

基于轻量化YOLOv5-GCDNet的航拍绝缘子掉串检测

齐向明, 叶松发

(辽宁工程技术大学软件学院, 辽宁葫芦岛 125105)

摘要: 绝缘子掉串实时检测对保障高压电力输送稳定性与及时处理故障具有重要作用。为此, 提出一种基于轻量化YOLOv5-GCDNet的航拍绝缘子掉串检测方法。首先, 采用幻象卷积和倒残差结构, 设计新型特征提取网络GCDNet, 以降低YOLOv5目标检测网络中的计算复杂度, 以提高检测速度, 同时提取更丰富的目标特征; 其次, 结合自适应上采样优化特征融合网络, 提高模型检测精度; 最后, 添加激励因子 α -IoU加速目标框损失收敛以提高检测效率。分析实验结果可知, 该轻量化YOLOv5-GCDNet模型的平均检测精度为93.6%, 检测速度为68FPS, 且模型参数量为3.7M, 优于其他主流检测算法, 该方法可为绝缘子掉串检测提供技术参考。

关键词: 掉串绝缘子; 缺陷检测; YOLOv5; 幻象卷积; 倒残差; 自适应上采样

DOI: 10.11907/rjtk.231584

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2023)011-0057-08



Drop strings Detection of Aerial Insulator Based on Improved Lightweight YOLOv5-GCDNet

QI Xiangming, YE Songfa

(School of Software, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: The real-time detection of insulator string dropping plays an important role in ensuring the stability of high-voltage power transmission and timely troubleshooting. Therefore, an aerial insulator string dropping detection method was proposed based on lightweight YOLOv5-GCDNet. Firstly, a new feature extraction network, GCDNet, was designed using ghost convolution and inverted residual structure to reduce the computational complexity of YOLOv5 target detection network, improve the detection speed, and extract more abundant target features. Secondly, the inverted residual structure was used to improve the feature extraction network to extract richer target features, and the adaptive upsampling was combined to optimize the feature fusion network to improve the model detection accuracy. Finally, the α -IoU excitation factor was added to accelerate the convergence of the target frame loss value to improve the detection efficiency. Through the comparison of the experimental results, the average detection accuracy of the lightweight YOLOv5-GCDNet model proposed in this paper was 93.6%, the detection speed was 68FPS, and the parameters of the model was 3.7M, which was better than other detection algorithms under the same conditions. The method in this paper can provide a technical reference for the insulator string dropping detection.

Key Words: string-drop insulator; defect detection; YOLOv5; ghost convolution; inverted residual; adaptive upsampling

0 引言

绝缘子作为高压输电线路上的不可或缺的电设备, 经常处于复杂地理条件和恶劣气候环境下, 容易出现自爆、掉串、裂纹、破损和闪络放电等缺陷, 且检测困难。因此,

快速识别绝缘子缺陷对供电系统的稳定运行至关重要。

目前, 绝缘子缺陷检测方式包括传统检测方法与深度学习检测方法两种。其中, 传统绝缘子缺陷检测方法通常利用设计算子提取绝缘子图像的纹理与形状特征信息以定位绝缘子缺陷^[1]。例如, 张晶晶等^[2]设计一种自底向上的聚类分析方法, 将绝缘子串形态特征一致的线段划为平

收稿日期: 2023-06-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(62173171)

作者简介: 齐向明(1974-), 男, 硕士, 辽宁工程技术大学软件学院副教授, 研究方向为图像与视觉信息计算; 叶松发(1997-), 男, CCF会员, 辽宁工程技术大学软件学院硕士研究生, 研究方向为图像与视觉信息计算、电力设备图像检测。

行线组,计算惯性矩方差特征量与惯性矩均值特征量,检测绝缘子缺陷;刘子英等^[3]基于可见光的绝缘子图像特征结合最小二乘法的支持向量机(LS-SVM),对绝缘子的污秽等级进行识别判断;孙磊等^[4]为了解决支持向量机在污秽识别中出现的误检与漏检情况,设计一种双超球数据域描述模型,该方法有效降低了误检与漏检概率;赵振兵等^[5]在阈值分割基础上结合二值形状特征解决复杂背景下绝缘子的定位问题;Yin等^[6]采用基于双奇偶形态梯度的边缘检测算法以识别红外线图像中的陶瓷绝缘子串;王磊等^[7]提出一种 Hough 检测结合 C-V 模型的协同分割方法以解决图像分辨低、目标数目多的问题。虽然这些方法在不同程度上提高了绝缘子的检测精度,但是检测效率和实时性无法达到实际工程应用要求。

而在基于深度学习的绝缘子缺陷检测方法中,深度学习通过强大的神经网络建模能力,可以提取更丰富的语义信息^[8],解决了传统算法因提取特征有限而导致的检测效率和实时性方面的问题。例如,Zhao等^[9]通过微调 Faster R-CNN 网络模型,改进锚框的生成方法与非极大值抑制,提高了多尺度绝缘子互相遮挡情况下的检测效果。Chen等^[10]设计出一种使用二阶全卷积网络的绝缘子故障检测方法,采用全卷积层学习图像特征,通过形态学重构对目标进行定位。王纪良^[11]为解决无人机巡检污秽绝缘子检测过程中定位不准确、精度较低等难题,提出一种改进 R³Det 的绝缘子污秽细粒度旋转目标检测算法。杨焰飞等^[12]针对人才巡检效率低且鲁棒性差等问题,YOLOv3 目标检测算法与 Inception-Resnet-v2 分类算法构建 YOLOv3-Dense 网络用于绝缘子检测,改进了网络的宽度与损失函数,提高了检测速度,以满足实效性。高健宸等^[13]在 YOLOv4 中使用混合卷积块替换其中的卷积层,改进函数避免造成梯度消失,从而提高模型性能并减少模型的体积。刘翀豪等^[14]提出轻量化 YOLOv5-MBF,用于人脸口罩检测,使用 MoMobileNetV3 网络替换 YOLOv5s 主干网络,降低了模型的参数量并提高了检测速度,并使用 GELU 激活函数替换 MobileNetV3 激活函数,同时添加 BiFPN 特征金字塔结构,提高了检测精度。谢静等^[15]为了能够更好地满足输电线路的实时检测要求,使用 Mish 优化 YOLOv5 的激活函数,将 CBAM 注意力机制融合到特征提取网络中,以筛选更多有价值的特征,同时将 Transformer 编码结构嵌入到 C3 模块中,以加强高低层网络特征融合。为融合多尺度的图像特征,Wang等^[16]基于 YOLOv5 加入自适应空间特征融合(ASFF)以改进模型,并通过引入卷积注意力模块(CBAM)模块提高模型性能。以上检测方法在工程应用中难以满足实时检测要求,在模型部署时需消耗大量内存,且算法精度和检测速度还有进一步提高的空间。

