

基于改进 Yolov5 的绝缘子损坏检测识别

黄国恒, 曹雪虹, 焦良葆, 钱予阳

(南京工程学院 人工智能产业技术研究院, 南京 211167)

摘要: 绝缘子是一种设计用于在不同电势导线上承受电压和机械压力的装置; 由于电环境和电力负载波动的影响, 绝缘子可能会遭受多种电-机耦合应力破坏, 从而无法正常工作并且影响整个绝缘子网络的寿命; 为了解决这个问题, 提出了通过目标检测算法来检测绝缘子损坏的方案; 改进的方案基于 Yolov5s 模型进行; 首先, 在原有的 Yolov5s 模型基础上增加了更多的小目标检测层, 从而提高了检测的精度; 此外, 引入了额外的运算层以扩展特征图, 并使用 SE (注意和观察) 注意模块使网络更专注于检测对象, 还采用 SIOU 代替 YOLOv5s 中的损失函数; 实验结果显示, 改进后的模型相对于传统的 Yolov5s 模型在绝缘子损坏检测方面具有明显优势; 改进后的模型在 mAP (平均精度均值)、P (查准率) 和 R (查全率) 等指标上分别提高了 2.5%、1.1% 和 0.8%; 与原始的 Yolov5s 模型以及其他模型 (如 Yolov5m、Yolov5l 等) 相比, 在绝缘子缺陷检测和识别方面具有更强的竞争力; 这些改进策略为提高绝缘子损坏检测精度提供了有效的解决方案; 通过这些改进, 可以更准确地检测绝缘子损坏, 并及早采取必要的维修和保养措施, 以延长绝缘子的寿命和确保电力系统的稳定运行。

关键词: 绝缘子损坏; Yolov5 网络模型; 小目标检测层; 注意力模块 SE; 损失函数 SIOU

Damage Detection and Identification of Insulators Based on Improved Yolov5

HUANG Guoheng, CAO Xuehong, JIAO Liangbao, QIAN Yuyang

(AI Industrial Technology Research Institute, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

Abstract: Insulators are applied in carrying voltage and mechanical pressure on conductors with different potentials. Due to the influences of electrical environment and power load fluctuations, insulators may be subjected to multiple electromechanical coupling stresses, which does not work properly and affects the lifespan of entire insulator networks. To address this issue, an insulation damage detection algorithm through object detection is proposed. The improved scheme is based on the Yolov5s model. Firstly, more small object detection layers were added to the original Yolov5s model, thereby improving the detection accuracy. In addition, an additional operational layer was introduced to extend the feature map, and the SE (Attention and Observation) attention module was used to make the network more focused on detecting objects. SIOU was also used to replace the loss function in the YOLOv5s. The experimental results show that the improved model has significant advantages in insulator damage detection compared to the traditional Yolov5s model. The improved model improves the mean accuracy (mAP), precision (P), and recall (R) by 2.5%, 1.1%, and 0.8%, respectively. Compared with the original Yolov5s model and other models (such as Yolov5m, Yolov5l, etc.), the improved model has stronger competitiveness in insulator defect detection and recognition, provides an effective solution for improving the accuracy of insulator damage detection, accurately detects insulator damage and early necessary repair and maintenance measures, and extends the lifespan of insulators and ensures the stable operation of the power system.

Keywords: insulator damage; Yolov5 network model; small target detection layer; attention module SE; loss function SIOU

0 引言

目前无人机智能化巡检已经成为了输电线路检修的新趋势。绝缘子是输电线最基本的组成部分, 起着电隔离、机械支持等功能。但由于绝缘子长期处于户外, 会遭受人为因素, 鸟粪以及恶劣天气等影响, 会产生腐蚀自爆等缺陷问题。因此定期对绝缘子进行巡检, 对于避免线路风险具有重大意义。目前的输电线路巡检主要有人工攀爬巡检,

直升机巡检以及无人机巡检。但是考虑到巡检地区大多位于山区, 人工巡检难度大, 效率低, 直升机巡检成本太大。考虑到山地地形和成本等因素, 无人机巡检以其成本低, 灵活性好, 效率高等优点成为了输电线路巡检的首选。面对无人机巡检拍摄图像, 人工判别效率底下, 同时也会存在预判, 漏判等问题。因此基于深度学习的目标检测方法为这个问题提供了新的思路。目前对于绝缘子损坏的研究检测方法改进主要有两个方面, 第一个方面就是提高检测

收稿日期: 2023-07-05; 修回日期: 2023-08-17。

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(61903183)。

作者简介: 黄国恒(2000-), 男, 硕士研究生。

曹雪虹(1964-), 女, 教授, 硕士生导师。

焦良葆(1972-), 男, 教授, 硕士生导师。

引用格式: 黄国恒, 曹雪虹, 焦良葆, 等. 基于改进 Yolov5 的绝缘子损坏检测识别[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(7): 23-29.

