

基于改进 YOLO 的高压配电网 污闪绝缘子无人机检测方法

邱略能[†], 郑志祥, 孟德威

(国网衢州供电公司, 浙江 衢州 324000)

摘要:针对目前无人机下高压配电网绝缘子检测存在数据收集过程复杂、预测精度低的问题,提出了一种基于图像处理技术的高压配电网污闪绝缘子无人机检测方法。引入 CA 机制,通过对通道注意力进行分解,将位置信息嵌入到通道注意力中,从而增强网络在复杂背景下检测绝缘子的能力。使用 Bi-FPN 代替原始的 PANet 特征融合框架,通过对每个尺度进行加权以平衡不同尺度上的特征信息,从而增强了网络检测小目标的能力。实验阶段,通过消融实验,与原始网络相比,所提改进 YOLO 模型的 mAP 提高约 2.7%, Recall 提高约 4.0%。与 SSD、RetinaNet、YOLOv4、YOLOv5x 和 YOLOv7 相比,所提模型 mAP 最高,约为 90.3%。实验结果验证了所提方法的有效性和实用性,该模型具有广阔的应用前景。

关键词:高压配电网;电力巡检;深度学习;特征提取;注意力机制;多尺度特征

中图分类号:TP393

文献标识码:A

A UAV Detection Method for Pollution Flashover Insulators in High Voltage Distribution Networks Based on Improved YOLO

QIU Lueneng[†], ZHENG Zhixiang, MENG Dewei

(State Grid Quzhou Power Supply Company, Quzhou, Zhejiang 324000, China)

Abstract: Aiming at the problems of complex data collection process and low prediction accuracy in the detection of high-voltage distribution network insulators under unmanned aerial vehicles (UAVs), a UAV detection method for high-voltage distribution network pollution flashover insulators based on image processing technology is proposed. Introducing CA mechanism to decompose channel attention and embed position information into channel attention, thereby enhancing the network's ability to detect insulators in complex backgrounds. The use of Bi-FPN instead of the original PANet feature fusion framework enhances the network's ability to detect small targets by weighting each scale to balance feature information at different scales. In the experimental stage, through ablation experiments, compared with the original network, the mAP of the proposed improved YOLO model increased by about 2.7%, and the Recall increased by about 4.0%. Compared with SSD, RetinaNet, YOLOv4, YOLOv5x, and YOLOv7, the proposed model has the highest mAP at approximately 90.3%. The experimental results validate the effectiveness and practicality of the proposed method, and the model has broad application prospects.

Key words: high voltage distribution network; electric power inspection; deep learning; feature extraction; attention mechanism; multiscale features

高压配电网中绝缘子长时间暴露在室外环境中,受到天气和高机械张力的影响,因此很可能发生物理故障^[1,2]。当绝缘子出现污闪、破损、断裂或裂缝等问题时,很容易被刺穿,导致电力中断和停。因此,及时检测和更换损坏的绝缘子可以保证输电线路的有效和正常运行。输电线路巡检是电力系统的重要组成部分,早期以人工检查为主。然而,传统的人工检测需要大量的人力和物力,且检测速度较慢。随着计算智能、深度学习、物联网等技术的不断发展^[3,4],现代电力线路检测涉及直升机、机器人和无人机等多种检测方法^[5]。其中,无人机检测以其低成本、高效率 and 灵活性逐渐成为输电线路检测的重要组成部分。

目前,许多学者针对无人机环境下绝缘子检测进行了大量研究。文献[6]提出了一种能够自主进行智能路径规划来避开障碍物的无人机巡检智能规划方法。该方法以点云分割对点云数据进行分析,并利用图像识别技术识别绝缘子并调整无人机角度。该方法着重研究了无人机规划技术,图像识别方法较为简单,推广性不足。文献[7]提出了一种基于改进 YOLOv5 算法的输电线路绝缘子掉串缺陷识别方法。该方法改进了损失函数以及 SPP 中的池化结构,可提升对小目标的检测能力。文献[8]提出了一种双阶段微调策略的无人机巡检方法。该方法考虑了无人机载荷即有限的计算能力,对模型进行剪枝。然而,在无人机拍摄的输电线路图像中,污闪、裂纹等缺陷很容易与背景颜色混淆。通常,绝缘子分布在森林、房屋和田地等复杂环境中,这使得检查极具挑战性。此外,大部分方法未对绝缘子损坏类型进行细分类,这使得模型适用性较低。

为此,本研究对无人机拍摄下高压配电网绝缘子检测进行了研究,提出了一种基于改进 YOLO 的绝缘子检测模型。所提改进 YOLO 模型以 YOLOv5 为基础,在原始 YOLOv5 特征提取模块中添加了 CA 机制,将位置信息嵌入到信道注意力中获得关于更大区域的信息。同时,在原有特征融合方法的基础上引入了 Bi-FPN,可以有效地提高特征融合的效率,提高小目标的检测精度。