针对以上问题,本文提出一种基于轻量化 YOLOv5-GCDNet 模型的航拍绝缘子掉串缺陷检测方法。主要工作包括:①采用数据增强、高斯模糊、图像融合等方法,构建

复杂背景下的绝缘子数据集;②采用幻象卷积和倒残差结构,设计新型特征提取网络 GCDNet,在减少参数量和复杂度的同时,提高绝缘子缺陷检测精度;③添加激励因子 α -IoU 以优化目标框损失函数,加速损失值收敛;④通过消融实验结果与不同算法的对比,验证本文方法的绝缘子缺陷检测性能。

1 输电线路掉串绝缘子数据集构建

文中实验所用输电线路掉串绝缘子数据集的原始图像数据源自于两个方面:一部分来源于网络公开航拍绝缘子数据集共 746 张,其中包含 515 张正常绝缘子图像与 231 张缺陷绝缘子图像;另一部分来源于某电网公司无人机真实巡检输电线路航拍绝缘子图像。数据集中包含玻璃、陶瓷、复合材料 3 种不同材料的绝缘子,但总体掉串绝缘子图像较少。

由于模型性能与训练输入图像样本息息相关,故本文采用数据增强方法,扩充掉串绝缘子样本,以提高模型鲁棒性与避免样本不均衡问题。具体包括:①对原始掉串绝缘子图像进行随机旋转、镜像、翻转缩放、裁剪、仿射变换等,扩充更符合实际场景的样本;②通过使用高斯模糊中不同大小的高斯核过滤图像,模拟由对焦不精确的相机所拍摄的图像;③采用交互式全分算法提取出掉串绝缘子,再将其输入 U-Net 分割网络中进行训练,最后将其融合至输电线路实际巡检场景中。通过以上方法进行数据增产,其效果如图 1 所示。

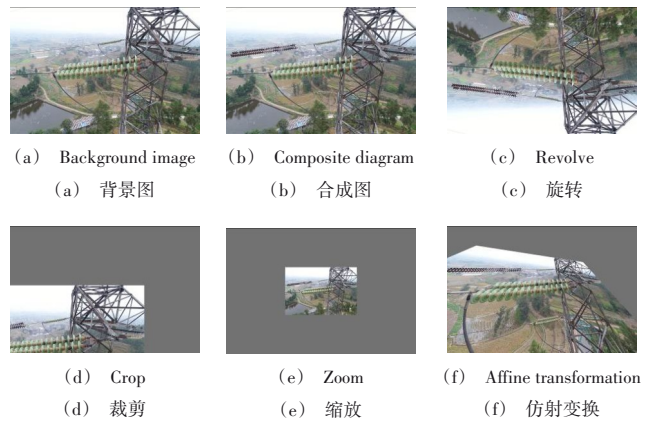


Fig. 1 Schematic of image augmentation

图 1 图像增产效果

Table 1 The specific distribution of the sample

表 1 样本具体分布

数据集划分	分辨率	正常绝缘子	缺陷绝缘子	总数
训练	1 152×864	1 350	676	2 026
测试	1 152×864	136	68	204
验证	1 152×864	169	84	253

在原始数据的基础上添加更多复杂背景、模糊和光照情况下的图像样本,以避免图像过少、过拟合、训练结果不准确等问题。数据增强后数据集共计 2 503 张,随后通过

LabelImg 工具进行标注,并将数据集按 9:1 的比例随机划分成训练集和验证集,再从训练集随机选取 1/10 的图片作为测试集,其具体样本分布情况如表 1 所示。

2 轻量化YOLOv5检测模型

YOLOv5 检测模型是从 YOLOv4^[17] 网络演变而来的

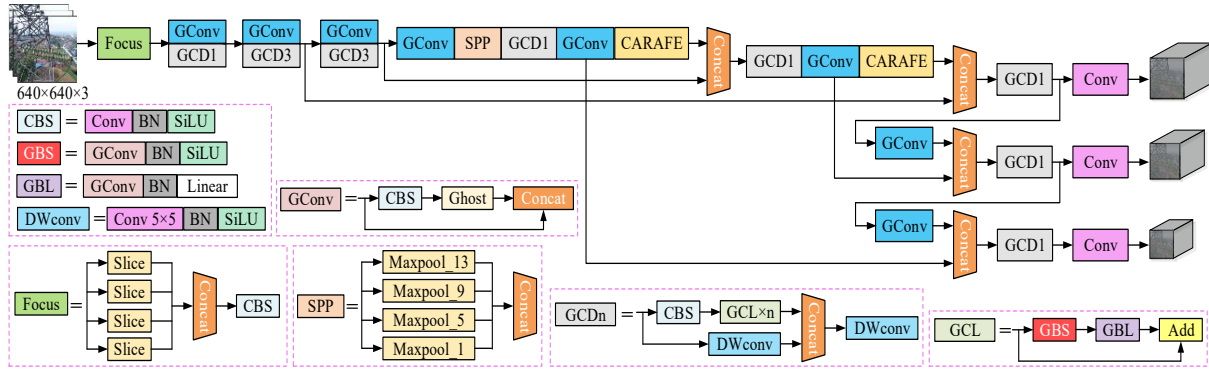


Fig. 2 Structure of YOLOv5-GCDNet model

图2 YOLOv5-GCDNet模型结构

2.1 GCDNet特征提取网络

YOLOv5 的特征提取网络 CSPDarkNet53 的 CSPNet 残差结构采用了大量的标准卷积组成,造成了大量的计算资源浪费,同时特征提取网中的标准卷积中生成冗余特征图也浪费了大量计算资源,因此采用幻象卷积代替标准卷积与倒残差结构 GCD 设计 GCDNet 代替 YOLOv5 中的 CSPDarkNet53 网络。GCDNet 特征提取网络如表 2 所示。