精度, 通过增加性能优秀的模块进行大幅度提高检测精度, 但是也会导致权重过大, 检测速度下降。另外一方面就是通过对于模块的减少压缩, 大幅度提高模块的检测速度, 但是也会一定程度上对于检测效果产生影响会导致检测精度下降。

目前的深度学习技术主要依靠大量的图像数据驱动实现对于图像特征的学习, 例如: 代表着二阶检测器的是 Region Convolutional Neural Networks (R-CNN) 等算法, 和代表着二阶检测器的是 You Only Look Once (YOLO) 等算法。其工作原理主要就是通过卷积网络 (CNN) 定位损坏绝缘子, 再结合像素分割等一系列方法来识别存在的缺陷部位。在基于 ResNet18 的基础上, 利用 Yolov3 模式对绝缘子进行了故障检测, 并取得了很好的检测效果, 验证了 YOLO 模式的实际应用价值。通过对 Yolov3 模型的改进, 可以进一步提升故障检测的准确率, 但因其庞大的数据量, 导致其在推理速度上仍有不足。

在注重检测精度的研究中, 提出一种 Faster RCNN 与 U-Net 相结合的方法对于各种尺寸的玻璃绝缘子串, U-Net 对剪切后的图像像素进行精确的分类、精确的检测和召回试验。^[1]结果表明, 该方法的成功率可达 94.9% 到 95.4%。使用模型来学习正常绝缘子的特性^[2], 并使用生成对抗网络来重构缺陷。在绝缘子方面, 采用改进的差分打分方法, 对绝缘子的“伞状圆盘”脱落进行了检测。利用 K-means+十匹配出新的绝缘子缺陷锚点坐标^[3], 并将通道注意力机制 SENet 结构加入到 Yolov3^[4]算法中, 从而有效地提高了绝缘子缺陷的检测准确率。通过改善特征金字塔和增强感觉野生自我适应^[5], 提出了情境感知的缺陷检测网络。该模型通过融合多尺度背景信息, 实现对绝缘子故障的准确识别和定位。在注重检测速度与轻量化的研究中^[13], 通过对于 Yolov4 骨干网络 CSPDarkNet53 进行了改进, 并采用自适应图像缩放算法对输入图像进行了预处理, 改进后的模型有效的降低了计算量和冗余。将胶囊网络与 YOLO 文本定位相结合^[14], 并利用遗传算法以及随机梯度下降法来寻找最优的权重, 从而极大地减少了网络的训练时间以及计算费用, 从而能够更快地找到绝缘子损坏的位置。利用 MobileNetv2 来代替 Yolov4 骨干网络^[6], 并增强坐标注意力机制, 以达到减轻探测网络重量的目的。使用计算成本较低的 GhostNet 改进 CenterNet^[8]网络, 然后提取自爆绝缘子的多层次特征, 将其改进后的模型参数数目由 124.61 M 降低到 64.2 M。通过将 Yolov3 中的特征提取网络与表面光滑粒子 (SPP) 相结合^[4], 构建了一个基于 Yolov3 的特征提取网络, 在保证对绝缘子自爆缺陷识别精度和速度的前提下, 将模型权重降低到 13.61 M。以上的检测方法, 分别从检测精度与权重轻量化方面, 对绝缘子缺陷的检测模型进行了优化。然而, 由于该方法所得到的模型参数量过大, 难以在嵌入式系统中实施。

在确保检测速度不会大幅度提升的前提下实现对于航拍的绝缘子损坏检测, 本文拟利用基于 Yolov5 6.0 版本中

Yolov5s 算法, 通过改进网络结构、增加相关模块等方法, 实现对受损绝缘子进行精确检测。可以为无人机拍摄的输电线路绝缘子损坏的检测提供有效的参考。

1 YoloV5 网络介绍

1.1 YoloV5 网络结构

Yolov5 是 YOLO (You Only Look Once) 当前最新的检测网络系统的一个版本, YOLO 是一阶检测模式的代表, 它在经过了几年不断迭代发展之后, 既能保持高的检测精度, 又能保持高的检测速率, 这使得它可以被广泛地应用到目标检测领域。根据检测目标的不同, Yolov5 分成了 s, x, l, m, n , 几个不同的版本, 各个版本之间网络模块基本相同。主要区别在于各个模块的深度和宽度不同, 为了实现轻量化检测的目标, 在这篇文章中, 我们将选取具有更深更宽更浅的 s -版本。Yolov5 的整体网络由四部分组成: 输入端、主干网、颈、预测网。在 Yolov5 中, 有两个 CSP 体系结构, 一个用于骨干网络, 一个用于 Neck。CSP1_X 把输入分成两条路, 一条路先穿过 CBS (Conv+BN+SiLU), 然后再穿过多个残差 (Bottleneck×N), 另一条路只穿过 CBS, 然后两条路同时穿过 Concat, 最后结束 CBS。CSP2_X 和 CSP1_X 的区别在于 CSP2_X 将原来的 CSP2_X 替换为 CBS。相对于常规 CBS, CSP 的构建是两个分支, 这就要求两个分支间的特征融合。这样, CSP 的设计就能得到更多的特征信息。这样, CSP 的设计就能得到更多的特征信息。在 Neck 部分, 使用 FPN (Feature Pyramid Network) + PAN (Path Aggregation Network) 的架构, FPN 架构通过自上而下的方法来构建高层语义特征图, 而 PAN 则通过自下而上的路径来补充和增强位置信息。^[9]

1.2 改进策略

论文采用 YoloV5 算法, 重点研究了绝缘子检测问题。在此基础上, 提出了一种改进的基于注意力的网络模型。在 Yolov5 算法中, 在其网络架构中加入了多个小目标探测层次, 使得 Yolov5 算法可以更好地用于绝缘子损伤检测。