1 改进 YOLO 的绝缘子检测网络

1.1 YOLOv5 网络

YOLOv5^[8,9]是一种单阶段目标检测方法,可

通过直接回归候选框的相对位置定位和分类目标。与原始 YOLO 模型相比,YOLOv5 在数据预处理、特征提取和特征融合方面融合了各种改进策略,大大提高了网络的检测精度。YOLOv5 主要有三个主要部分:主干网络、颈部网络和检测头。主干网络包含 C3、标准卷积模块(Conv-BN-LeakyReLU, CBL)、Focus 和空间金字塔池化(Spatial Pyramid Pooling, SPP)模块,用于从输入图像中提取高维特征并将其传递到颈部网络。CBL 模块由卷积(Conv)、批处理归一化(BN)和激活函数(ReLU)组成。C3 模块将输入分成两个分支,一个首先通过 CBL,然后通过残差结构。在另一个分支通过 CBL 之后,融合层(Concat)将两个分支的输出组合在一起。SPP 模块主要具备多尺度特征融合功能,可将四种不同大小的最大池化进行融合。Focus 模块主要实现图像的切片操作,为后续的特征提取保留更多图像下采样的完整信息。

颈部网络利用路径聚合网络(Path Aggregation Network, PANet)产生特征金字塔。该算法融合底层语义空间和高层语义特征,增强了不同尺度目标的检测能力。检测头由锚框组成。锚框可应用于颈部网络的多尺度特征图,由颈部网络生成检测帧并将其划分为相应的类别、包围框和置信度。

1.2 改进 YOLO 网络

无人机在电力检查过程中拍摄的遥感图像背景复杂,不同类型的绝缘子可能具有不同的故障形状和大小,这给检测带来了一定干扰。此外,考虑到无人机平台计算资源和能量有限,现有的主流方法无法直接移植至无人机。因此,本文对 YOLOv5 进行了改进,提出了适用于无人机平台的改进 YOLO 网络,可基于航空图像实现高精度高压配电网污闪绝缘子检测。

改进 YOLO 网络以 YOLOv5 为基础,主要改进策略如下:首先在主干网络中,本研究引入了注意力(Coordinate Attention, CA)机制,可以帮助网络更准确地定位检测目标,从而减少目标背景信息的干扰。在颈部网络中,本文引入了双向特征金字塔网络(Bidirectional Feature Pyramid Network, Bi-FPN)取代原始 YOLOv5 中的 PANet,通过向每个尺度添加权重调整每个尺度的贡献,增强了网络对小目标的检测能力。改进 YOLO 网络的结构图如图 1 所示。