在 GCDNet 特征提取网络中,首先在输入端沿用 YOLOv5 中的 Focus 操作,原始 $640 \times 640 \times 3$ 的图像输入 Focus 结构,采用切片操作,变成 $640 \times 640 \times 12$ 的特征图,达到了降低图像维度的目的;然后使用幻象卷积代替检测网络中的普通卷积,减少模型参数量,同时将深度可分离卷积与倒残差结构相结合设计 GCD 倒残差结构,并结合幻象卷积组成 GCD 残差迭代结构,应用于提取特征提取网络中,便于提取到较全面的特征信息。其网络结构如表 2 所示。

2.1.1 轻量化幻象卷积模块

为减少模型参数量和计算复杂度,采用幻象卷积

Table 2 GCDNet network structure

表2 GCDNet网络结构

迭代次数	层	通道数	尺寸	次数	输出
	Focus	3	3×3	1	640×640×3
	GConv	32	3×3	2	320×320×32
1	GCD Residual	64	1×1	1	320×320×64
	GConv	64	3×3	2	160×160×64
3	GCD Residual	128	1×1	1	160×160×128
	GConv	128	3×3	2	80×80×128
3	GCD Residual	256	1×1	1	80×80×256
	GConv	256	3×3	2	40×40×256
	SPP	512	5×5, 9×9, 13×13	1	20×20×512
1	GCD	512	1×1	1	20×20×512

YOLO 系列最新目标检测模型,包含 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 和 YOLOv5x 4 个版本,而 YOLOv5s 具有检测精度高且推理速度快的特点,故本文基于该模型进行改进:首先采用幻象卷积与倒残差瓶结构设计 GCDNet,同时使用自适应上采样以及激励因子 α -IoU^[18] 等方法改进 YOLOv5s 模型,从而提出 YOLOv5-GCDNet 轻量化模型,其具体结构如图 2 所示。

(Ghost Convolution, GConv) 代替传统卷积实现绝缘子缺陷检测的轻量化以提升检测速度。其核心为利用标准卷积操作生成幻象特征图,然后将其进行线性组合以降低标准卷积中生成冗余特征图时产生的计算资源,如图 3 所示。

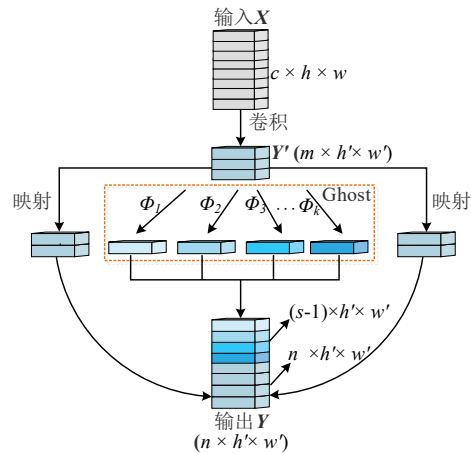


Fig. 3 Structure diagram of GConv

图3 GConv结构示意图

然而,当采用幻象卷积进行特征提取时,首先通过 m 个 $k \times k$ 标准卷积进行卷积操作,生成部分真实特征层作为原始特征 $Y' \in R^{m \times h' \times w'}$,其中 $m \leq n$ 。为保证输出大小不变,超参数设定与标准卷积相同,同时对 m 层通道的原始特征图 Y' 进行幻象操作,通过式(1)线性运算生成 s 个幻象特征图。

$$y_{ij} = \phi_j(y'_i), \forall i = 1, \dots, m, \forall j = 1, \dots, s \quad (1)$$

其中, y'_i 为 Y' 中第 i 层特征, ϕ_j 为第 i 层特征中第 j 个线性运算, $y_{i,j}$ 为生成的幻象特征图。最后采用 $s \cdot m = s \cdot n/s$ 个 $d \times d$ 的线性内核经过 s 次线性运算得到特征图 $Y \in R^{n \times h' \times w'} = \{y_{11}, y_{12}, \dots, y_{ms}\}$,因而线性部分的参数量 $n = s \cdot n/s \cdot d \cdot d = n \cdot d$ 。

$d \cdot d$, 计算量为 $(s-1) \cdot (n/s) \cdot h' \cdot w' \cdot d \cdot d$ 。则标准卷积与幻象卷积的计算量比值 r_s 计算如式(2)所示。

$$r_s = \frac{n \cdot c \cdot k \cdot k \cdot h' \cdot w'}{n/s \cdot h' \cdot w' \cdot k \cdot k + (s-1) \cdot n/s \cdot h' \cdot w' \cdot d \cdot d} = \frac{s \cdot c}{s + c - 1} \approx s \quad (2)$$

其中, 其中 $d \cdot d$ 的大小与 $k \cdot k$ 和 $s \cdot c$ 相似。同样, 标准卷积与幻象卷积的参数量比值 r_c 计算如式(3)所示。

$$r_c = \frac{n \cdot c \cdot k \cdot k}{n/s \cdot c \cdot k \cdot k + (s-1) \cdot n/s \cdot d \cdot d} \approx \frac{s \cdot c}{s + c - 1} \approx s(3)$$

因此, 在绝缘子实时检测中采用幻象卷积可以在保证精度的情况下, 大幅度降低计算量和内存消耗, 使得整体检测模型达到轻量化的效果。

2.1.2 倒残差 GCD 结构

采用深度可分离卷积与 MobileNetV2^[19] 的倒残差结构设计 GCD 倒残差结构, 从而提高模型提取缺陷绝缘子特征的能力并降低网络计算复杂度, 其结构如图 4 所示。

