重要的作用, 只有及时有效地发现并消除绝缘子缺陷, 才能保证输电线路的安全运行。为满足复杂背景条件下日常高压电缆智能巡检任务需要, 针对经典 YOLOv5 算法存在绝缘子误检率较高、遮挡绝缘子漏检的实际问题, 本文提出一种改进的 YOLOv5 高压绝缘子检测与识别算法。首先, 针对 YOLOv5 算法对于绝缘子误检率较高、注意力机制导致推理速度下降等问题, 通过添加通道和空间注意力并联模块方式提高算法对目标特征的关注度, 解决相似绝缘子检测识别; 其次, 针对多检缺陷目标的问题, 采用基于面积比抑制和边界框回归损失函数, 进一步改进遮挡绝缘子误检和漏

检的问题; 最后, 通过实验测试分析, 所提出的基于改进的 YOLOv5 算法在保持推理速度不减的前提下, 不仅可以正确分辨目标与相似物体, 还能避免漏检遮挡的绝缘子, 本文算法不仅提高了模型的精度和速度, 还能满足工程实际检测识别绝缘子实时性要求。

参考文献:

- [1] 姜云土, 韩军, 丁建, 等. 基于多特征融合的玻璃绝缘子识别及自爆缺陷的诊断 [J]. 中国电力, 2017, 50 (5): 52-58.
- [2] 左钰, 刘伟, 马玉骐, 等. 基于改进 GrabCut 的绝缘子缺陷检测 [J]. 计算机工程与设计, 2021, 42 (7): 2009-2015.
- [3] 黄新波, 张慧莹, 张焯, 等. 基于改进色差法的复合绝缘子图像分割技术 [J]. 高电压技术, 2018, 44 (8): 2493-2500.
- [4] 刘洋, 陆倚鹏, 高嵩, 等. 边缘检测在盘形悬式瓷绝缘子串红外图像上的应用 [J]. 电瓷避雷器, 2020 (1): 198-203.
- [5] 商俊平, 李储欣, 陈亮. 基于视觉的绝缘子定位与自爆缺陷检测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31 (6): 844-849.
- [6] 李储欣. 基于航拍图像的输电线路绝缘子缺陷检测方法研究 [D]. 沈阳: 沈阳理工大学, 2017.
- [7] 刘轩驿. 无人机图像中绝缘子的识别和故障诊断 [D]. 保定: 华北电力大学, 2018.
- [8] ZHAO Z, XU G, QI Y, et al. Multi-patch deep features for power line insulator status classification from aerial images [C] // International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 2016: 3187-3194.
- [9] LIU Y, YONG J. The method of insulator recognition based on deep learning [C] // International Conference on Applied Robotics for the Power Industry (CARPI), Jinan, 2016: 1-5.
- [10] GAO F, JIAO W, KONG Z, et al. Recognition of insulator explosion based on deep learning [C] // International Computer Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing (ICCWAMTIP), Chengdu, 2017: 79-82.
- [11] BAI R, CAO H, YU Y, et al. Insulator fault recognition based on spatial pyramid pooling networks with transfer learning [C] // International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics (ICARM), 2018: 824-828.
- [12] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 37 (9): 1904-1916.
- [13] HUANG X, SHANG E, XUE J, et al. A multi-feature