1.2.1 添加注意力机制 SE

SE 注意力机制 (Squeeze-and-Excitation) 其在通道维度增加了注意力机制, 其中的关键操作在 squeeze 和 excitation。SE 模块的目的是通过一个权重矩阵, 通过在通道域赋予图像不同位置的不同权重来实现获取更加重要的特征信息。主要操作是挤压 (Squeeze) 和激励 (Excitation)。

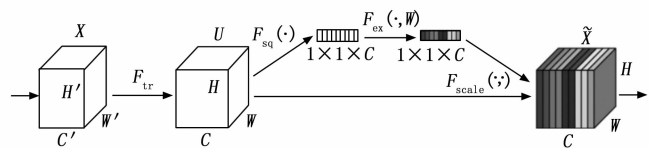


图 1 SE 算法流程图

通过一系列操作能够得到 $1 \times 1 \times C$ 的权重矩阵, 对原特征进行重新构建。SE 模块的实现过程主要分成了三步: 第一步是利用整体的平均池化, 把每条通道的二维特征 (H

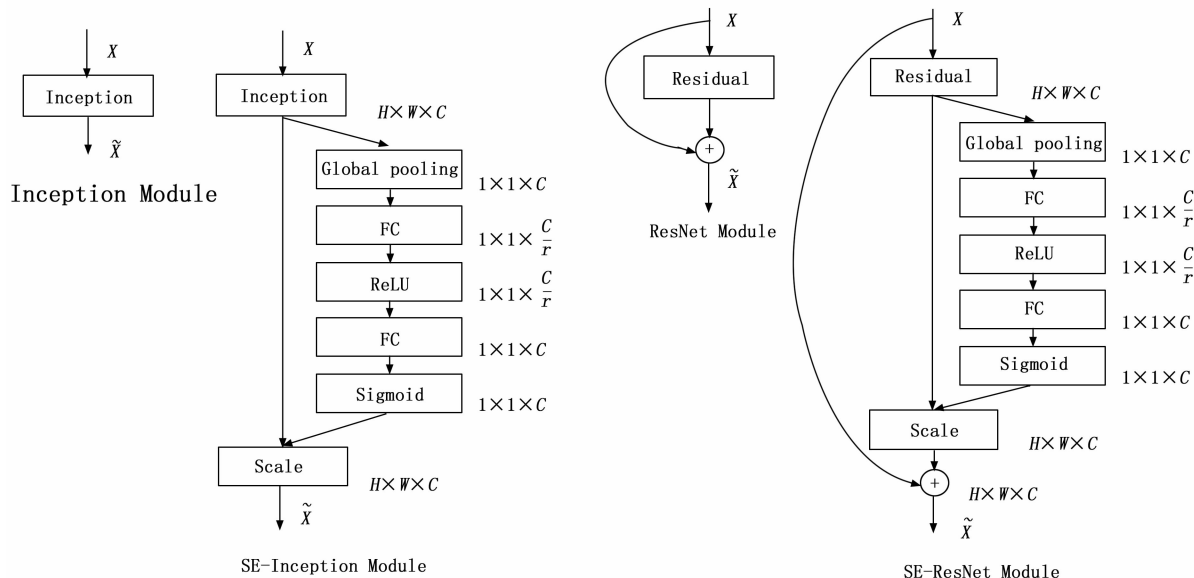


图 2 SE 模块的结构图

* W) 压缩成一个实数, 使特征图从 $[h, w, c] \Rightarrow [1, 1, c]$, 从而可以得到 channel 级的全局特征。第二步是对各特征通道进行赋权, 该算法通过两个完整连接的层次通道之间的相关性来确定各通道的数目, 从而使得各通道在各通道之间的数目相等。 $[1, 1, c] \Rightarrow [1, 1, c]$. 研究各信道间的相互关系, 得到各信道的权值。第三步, 对每个信道的特性进行归一化权值加权。利用倍增, 信道与加权系数相乘。 $[h, W, C] * [1, 1, C] \Rightarrow [h, W, C]$, SE 模块实质上是通过在 Channel 维度上做 attention 或者 gating 操作, 其原理是可以让模型将注意力集中在信息量最大的 Channel 特征, 而去抑制那些不在重要的 Channel 特征, 减少对于信息量少的通道的注意。此外, SE 模块还具备较强的通用性, 可以与已有的组网体系结构进行集成, 提供了极大的便利^[10]。

1.2.2 增加小目标检测层

Yolov5 对小目标的探测能力较差, 其主要原因在于小目标的大小。由于绝缘子损坏的对象较小, 且发生在不同的环境中, 常规的模型检测往往会出现漏报现象。对于 $608 * 608$ 的尺寸, 用 Yolov5 软件对其做了 5 次向下采样, 得到的特性曲线的大小分别是: $19 * 19, 38 * 38, 76 * 76$ 。^[9] 在这 3 个特征图中, $76 * 76$ 表示用于检测小型目标, 但是它对应于 $608 * 608$, 每个格子的特性图为 $608/76 = 8 * 8$ 。当待探测的绝缘层宽度和高度均小于 8 个像素时, 则难以从原始图像中提取出绝缘层的有效特征。除此之外, 许多图像的像素都非常高, 单纯的下取样, 若下取样的倍数过大, 就会造成数据信息的损失。但如果放大倍数过小, 则需要存储大量的数据, 就需要很高的运算效率, 而且还可能导致显卡爆掉, 导致正常的推理和训练都不能用。所以提出了增加小目标层的方法来提高小目标检测的准确率。