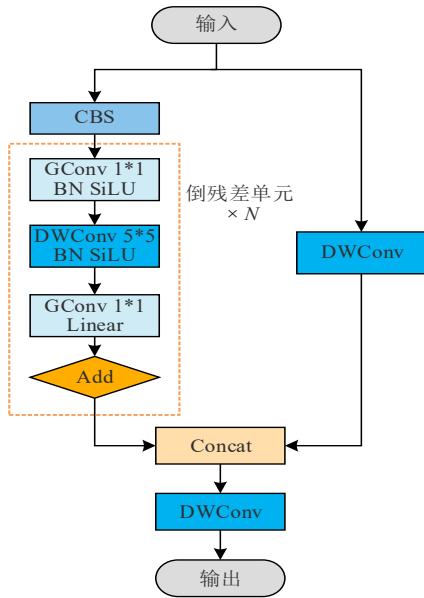


Fig. 4 Schematic diagram of GCD residual structure

图 4 GCD 残差结构示意图

GCD 倒残差结构首先对输入特征图进行 1×1 的幻象卷积以扩展特征图的维度, 并经过批正则化(batch normalization, BN)与 SiLU 激活函数, 再利用 5×5 深度可分离卷积层提取深层维度的绝缘子特征, 最后再通过 1×1 幻象卷积降低特征图维度以达到与 shortcut 路径相同的通道数。为减少多余通道数带来的特征信息损失, 激活函数采用 SiLU 代替原 ReLU 函数, 并将最后一层的 SiLU 替换为线性层, 减少非线性激活函数 ReLU 对绝缘子特征的破坏, 同时输入特征图经过 shortcut 路径的深度可分离卷积之后以保留上层的特征信息, 从而有效地提取更细微的绝缘子特征, 同时减少特征遗漏和计算复杂度。

基于上述幻象卷积(GConv)和GCD倒残差结构, 构建GCDNet轻量化倒残差特征提取网络, 改进了YOLOv5检测

网络。

2.2 CARAFE 自适应上采样结构优化特征融合网络

由于最邻近上采样仅通过像素点的空间位置决定上采样核, 特征图中各位置应用相同的上采样核, 不仅未能利用特征图的语义信息, 还增加了大量的参数与计算量。因此, 为更好地结合上采样核尺寸与特征图语义信息, 同时达到轻量化效果, 在使用GCDNet特征提取网络改进YOLOv5s检测算法后采用高效、轻量化的自适应上采样算法(Content-Aware Re Assembly of FEatures, CARAFE)^[20]优化了特征融合网络, 对特征图的信息进行提取。其主要由上采样核预测模块与特征重组模块组成, 如图 5 所示。

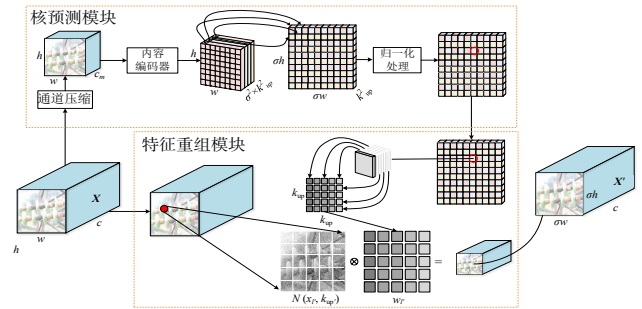


Fig. 5 Schematic diagram of CARAFE structure

图 5 CARAFE 结构示意图

在上采样核预测模块中, 假设输入特征图 $X \in R^{c \times h \times w}$ 与上采样倍率为 σ , 则该模块原理为: ①利用 1×1 卷积将输入特征图的通道压缩至 C_m , 减少后续运算中产生的计算量; ②内容编码器将压缩后的特征图作为输入, 采用 $k_{encoder} \times k_{encoder}$ 的卷积层进行上采样核预测, 其中上采样核大小为 $k_{up} \times k_{up}$, 输出通道数为 $\sigma^2 \times k_{up}^2$, 上采样核尺寸为 $\sigma h \times \sigma w \times k_{up}^2$, 当 k_{up} 越大时感受野越大, 但计算量更大, 本文 k_{up} 取值为 3; ③采用 Softmax 函数对上采样核作归一化处理, 使得卷积核的权重之和为 1。

而在特征重组模块中, 针对输出特征图中的每个位置, 将其映射回输入特征图 w_r , 同时取出以 l' 为中心, 中心点为 $l(i, j)$ 的 $k_{up} \times k_{up}$ 区域 $N(x_i, k_{up})$, 与预测出该点的上采样核作点积, 即为输出值, 其中 $r = k_{up}/2$, 其公式如式(4)所示。

$$X'_r = \sum_{n=-r}^r \sum_{m=-r}^r w_r(n, m) \cdot X(i+n, j+m) \quad (4)$$

因此, 在YOLOv5中引入CARAFE上采用轻量级上采样方法, 可以在较大的图像特征信息中聚合上下文信息并动态生成自适应内核, 来自局部区域中相关点的信息可以得到更多关注, 同时引入参数较少、计算速度快, 在减少模型参数数量和降低计算代价的前提下, 较好地捕捉到特征图内容信息, 优化了特征融合网络。

2.3 添加 α -IoU 激励因子改进目标框损失函数

YOLOv5算法通常使用GIoU、DIoU、CIoU^[21]计算预测框和目标框的坐标误差, 但在实验过程中发现, 以上3种损失函数在小型数据集及图像中存在复杂噪声的情况下,