- fusion-based deep learning for insulator image identification and fault detection [C] // Information Technology Networking Electronic and Automation Control Conference (ITNEC), 2020: 1957 - 1960.
- [14] 易继禹, 陈慈发, 龚国强. 基于改进 Faster RCNN 的输电线路航拍绝缘子检测 [J]. 计算机工程, 2021, 47 (6): 292 - 298.
- [15] WANG Y, WANG J, GAO F, et al. Detection and recognition for fault insulator based on deep learning [C] // International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI), 2018: 1 - 6.
- [16] LIANG H, ZUO C, WEI W, Detection and evaluation method of transmission line defects based on deep learning [J]. IEEE Access, 2020: 38448 - 38458.
- [17] LI X, SU H, LIU G, Insulator defect recognition based on global detection and local segmentation [J]. IEEE Access, 2020: 59934 - 59946.
- [18] WANG W, ZHEN W, BIN L, et al. Typical defect detection technology of transmission line based on deep learning [C] // Chinese Automation Congress (CAC), 2019: 1185 - 1189.
- [19] CHEN H, HE Z, SHI B, et al. Research on recognition method of electrical components based on YOLO V3 [J]. IEEE Access, 2019, 157818 - 157829.
- [20] GAO H, WANG T, LU Y, et al. Research on feedback cognitive method of insulator self-blast state based on multi-scale convolutional network [C] // IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Computer Applications (ICAICA), 2020: 280 - 286.
- [21] JOCHER G, AYUSH C, STOKEN A, et al. Ultralytics/yolov5: v7.0-Yolov5 Sota realtime instance segmentation [Z/OL]. (2022-11-22) [2023-03-20]. <https://zenodo.org/record/3908559>.
- [22] 徐诚极, 王晓峰, 杨亚东. Attention-YOLO: 引入注意力机制的 YOLO 检测算法 [J]. 计算机工程与应用, 2019, 55 (6): 13 - 23.
- ***
(上接第 88 页)
- [11] 董文利, 景健, 王胜, 等. 基于稀疏导波的裂纹定位和尺寸评估 [J]. 计算机测量与控制, 2023, 31 (3): 306 - 312.
- [12] 吕瑞宏, 王春云, 赵艺伟, 等. 基于 XGBoost 的管道防腐层裂纹损伤识别算法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2023, 31 (5): 14 - 20.
- [13] LI Q, REN S. A real-time visual inspection system for discrete surface defects of rail heads [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2012, 61 (8): 2189 - 2199.
- [14] 刘冰, 王立亮, 钱政. 基于隧道磁电阻传感器的脉冲涡流无损检测 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (10): 30 - 33.
- [15] MARSCHNIG S, LOIDOLT M, KNABL D, et al. Assessing head check crack growth by eddy-current testing [J]. Infrastructures, 2023, 8 (5): 89.
- [16] 王国庆, 李璇, 杨理践, 等. 基于改进 YOLOv5 算法的管道漏磁信号识别方法 [J]. 计算机测量与控制, 2022, 30 (8): 147 - 154.
- [17] GONG W, YANG T, GUO L. Magnetic flux leakage detection method by the arrays consisted of three-dimensional hall sensor for rail top surface cracks [J]. Ferroelectrics, 2022, 597 (1): 52 - 64.
- [18] TOPP D, SMITH M. Application of the ACFM inspection method to rail and rail vehicles [J]. Insight, 2005, 47 (6): 354 - 357.
- [19] PAPAELIAS M, ROBERTSC, DAVIS C L, et al. Detection and quantification of rail contact fatigue cracks in rails using ACFM technology [J]. Insight, 2008, 50 (7): 364 - 368.
- [20] ZHAO J, LI W, YUAN X, et al. Detection system development of drill pipe thread based on ACFM technique [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21: 23926 - 23933.
- [21] YUAN X, LI W, CHEN G, et al. Two-step interpolation algorithm for measurement of longitudinal cracks on pipe strings using circumferential current field testing system [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 14 (2): 394 - 402.
- [22] GE J, LI W, CHEN G, et al. Experimental and numerical investigation on buckling and post-buckling of a 3000 m Subsea Separator [J]. Engineering Failure Analysis, 2017, 7 (2): 107 - 118.
- [23] LUGG M, RAINE A. A review of the alternating current field measurement inspection technique [J]. Sensor Review, 1999, 19 (3): 207 - 213.
- [24] LEWIS A M, MICHAEL D H, LUGG M C, et al. Thin-skin electromagnetic fields around surface-breaking cracks in metals [J]. Journal of Applied Physics, 1988, 64 (8): 3777 - 3784.
- [25] SHEN J, ZHOU L, ROWSHANDEL H, et al. Determining the propagation angle for non-vertical surface-breaking cracks and its effect on crack sizing using an ACFM sensor [J]. Measurement Science and Technology, 2015, 26 (11): 115604.