在最初的 Anchor 参数模型中, 仅存在 3 个检测层。当输入图像尺寸为 $640 * 640$ 时, 分别对应检测 $8 * 8, 16 * 16$ 和 $32 * 32$ 以上的目标, 通过增加一组 Anchor 的方式来增加目标检测层。检测 Backbone 包含两个步骤, 颈部和预测。颈部采用 FPN + PAN 模式对主干网络中所抽取出的特征, 再将其传递给检测层, 再将其进行多尺度融合。在 Yolov3 中, FPN 是一个具有自顶向下传输更多语义信息的规则圆锥网络, 在此基础上, FPN 的特征图谱在融合过程中会逐渐缩小。^[11] 而在 Yolov5 中, 不仅采用了 FPN 结构, 而且采用了 PAN 结构。PAN 是一种与 FPN 相对的、具有倒锥形结构的网络。自下而上传递强烈的定位特性。通过两者的相互结合来实现获取更多的特征信息。头部增加几个操作层, 在 17 层后继续对特征图进行上采样处理, 使得特征图可以进一步扩大。同时, 在 20 层时, 得到的 $160 * 160$ 分辨率的特征图与骨干网的特征图可以进行融合。从而获得较大的特征图谱, 实现对小目标的检测。在探测层的第 31 层, 即探测层, 加上一个小目标探测层, 总共有 [21、24、27、30] 探测。但是, 在多了一层的情况下, 计算的时间会变得更长, 速度也会更慢。但对小目标的探测准确率的确有很大的提高。

1.2.3 修改损失函数

传统的物体探测损失函数, 如 GIOU、CIOU、SIOU 等, 都是依靠对真实物体与真实物体之间距离、重叠面积、深宽比等数据进行聚集分析。但是, 如果遇到真实框和预测框之间方向不匹配的现象就会导致预测框无法精准预测, 从而导致目标检测的速度变慢并且效率偏低从而导致精确率更低。为了解决这些问题^[14], 提出了一种新的损失函数 SIOU, SIOU 充分考虑了所需回归之间的向量角, 并重新定义了惩罚指标, 从而能够有效地提高模型训练的速度和推

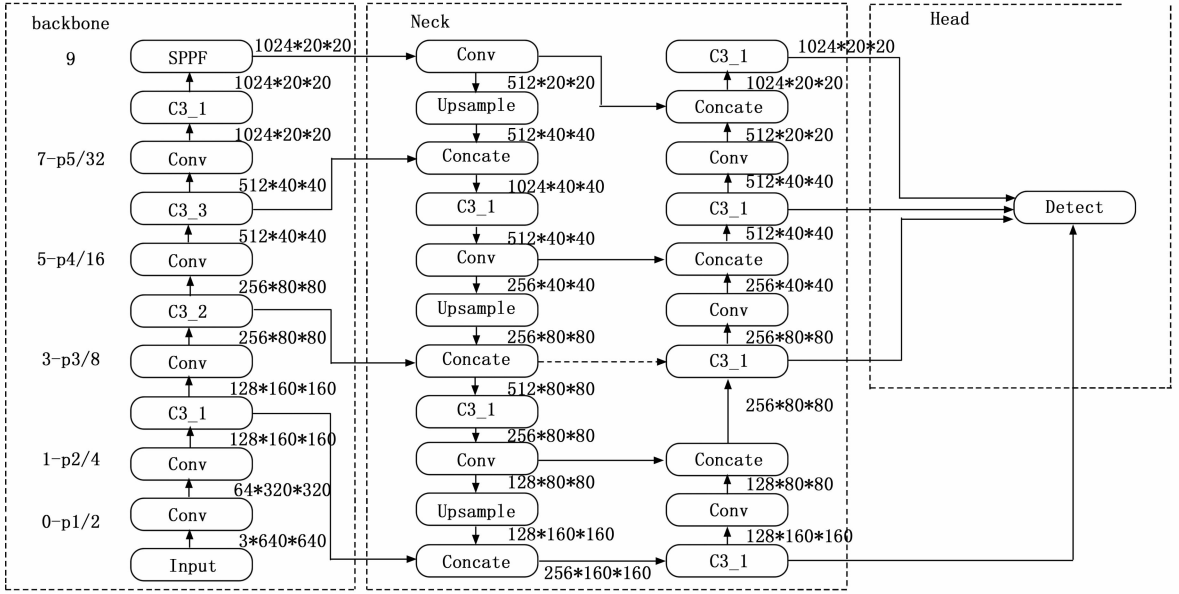


图 3 增加小目标检测层的网络结构

理的精度。SIOU 损失函数由 4 个损失函数组成，即角度损失，距离损失，轮廓损失和相互影响损失。在目标检测最初的训练过程中，由于预测框大多与真实框不相交，因此，为了使两框间的距离快速收敛，引入角度感知 LF 组件，其定义如式 (1)，从而使与距离相关的变量的数目最小化。

$$\Delta = 1 - 2 \times \sin^2 \left(\arcsin(x) - \frac{\pi}{4} \right) \quad (1)$$