会出现定位不精准问题,从而降低绝缘子检测的回归精度。

为解决该问题,本文基于DIoU损失函数结合 α -IoU参数设计出 $L_{\alpha-DIoU}$ 损失函数,提高预测框和目标框交并比的损失和梯度,从而提高检测框的回归精度。因此,绝缘子检测的损失值由 $L_{\alpha-DIoU}$ 预测框和目标框的坐标误差、 L_{obj} 目标置信度误差和 L_{cls} 分类误差3部分组成,计算公式如式(5)所示。

$$Loss = L_{\alpha-DIoU} + L_{obj} + L_{cls} \quad (5)$$

其中,目标置信度误差与分类误差均使用二进制交叉熵损失函数进行评价。原始 L_{DIoU} 计算预测框和目标框的坐标误差,在重叠面积的基础上增加了目标框和预测框中心点距离与长宽比的影响,通过目标框与预测框之间的欧式距离,使得模型更快收敛。

因此,基于 L_{DIoU} 引入 α -IoU激励因子,设计 $L_{\alpha-DIoU}$ 损失函数以提高检测模型的收敛速度,其公式如式(6)所示,因为 α -IoU因子中的 $\alpha > 1$ 时能够帮助检测器更快地自适应于目标中检测框的交并比,从而提高其相对损失的权重,更加关注高交并比的目标。

$$L_{\alpha-DIoU}(A, B) = 1 - IoU(A, B)^\alpha + \frac{\rho^{2\alpha}(A, B)}{c^{2\alpha}} \quad (6)$$

$$IoU(A, B) = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (7)$$

其中, α 损失函数激励因子参数, A 为目标框的面积, B 为预测框的面积, ρ 为目标框与预测框中心点的欧氏距离,即图6中的 l_1 , c 为目标框 A 和预测框 B 的最小外接矩形框 C 的对角线长度,即为图6中的 l_2 。

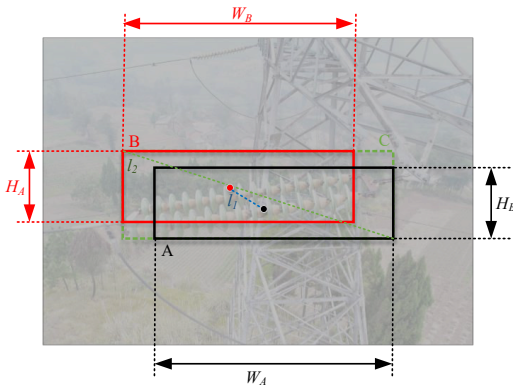


Fig. 6 Schematic diagram of DIoU principle

图6 DIoU原理示意图

改进后的 $L_{\alpha-DIoU}$ 与原始 L_{DIoU} 损失函数对比如图7所示,可以看出 $L_{\alpha-DIoU}$ 较 L_{DIoU} 具有更快的收敛速度,且当 $\alpha=2$ 时模型收敛效果最佳,因此本文选取 $\alpha=2$ 用于绝缘子缺陷检测损失函数计算。

3 实验与结果分析

3.1 实验平台搭建

本文所涉及到的实验部分均在同一个实验环境下完

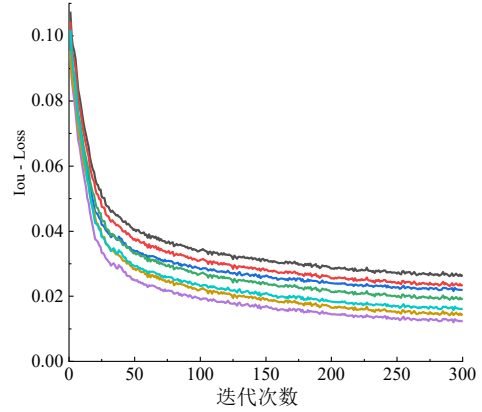


Fig. 7 Comparison of loss values between $L_{\alpha-DIoU}$ and L_{DIoU}

图7 $L_{\alpha-DIoU}$ 与 L_{DIoU} 损失值比较

成,实验平台包括硬件与软件两大部分组成,其具体参数如表3和表4所示。

Table 3 Specific parameters of hardware

表3 硬件部分具体参数

实验环境	具体参数
CPU	Intel(R) Xeon(R) Silver 4216
GPU	NVIDIA GTX 1080Ti
操作系统	Windows10
内存大小	32G

Table 4 Specific parameters of software

表4 软件部分具体参数

实验环境	具体参数
CUDA	10.2
CUDNN	8.0.5
Python	3.7.5
Anaconda	Anaconda 3-5.2.0
Pytorch	1.7.1

3.2 训练过程与参数设置

训练过程与参数设计分成以下4个步骤:①初始阶段,借助迁移学习可以将已经训练好的模型权重迁移到新的模型以帮助新模型训练,采用COCO数据集对YOLOv5模型进行预训练,从而得到训练后的权重,在此过程中,设置批大小为32,训练周期为300个epoch,初始和最后学习率分别为0.01和0.0001;②将预训练权重迁移至输电线路航拍绝缘子数据集上进行重新训练,其中输入图像要求尺寸为 $640 \times 640 \times 3$,训练周期100个epoch,学习率、动量、权重衰减分别为0.015、0.9和0.0004,采用Adam随机优化算法更新网络参数,使参数更新不受梯度变化影响,同时启用早停机制避免训练导致过拟合;③在同等条件下,对其他目标检测算法进行实验,利用训练获得的不同检测模型对同一测试集图片进行检测,计算获得F1-score、mAP、FPS等性能评价指标;④对比分析不同检测算法模型的评价指标,验证轻量化改进YOLOv5模型在检测精度、速度与空间复杂度上的优势。

3.3 实验结果比较分析

为验证轻量化YOLOv5-GCDNet算法模型的优越性,

将其与其他现有主流算法如 SSD、Faster R-CNN 进行比较,同时还与现有轻量化 YOLOv5 改进算法进行比较,通过 mAP、F1-score、FPS 等性能评价指标比较算法整体性能。

3.3.1 轻量化模块验证实验

为验证模型的轻量化效果,在 YOLOv5s 检测模型的基础上,通过替换不同的轻量化特征提取网络,分析模型参数量、占用内存量、计算量对检测精度(mAP)的影响,其结果如表 5 所示。

Table 5 Results of different lightweight improvements

表 5 不同轻量化改进结果

检测模型	Parameter/M	FLOPs/G	mAP/%
YOLOv5s	7.1	16.3	90.3
YOLOv5-MobileNetV3	5.2	10.1	86.7
YOLOv5-ShuffleNetV2	4.4	6.9	84.5
YOLOv5-GConv	4.2	9.2	89.8