其中：

$$x = \frac{c_h}{\sigma} = \sin(\alpha) \quad (2)$$

$$\sigma = \sqrt{(b_c^{gt} - b_c)^2 + (b_{c_x}^{gt} - b_{c_x})^2} \quad (3)$$

$$c_h = \max(b_{c_x}^{gt}, b_{c_x}) - \min(b_{c_x}^{gt}, b_{c_x}) \quad (4)$$

上式 (1) ~ (4) 中： c_h 为预测框与真实框中心点的高度差； σ 为预测框与真实框之间中心点的距离； α 为预测框与真实框之间的水平夹角； b 表示距离；下标 c_x 表示 x 轴方向； c_y 表示 y 轴方向；上标 gt 表示真实框； $(b_{c_x}^{gt}, b_{c_y}^{gt})$ 为真实框中心坐标； (b_{c_x}, b_{c_y}) 为预测框中心坐标。

由于需要计算距离，因此直接使用角损是不合理的。在确定距离成本时，将 (1) 式中所确定的角成本计算在内。

$$\Delta = \sum_{l=x,y} (1 - e^{-\rho_l}) \quad (5)$$

其中：

$$\rho_x = \left(\frac{b_{c_x}^{gt} - b_{c_x}}{C_w} \right)^2, \rho_y = \left(\frac{b_{c_y}^{gt} - b_{c_y}}{C_h} \right)^2, \gamma = 2 - \Delta \quad (6)$$

式中： C_w, C_h 为真实框和预测框最小外接矩形的宽和高。

形状成本定义为：

$$\Omega = \sum_{l=w,h} (1 - e^{-\omega_l})^\gamma \quad (7)$$

其中：

$$\omega_w = \frac{|\omega - \omega^{gt}|}{\max(\omega, \omega^{gt})}, \omega_h = \frac{|h - h^{gt}|}{\max(h, h^{gt})} \quad (8)$$

式中， (ω, h) 、 (ω^{gt}, h^{gt}) 分别为预测框和真实框的宽和高。

值定义形状成本，以及它的值对于每个数据集都是唯一的。值在这个方程中是非常重要的项，它控制形状成本需要多少注意力。如果值设置为 1，将立刻优化形状，从而影响形状的自由运动。

IOU 计算如图 4 所示。

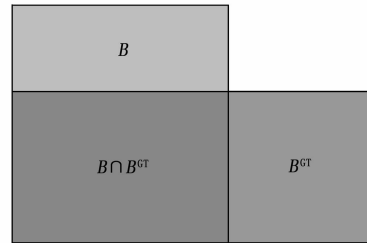


图 4 IOU 计算

IOU 计算公式如下：

$$IoU = \left| \frac{B \cap B^{gt}}{B \cup B^{gt}} \right| \quad (9)$$

最后 SIOU 损失函数定义如公式 (10) 所示：

$$L_{box} = 1 - IoU + \frac{\Delta + \Omega}{2} \quad (10)$$

在原 Yolov5s 神经网络中，引入 CIOU，并将边界的宽度和高度比作罚变量，提高了模型的收敛速度。然而，如果预测框的宽度和高度与真实框的宽度成线性关系，则会造成预测框的宽度和高度无法同步增加或降低。而用 SIOU 代替 CIOU，可以有效地解决这一难题，并极大地加速了模型的学习和推理。

2 实验结果与分析

2.1 实验平台及参数配置

该试验的试验平台结构见表 1。

表 1 参数配置

软硬件平台	型号参数
操作系统	Ubuntu18.04
CPU	Intel(R) Xeon(R) Glod5118 CPU@2.3 GHz
GPU	GeForce RTX3090Ti
显存	24 G
内存	128 G
框架	Pytorch
编程环境	Python

2.2 数据集准备

绝缘子损坏的数据原始图来自无人机拍摄和图像处理所得, 共计 1 200 张。使用 Labelimg 进行标注, 标签为 insulator。标注完的信息以 xml 的格式保存在同一路径下, 分成训练集, 验证集和测试集。分配比例以 7 : 2 : 1 的方式。



图 5 Labelimg 操作界面

2.3 参数设置与评价

在模型中选择的图片大小为 640×640 , 迭代次数为 300 轮, 批次大小选择为 16, 选择调用 3 个 GPU, 最终 batch-size 设置为 48, iou-thres 设置为 0.6, 初始学习率为 0.01, 实验均是在不加载预训练权重的情况下进行。

在目标检测方面, 通过模型参数 (W)、模型权重文件 (MB)、召回率 (R)、准确率 (P)、平均准确率 (mAP) 和每秒检测帧数 (FPS) 来评估算法的性能。其中 P 值, R 值, mAP 值分别为公式 (11) ~ (13):

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (11)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (12)$$

$$mAP = \frac{\sum \frac{P_r}{\text{num_classes}}}{\text{num_classes}} \quad (13)$$

其中: TP (True Positives) 指的是被正确检测出的目标数, FP (False Positives) 指的是检测到的目标数, FN (False Negatives) 指的是未被检测到的目标数。它代表的是 PR 曲线上对应 P 的数值, num_classes 代表的是类别数。

2.4 实验检测步骤与方法

为了检验不同模块对于训练结果带来的影响, 通过上述的实验平台和数据集进行实验, 通过分别原网络中增加 SE 注意力机制, 小目标检测层以及 SIOU 损失函数。来检测不同模块的影响以及两两模块分别加入和将 3 个模块

一同加入原网络中进行对比, 找到最优的模块结合方案。

2.5 消融实验

本文采用了消融实验, 依次加入了 SE 注意力机制, SIOU 修正函数以及增加小目标检测层的方法来对于改进后的 YoloV5 进行验证, 实验结果如表 2 所示。

表 2 不同模块效果分析

SE	SIOU	增加小目标检测层	P	R	MAP
			0.895	0.807	0.802
✓			0.897	0.81	0.818
	✓		0.902	0.8	0.805
		✓	0.898	0.814	0.806
	✓	✓	0.905	0.809	0.815
✓		✓	0.904	0.812	0.805
✓	✓		0.9	0.808	0.825
✓	✓	✓	0.907	0.815	0.828

基于表格数据的分析结果显示, 当引入所有改进模块时, 对于绝缘子损坏的检测效果最佳。相较于传统的 YoloV5s 检测算法, 经过改进后的模型在 mAP 值上提升了 2.5%, P 值提高了 1.2%, R 值提高了 0.8%。特别是引入注意力机制 SE 和损失函数 SIOU 对于提高检测算法的准确性起到了关键作用。此外, 通过增加小目标层还可以进一步提升 0.4% 的 mAP 值。在实际应用中, 为了在轻量化的同时提高精度, 改进策略需要不断演进。这些经过精心设计的改进策略在提高模型性能方面发挥了重要作用, 并且能够更好地满足对于绝缘子损坏检测的需求。这些发现为绝缘子损坏检测技术的进一步研究和应用提供了有益的指导。

2.6 不同 Yolo 模型效果分析

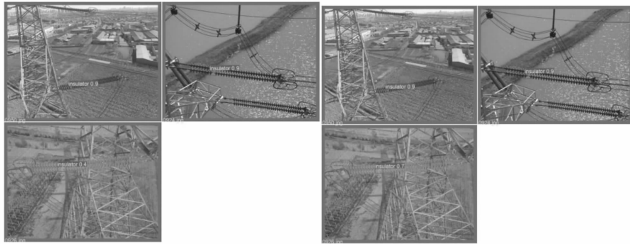
为了证明本文所改进算法的有效性和优越性, 因此本文的算法通过对比传统的 YoloV5 的诸多版本比较。

如表 3 实验结果可以看出, 相对于其他的检测网络模型, 本文中所选择的 YoloV5s 检测精度最高, 检测效果最好。虽然 YoloV5m 和 YoloV5x 的检测效果接近于 YoloV5s, 但是本文中使用的 YoloV5s 的权重算法模型文件大小明显偏小, 只有 YoloV5m 的 33.3%, 以及只有 YoloV5x 的 8.31%, 明显体量更小, 检测速度更快。和本文所用算法 YoloV5s 检测速度相近的 YoloV5l 和 YoloV5n, 其检测精度远不如 YoloV5s。比 YoloV5l 高了 0.3%, 比 YoloV5n 高了 0.4%。^[2] 改进后的 YoloV5s 模型, 权重文件大小没有明显的提升, 检测速度没有变慢, 保证了其检测实时性。但是检测精度得到了大幅提高, 证明了本文所使用的算法的优越性。

表 3 YoloV5 不同模型网络对比

算法	$mAP/\%$	P	R	权重文件大小/MB
YoloV5s	80.2	0.895	0.807	14.4
YoloV5n	79.8	0.865	0.8	3.9
YoloV5l	79.9	0.887	0.812	92.7
YoloV5m	80.8	0.865	0.81	43.2
YoloV5x	81.1	0.856	0.798	173.1
YoloV5s(改进后)	82.8	0.907	0.815	15.4

首先,对于改进后的 Yolov5s 算法布置在 GPU 服务器上,对于训练集得到的最好权重使用对于测试集的图片进行检测。如图 6 所示原模型中未被检测出来的损坏绝缘子通过改进后的算法可以识别出来。进一步证明了改进后算法的可靠性。

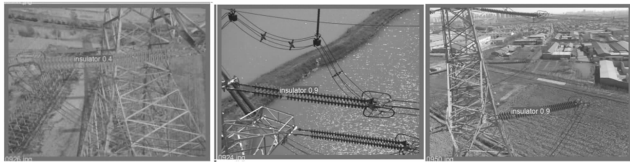


(a) 原始Yolov5s算法检测效果图 (b) 改进后Yolov5s算法检测效果图
图 6 COCO 数据集检测效果图

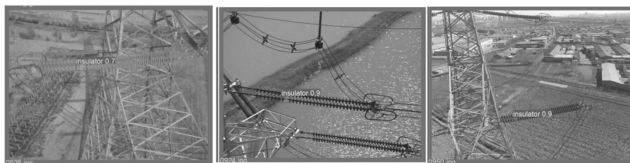
然后利用改进后的模型 Yolov5s 算法检测对于自建验证集的识别效果,通过对于训练集的训练得到关于绝缘子检测的模型权重,选择最佳模型。然后进行检测实际效果。^[1]改进后的 Yolov5s 检测网络模型相比于原始的 Yolov5s 检测模型 mAP 值提升了 2.5%。如图 7 所示,改进后的 Yolov5s 模型在各种场景中对于工程车辆的检测都获得了比较理想的效果。如图 8 所示通过无人机摄像头下拍摄的三张输电通道下损坏绝缘子的检测可以清楚的看出一些极小目标的损坏绝缘子改进后的网络提高了其检测精度,同时也保证了其余原本就高精度目标的精确性。