分析可知,将特征提取网络替换成主流的 MobilenetV3 与 ShuffleNetV2 网络,模型参数量较 YOLOv5-Gconv (将 YOLOv5 的普通卷积替换成幻象卷积)方法分别高出 1.0M、0.2M,同时检测精度分别降低 3.1%、5.3%。虽然 ShuffleNetV2 的计算量比 GConv 低 2.3G,但 mAP 降低显著。与基础 YOLOv5s 相比,YOLOv5-GConv 虽然 mAP 降低了 0.5%,但是减少耗费 2.9M 的参数量和 7.1G 的浮点计算量,可以平衡参数量与检测精度,满足绝缘子检测设备的轻量化需求。

3.3.2 消融实验

为进一步验证轻量化 YOLOv5-GCDNet 在各种改进方法下的效果,开展消融实验,如表 6 所示。并且,在 YOLOv5-GConv 的基础上,根据不同改进方法构建了另外 5 种模型,分别为 YOLOv5a、YOLOv5b、YOLOv5c、YOLOv5d、YOLOv5e。YOLOv5a 模型为在 YOLOv5s 的基础上优化目标框损失函数引入激励因子 α -DIoU; YOLOv5b 模型为在 YOLOv5s 的基础上优化特征提取网络采用了 GCDNet; YOLOv5c 在 YOLOv5s 的基础上引入自适应上采样 CARAFE 方法; YOLOv5d 模型为在 YOLOv5s 的基础上引入激励因子 α -DIoU 与 GCDNet 特征提取网络; YOLOv5e 为在 YOLOv5s 的基础上引入激励因子 α -DIoU 及自适应上采样 CARAFE 方法。

由表 6 消融实验结果分析可知, YOLOv5a 模型、YOLOv5b 与 YOLOv5c 的 mAP 值相较于 YOLOv5 网络分别上升 0.9%、2.3%、1.0%,验证出引入激励因子 α -DIoU、GCDNet 以及自适应上采样 CARAFE 能够提高模型检测精度。而通过 YOLOv5d 与 YOLOv5e 的实验可以发现,改进方法的叠加效果并不会带来模型性能的直接叠加,而是在上一个改进的基础上小幅度提升,当同时采用 3 种改进方法获得的 YOLOv5-GCDNet 模型具有最高的检测精度(为 93.6%)与检测速度(为 68FPS)。

Table 6 Results of different improvement methods

表 6 不同改进方法的结果

检测模型	α -DIoU	GCDNet	CARAFE	mAP/%	FPS
YOLOv5s				90.3	54
YOLOv5a	√			91.2	56
YOLOv5b		√		92.6	63
YOLOv5c			√	91.3	60
YOLOv5d	√	√		92.6	65
YOLOv5e		√	√	93.1	61
YOLOv5-GC	√	√	√	93.6	68

3.3.3 不同检测算法对比实验

通过将改进后获得的轻量化检测模型 YOLOv5-GCDNet 与其他主流检测算法、现有轻量化 YOLOv5 改进算法进行性能比较,其具体结果如表 7 所示。

Table 7 Results of different detection methods

表 7 不同检测算法的结果

检测算法	特征提取网络 Network	F1-score	mAP/%	Volume/M
Faster R-CNN	VGG16-Net	0.778	84.8	564.8
SSD	VGG16-Net	0.794	85.7	268.7
YOLOv5s	CSPDarkNet53	0.847	90.3	15.5
文献[22]	CSPDarkNet53	0.862	90.6	8.6
YOLOv5l ^[23]	CSPDarkNet53	0.882	92.9	9.1
YOLOv5-GCDNet	GCDNet	0.894	93.6	7.1

根据表 7 结果可知,所提 YOLOv5-GCDNet 模型的 mAP 值最高达 93.6,相比于原始 YOLOv5s 提高了 3.6%,且较其他算法明显提高。其内存消耗只有 7.1M,远低于 Faster R-CNN、SSD,且改进后的模型内存消耗较 YOLOv5s 减少了 54.2%,同时与现有轻量化 YOLOv5 绝缘子掉串检测算法进行对比,在 mAP 相当时,本文的内存消耗低于其他轻量化 YOLOv5 算法,因此适合搭载在绝缘子缺陷边缘检测设备上。以一张航拍输电线路绝缘子图像为例,利用不同算法进行检测,其检测结果如图 8 所示。其中, Faster RCNN 与 SSD 均不能检测出绝缘子掉串缺陷,且与 YOLOv5 和两个现在有的轻量化改进算法相比,所提 YOLOv5-GCDNet 模型检测绝缘子掉串缺陷的置信度最高。

针对不同绝缘子检测方法的空间复杂度参数和检测速度,其对比结果如图 9 所示。可以看出,单阶目标检测模型的检测速度(FPS)远高于两阶目标检测模型 Faster R-CNN。YOLOv5-GCDNet 的 FPS 比最快的 YOLOv5s 模型高出 14FPS,同时 YOLOv5-GCDNet 的参数量与计算量比 YOLOv5s 降低 3.8M、7.7G,因此满足实际应用的轻量化与实时性要求。

3.3.4 YOLOv5-GCDNet 算法检测效果

为直观表现本文所提轻量化 YOLOv5-GCDNet 模型对绝缘子缺陷图像的检测结果,本文分别选取复合绝缘子、陶瓷绝缘体和玻璃绝缘子 3 种图像进行检测结果比较,结果如图 10 所示。