(a) 来自摄像头拍摄的输电通道下的绝缘子图片



(b) 原始Yolov5s算法检测效果图



(c) 改进后Yolov5s算法检测效果图

图 7 绝缘子损坏检测效果图

如图 8 所示对于绝缘子损坏检测的 mAP 值前后对比其中横坐标是召回率,纵坐标是精确率。 mAP 值作为两者的综合指标由原来的 0.802 上升到 0.827。提升效果明显,证明了改进的优越性和可行性。

3 结束语

本文提出了基于 Yolov5s 模型改进的测量绝缘子损坏缺

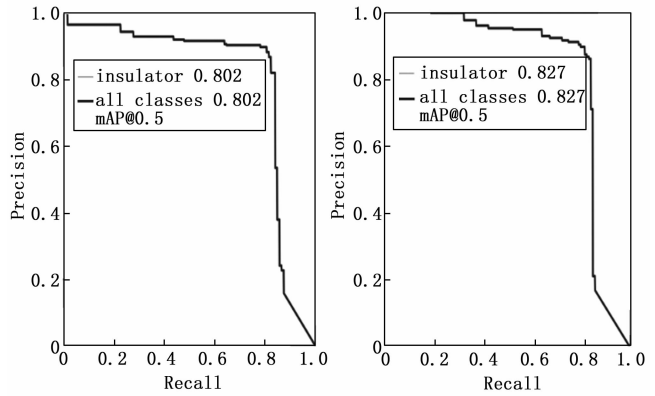


图 8 改进前后 mAP 值变化对比图

陷的模型。改进方式主要有以下三点:面对小目标绝缘子检测有漏检的现象,提出了增加 SE 注意力机制让模型更加关注小目标绝缘子的检测,降低了漏检的可能。面对训练过程中可能带来的信息损失,通过修改损失函数为 SIOU 提升了特征图的特征信息。增加小目标检测层,通过对于骨干网络中的特征层的重新利用,增加了检测范围,提高了改进后的模型对于小目标绝缘子的检测性能。

通过大量实验表明对比于原始模型 Yolov5s,通过改进后的检测模型 mAP 值提升了 2.5%,并且检测速率没有明显降低。综上,本文所提出的改进后的模型能够满足航拍图中对于绝缘子损坏的检测。

参考文献:

- [1] 康旭东. 电力线路巡检管理系统的设计与实现 [D]. 成都: 电子科技大学, 2017.
- [2] 葛群峰, 高兴波, 史旭华. 基于 YOLOv4 和 HOG 的闭环检测算法 [J]. 无线通信技术, 2021, 30 (2): 56-62.
- [3] 李军华, 权小霞, 汪宇玲. 多特征融合的瓷砖表面缺陷检测算法研究 [J]. 计算机工程与应用, 2020, 56 (15): 191-198.
- [4] 岳晓新, 贾君霞, 陈喜东, 李广安. 改进 YOLO V3 的道路小目标检测 [J]. 计算机工程与应用, 2020, 56 (21): 218-223.
- [5] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C] //IEEE International Conference on Computer Vision, Santiago: ICCV, 2015: 1440-1448.
- [6] REN SHAOQING, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2017, 39 (6): 1137-1149.
- [7] DAI J, Li Y, He K, et al. R-FCN: Object detection via region-based fully convolutional networks [C] // Advances in neural information systems, 2016: 379-387.
- [8] 谢俊章, 彭辉, 唐健峰, 等. 改进 YOLOv4 的密集遥感目标检测 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57 (22): 247-256.
- [9] 于硕, 李慧, 桂方俊, 等. 复杂场景下基于 YOLOv5 的口罩佩戴实时检测算法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (12): 188-194.
- [10] RAJ M, CHANDAN S. Pedestrian and vehicle detection using night-vision camera through CNN on indian roads [C] // International Conference on Advances in Computing, Communi-

ation Control and Networking. Department of Mechanical Engineering, Galgotias University, Greater Noida, India; Department of Mechanical Engineering, Galgotias University, Greater Noida, India, 2018; 1136-1142.

- [11] 宋欢欢, 惠飞, 景首才, 郭兰英, 马峻岩. 改进的 RetinaNet 模型的车辆目标检测 [J]. 计算机工程与应用, 2019, 55 (13): 225-230.
- [12] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module [J]. Springer, Cham, 2018: 3-19.
- [13] 常惠, 饶志强, 赵玉林, 李益晨. 基于改进 U-Net 网络的隧道裂缝分割算法研究 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57 (22): 215-222.
- [14] 王奔. 基于残差网络的显著物体检测方法及应用 [D]. 扬州: 扬州大学, 2020.
- [15] 史彩娟, 涂冬景, 刘靖祎. Re-GAN: 残差生成式对抗网络算法 [J]. 中国图象图形学报, 2021, 26 (3): 594-604.
- [16] 万卓, 叶明, 刘凯. 基于改进 YOLOv4 的电机端盖缺陷检测 [J]. 计算机系统应用, 2021, 30 (3): 79-87.