图 10(a)、(c)、(e)表示 YOLOv5-GCDNet 模型检测到 3 种正常绝缘子,且置信度都能达到 90% 以上。图 10(a)反

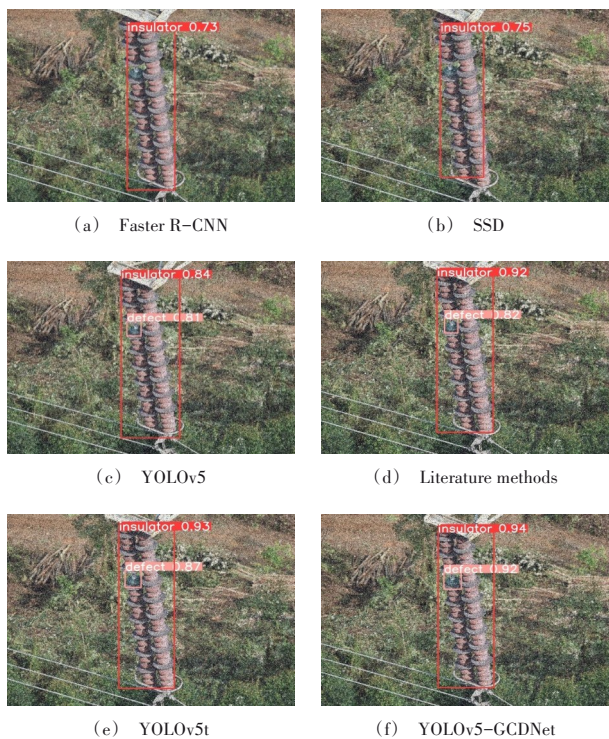


Fig. 8 Detection results of different models

图 8 不同模型检测结果

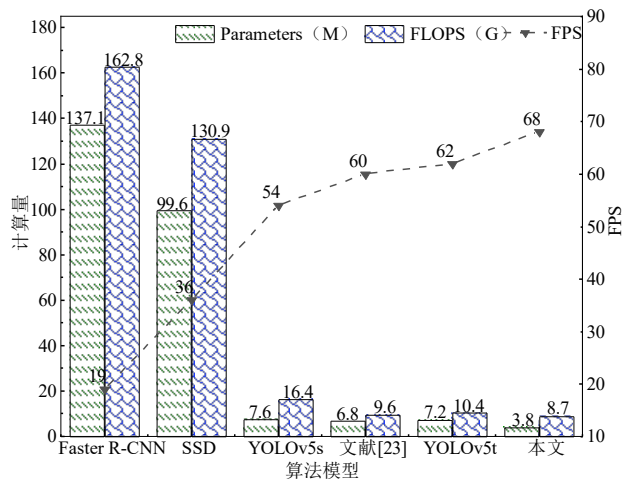


Fig. 9 Comparison of complexity and detection speed

图 9 复杂度与检测速度比较

映出本文模型针对复合绝缘子图像存在一片掉串缺陷,尽管缺陷部分目标较小,难以通过肉眼观察到,但本文模型仍能检测出且置信度达到 92%;而且,本文模型在图 10(d)缺陷陶瓷绝缘子与图 10(f)缺陷玻璃绝缘子图像中细小的掉串缺陷检测上,置信度分别达到 84%与 91%。本文所提轻量化 YOLOv5-GCDNet 模型在实际航拍的复合绝缘子、陶瓷绝缘体和玻璃绝缘子图像上的缺陷平均精度如表 8 所示。根据检测结果可知, YOLOv5-GCDNet 模型在绝缘子掉串缺陷检测上能够达到较高的检测精度,有助于巡检人员检测绝缘子掉串缺陷。

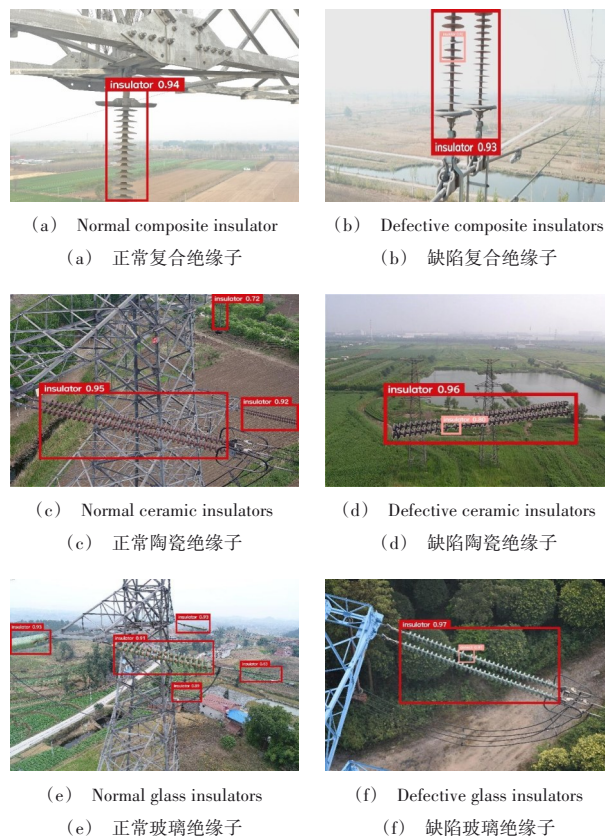


Fig. 10 Detection results of YOLOv5-GCDNet model

图 10 YOLOv5-GCDNet 模型检测结果

Table 8 Average detection accuracy of various types of insulator defects

表 8 各类绝缘子缺陷的平均检测精度

绝缘子类别	缺陷平均检测精度/%
陶瓷绝缘子	90.3
玻璃绝缘子	89.6
复合绝缘子	91.5

4 结语

本文提出一种轻量化YOLOv5-GC检测模型并将其用于实现绝缘子掉串缺陷的智能化检测,可为实时检测绝缘子掉串缺陷提供技术参考。通过实验结果比较与分析,得出以下结论:①轻量化YOLOv5-GCDNet模型的检测精度mAP优于其他检测方法,且与原始YOLOv5s模型相比,该方法的mAP与F1-score分别提高了3.3%、0.047,表明所提模型的检测精度显著提高;②在绝缘子的检测时间与复杂度上,本文所提方法的检测速度可达68FPS,相比于原始YOLOv5s的检测速度提高了14FPS,同时模型参数量仅为YOLOv5s的1/2,内存消耗量仅占用7.1M,表明所提轻量级模型可应用于绝缘子边缘检测。