- [17] 姜雪松, 姚鸿勋. 夜晚图像增强方法综述 [J]. 智能计算机与应用, 2020, 10 (3): 394-403.
- [18] 王卫星, 赵恒. 结合改进 Retinex 及自适应分数阶微分的雾霾公路交通图像增强 [J]. 光学精密工程, 2020, 28 (8): 1820-1834.
- [19] 刘志涛, 何自芬, 张印辉. 基于 YOLO 的雾天行人实时检测方法 [J]. 软件, 2019, 40 (10): 53-57.
- [20] 张娜, 韩美林, 杨琳. 雾霾图像清晰化处理算法的研究 [J]. 计算机与数字工程, 2019, 47 (6): 1478-1481.
- [21] 林昌, 陈武, 周海峰. 基于全局亮度自适应均衡化的海上图像带色彩恢复的多尺度 Retinex 算法 [J]. 科学技术与工程, 2020, 20 (33): 13712-13717.
- [22] KIM Y, KOH Y J, Lee C, et al. Dark image enhancement based on pairwise target contrast and multi-scale detail boosting [C] // IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2015: 1404-1408.

(上接第 14 页)

传统的自动气象站故障人工检测方式, 通过 LoRa 等物联网技术, 可在不增加通信线缆的情况下, 实现信号的无线传输和故障自动判定, 从而大幅缩短故障排除耗时, 有效提高保障效率。但由于物联网通信的信号强度本身会受障碍物、电磁干扰等环境因素的影响, 因此在实际应用时需予以注意。

与此同时, 除了自动气象站本身的通信方式之外, 该装置还建立了一条基于 LoRa 的辅助数据传输通道, 这可进一步确保数据的连续性和稳定性。当自动气象站因发生通信故障而无法传输数据时, 该辅助通道仍可完成数据传输, 从而进一步保证了气象站数据的连续性和稳定性。未来仍需继续优化该装置的性能和功能, 以满足不同应用场景的需求, 并探索其在其他领域中的应用潜力。

参考文献:

- [1] 姜勇. 新型自动气象站技术保障原理及应用 [J]. 气象水文海洋仪器, 2020 (1): 28-31
- [2] 杨斌山. 基于骨架理论的机电特种设备启动故障检测系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (6): 60-63
- [3] 万磊, 戴滨, 蒋寒. 基于自主诊断重构技术的航天器故障检测系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (9): 5-9.
- [4] 李楷然, 梁兆文, 樊利民. 10 kV 配网电容器在线监测与故障诊断系统 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (5): 76-79
- [5] 熊峰, 潘雪, 刘颖, 等. 自动气象站线缆故障测试仪的研究与设计 [J]. 国外电子测量技术, 2021, 40 (1): 111-116
- [6] 陈晓, 张凯. 嵌入式自动气象站故障检测系统研究 [J]. 电子测量技术, 2021, 44 (23): 158-164.
- [7] 王明辉, 陈冰怀, 黄海, 等. 自动气象站常规传感器现场检测系统设计 [J]. 气象科技, 2019, 47 (3): 402-407.
- [8] 甘志强, 余申伟, 高涛, 等. 区域自动气象站智能现场核查系统设计与应用 [J]. 电子测量技术, 2021, 44 (9): 22-24
- [9] 赵勇, 陈立峰. 自动气象站便捷测量装置设计与应用 [J].

- 气象水文海洋仪器, 2023, (1): 124-127.
- [10] 黎超, 龚春芬. 基于 μ COS-II 的自动气象站检测仪设计 [J]. 现代电子技术, 2023, 46 (8): 159-163.
- [11] 苏睿, 闻春华, 苏涵智, 等. 新型自动气象站故障智能诊断系统设计 [J]. 气象与减灾研究, 2021, 44 (3): 228-234
- [12] 王兴, 卫玲芝, 杨柳. 物联网智能生态康养环境监控系统的设计 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (8): 99-103.
- [13] 田旭飞, 姚凯学, 王凯鹏, 等. 基于 LoRa 和 STM32 的路灯自动监控系统的设计 [J]. 计算机工程与科学, 2021, 43 (8): 1470-1478.
- [14] 高丽丽. 基于 LoRa 和 FreeRTOS 的数字农田监测系统 [J]. 现代电子技术, 2021, 44 (24): 34-38.
- [15] 王东. 基于远距离无线电的温室大棚监控系统设计 [J]. 国外电子测量技术, 2022, 41 (4): 99-105.
- [16] 雷文礼, 张鑫, 任新成, 等. 基于 ZigBee 的大棚环境监测系统设计 [J]. 电子设计工程, 2022, 30 (24): 1-4.
- [17] 宋丹, 梁睿君, 李伟, 等. 数控机床远程智能故障诊断系统设计 [J]. 数据采集与处理, 2020, 35 (1): 173-180.
- [18] 代康, 谢凯. 基于物联网的分拣机器人故障检测系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (8): 37-41.
- [19] 张明琰, 宋震, 方世杰. 基于人机共融的包装机故障诊断系统的设计与实现 [J]. 计算机测量与控制, 2022, 30 (6): 23-31.
- [20] 黄飞龙, 谭晗凌, 霍亚. 物联网与自动气象站深度融合方法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2022, 30 (3): 217-221.
- [21] 王立亮, 王嘉. 基于 LoRa 无线通信协议的物联网风速风向监测系统的设计 [J]. 工业仪表与自动化装置, 2020, (4): 44-47.
- [22] 韩贝, 王伯槐. 基于物联网的气象探测无人机研究 [J]. 物联网技术, 2021, (3): 18-21.
- [23] 黄玲, 何姣. 江西省国家级自动气象站运行效能评估 [J]. 国外电子测量技术, 2022, 39 (9): 72-75.