综上所述,所提轻量化YOLOv5-GCDNet绝缘子检测模型能够为绝缘子的实时检测作出较大贡献,并应用于边缘检测设备。未来工作中,将侧重于YOLOv5-GCDNet网

络的精度优化和复杂环境下绝缘子的实时缺陷检测。

参考文献:

- [1] LIU L, KUANG G Y. Overview of image textural feature extraction methods[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(4):622-635.
刘丽,匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14(4):622-635.
- [2] ZHANG J J, HAN J, ZHAO Y B, et al. Insulator recognition and defects detection based on shape perceptual[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2014, 19(8):1194-1201.
张晶晶,韩军,赵亚博,等. 形状感知的绝缘子识别与缺陷诊断[J]. *中国图象图形学报*, 2014, 19(8):1194-1201.
- [3] LIU Z Y, XIAO J H, DENG F M. Identification of insulator contamination grade based on visible light image recognition[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2019, 38(12):136-139.
刘子英,肖建华,邓芳明. 基于可见光图像识别的绝缘子污秽等级识别[J]. *传感器与微系统*, 2019, 38(12):136-139.
- [4] SUN L, WU W H, KE J, et al. Insulator pollution detection method based on improved SVDD[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2019, 38(9):57-59.
孙磊,吴文海,柯坚,等. 基于改进SVDD的绝缘子污秽检测方法[J]. *传感器与微系统*, 2019, 38(9):57-59.
- [5] ZHAO Z B, WANG L. Aerial insulator string image automatic location method[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(3):558-565.
赵振兵,王乐. 一种航拍绝缘子串图像自动定位方法[J]. *仪器仪表学报*, 2014, 35(3):558-565.
- [6] YIN J, LU Y, GONG Z, et al. Edge detection of high-voltage porcelain insulators in infrared image using dual parity morphological gradients[J]. *IEEE Access*, 2019, 7:32728-32734.
- [7] ZHAO Z B, XU L, QI Y C, et al. Automatic co-segmentation method for aerial insulator based on Hough detection and C-V model[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(2):395-403.
赵振兵,徐磊,戚银城,等. 基于Hough检测和C-V模型的航拍绝缘子自动协同分割方法[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(2):395-403.
- [8] DUAN Z J, LI S B, HU J J, et al. Review of deep learning based object detection methods and their mainstream frameworks[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(12):59-74.
段仲静,李少波,胡建军,等. 深度学习目标检测方法及其主流框架综述[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(12):59-74.
- [9] ZHAO Z, ZHEN Z, ZHANG L, et al. Insulator detection method in inspection image based on improved Faster R-CNN[J]. *Energies*, 2019, 12(7):1-15.
- [10] CHEN J, XU X, DANG H. Fault detection of insulators using second-order fully convolutional network model[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2019(10):1-10.
- [11] WANG X L, JI AN Z, LI Z Q. Insulator contamination detection algorithm based on rotating frame location[J/OL]. *Computer Engineering and Applications*, 2023-04-20. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20230227.1108.006.html>.
王新良,纪昂志,李自强. 基于旋转框定位的绝缘子污秽检测算法[J/OL]. *计算机工程与应用*, 2023-04-20. <http://kns.cnki.net/kcms/de->
- tail/11.2127.TP.20230227.1108.006.html.
- [12] YANG Y F, CAO Y. Detection of glass insulators in images taken by drones based on improved YOLOv3[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2022, 58(3):259-265.
杨焰飞,曹阳. 改进YOLOv3的无人机拍摄图玻璃绝缘子检测[J]. *计算机工程与应用*, 2022, 58(3):259-265.
- [13] GAO J C, ZHANG J H, LI Y N, et al. Research on insulator burst fault identification based on YOLOv4[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(2):130-137.
高健宸,张家洪,李英娜,等. 基于YOLOv4的绝缘子爆裂故障识别研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(2):130-137.
- [14] LIU C H, PAN L H, YANG F, et al. Improved YOLOv5 lightweight mask detection algorithm[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2023, 59(7):232-241.
刘翀豪,潘理虎,杨帆,等. 改进YOLOv5的轻量化口罩检测算法[J]. *计算机工程与应用*, 2023, 59(7):232-241.
- [15] XIE J, DU Y W, LIU Z J, et al. Defect detection algorithm based on lightweight and improved YOLOv5s for visible light insulators[J]. *Power System Technology*, 2023-05-09. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2022.1438>.
谢静,杜耀文,刘志坚,等. 基于轻量化改进型YOLOv5s的可见光绝缘子缺陷检测算法[J/OL]. *电网技术*, 2023-05-09. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2022.1438>.
- [16] WANG T, LIU M, ZHANG H, et al. Landslide detection based on improved YOLOv5 and satellite images[C]// 2021 4th International Conference on Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2021:367-371.
- [17] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2004.10934>.
- [18] HE J, ERFANI S, MA X, et al. α -IoU: a family of power intersection over union losses for bounding box regression[DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2110.13675>, 2021.
- [19] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. MobilenetV2: inverted residuals and linear bottlenecks[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018:4510-4520.
- [20] WANG J, CHEN K, XU R, et al. Carafe: content-aware reassembly of features[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019:3007-3016.
- [21] ZHENG Z, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: faster and better learning for bounding box regression[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020:12993-13000.
- [22] LI D P, REN X M, YAN N N. Real-time detection of insulator drop string based on UAV aerial photography[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2022, 56(8):994-1003.
李登攀,任晓明,颜楠楠. 基于无人机航拍的绝缘子掉串实时检测研究[J]. *上海交通大学学报*, 2022, 56(8):994-1003.
- [23] TANG J, YU M H, WU M H, et al. Insulator defect detection algorithm based on improved YOLOv5[J]. *Journal of Central China Normal University(Natural Sciences)*, 2022, 56(5):771-780.
唐靓,余明慧,武明虎,等. 基于改进YOLOv5的绝缘子缺陷检测算法[J]. *华中师范大学学报(自然科学版)*, 2022, 56(5):771-780.

(责任编辑:孙娟)