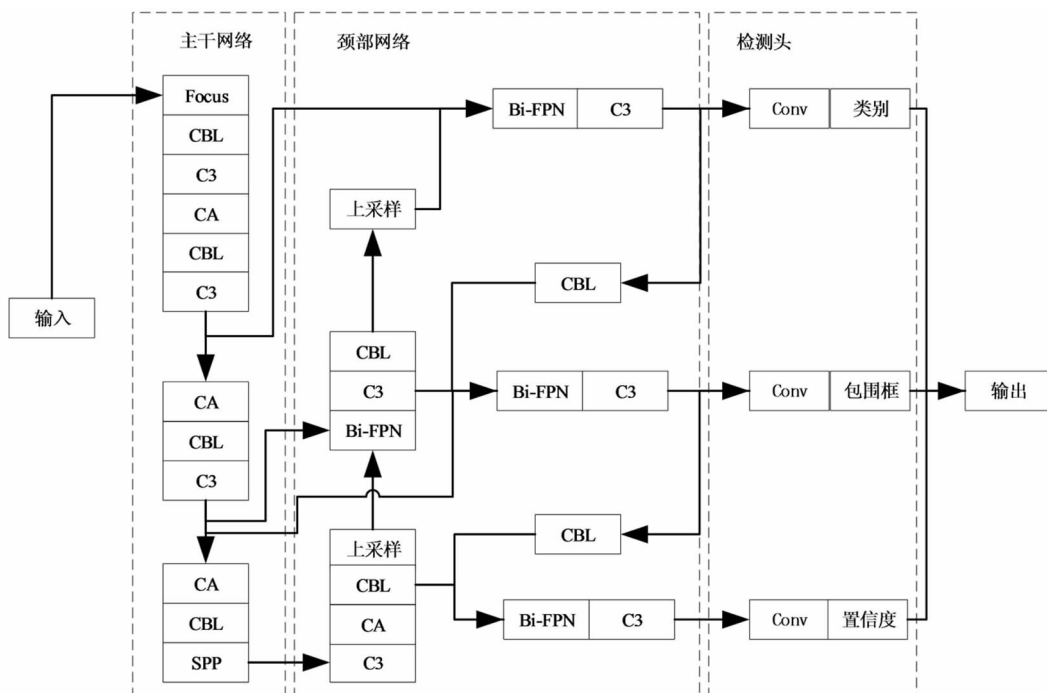


图 1 改进 YOLO 网络

1.2.1 注意力机制模块

注意力机制^[10]的出现使网络更加关注当前任务的目标信息,而较少关注其他信息。然而,传统的注意力机制,如挤压和激励(Squeeze-and-Excitation Blocks, SE)只考虑通道信息,然而位置信息在视觉目标中同样重要。有鉴于此,卷积注意力模块(Convolutional Block Attention Modul, CBAM)源自 SE,旨在通过在通道上使用全局池引入位置信息。然而,这种方法只能捕获局部信息,而不能获得依赖于长距离的信息。在多次卷积之后,特征图的每个位置都包含关于原始图像的局部区域的信息,并且 CBAM 通过获取每个位置的多个通道的最大值和平均值作为加权因子,这意味着该加权只考虑关于局部区域的信息。相反,注意力机制通过将位置信息嵌入到通道注意力中避免引入更大的开销,从而允许网络获得更多关于更大区域的信息。

1.2.2 Bi-FPN

特征金字塔作为一种特征融合框架,已广泛应用于检测不同尺度的目标。然而,传统的特征金字塔结构,如特征金字塔网络 (Feature Pyramid Network, FPN) 和 PANet^[11], 在融合时会添加不同的输入特征。由于这些不同的输入特征具有不同的分辨率,因此这些特征对融合特征的贡献通常是不同的。为了解决这个问题,本研究采用了特征融合框架 Bi-FPN,并在颈部网络中用 Bi-FPN 取代了原来的 PANet。

PANet 在融合不同特征时只是将其相加,具体计算如下:

$$P_2^{\text{td}} = C_{\text{onv}} (P_2^{\text{in}} + R_{\text{esize}} (P_3^{\text{out}})) \quad (1)$$

$$P_2^{\text{out}} = C_{\text{ov}} (P_2^{\text{td}} + R_{\text{size}} (P_1^{\text{out}})) \quad (2)$$

式中, P_2^{d} 为 PANet 中自上而下路径的 2 级的中间特征; P_2^{out} 为自下而上路径的 2 层的输出特征; P_2^{in} 为自下而上路径的 2 层的输入特征; P_3^{out} 为自下而上路径的 3 层的输出特征; $R_{\text{size}}(\cdot)$ 为尺寸缩放函数; $C_{\text{conv}}(\cdot)$ 为卷积函数。

2 绝缘子无人机检测框架

所提基于图像处理技术的污闪绝缘子无人机检测方法的框架由数据采集、预处理和改进 YOLO 网络等模块组成。此外,本研究使用无人机定期巡查输电线路期间拍摄的遥感图像构建绝缘体数据集。绝缘子无人机检测过程的具体步骤如下。

步骤 1: 无人机定期在电力巡检期间拍摄图像。

步骤2:对原始数据进行预处理,删除部分模糊、损坏的图像,并利用伽马变换增强图像对比度。

步骤 3: 数据标注, 利用 Labelimg 软件对预处理后的数据进行标注, 生成对应的 xml 标注文件, 形成原始数据集。

步骤 4: 数据转换, 将标注好的原始数据集转换为样本集, 并通过马赛克、mixup 数据增强方法对样本集进行扩展。

步骤 5:将样本集按 6 : 2 : 2 的比例分为训练集、验证集和测试集,输入网络后将图像的分辨率调整为 416×416 。

步骤 6:将样本集代入改进 YOLO 网络进行训练。

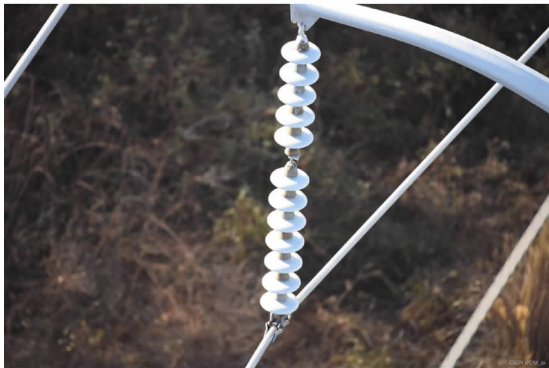
步骤 7:微调参数,在损失函数最小化时保存网络权重。

步骤 8:将网络移植至无人机平台微处理器 (NVIDIA TX2),继续定期巡检以检验算法效果,并将采集回的数据继续返回步骤 2,从而实现数据一模型更新一数据的闭环。

3 实验与分析

3.1 数据集

本研究所用原始数据集为无人机拍摄的多组正常或污闪的绝缘子图像、视频。经过预处理,删除部分模糊、损坏的图像,原始数据集中包含 976 幅图像,其中包含树木、森林和山脉等区域的复杂背景。数据集部分案例如图 2 所示。从这些图像中可以看出,部分绝缘子的颜色很容易与背景混淆,这给检测带来了挑战。



(a) 样例 1



(b) 样例 2

图 2 数据集部分案例

接下来,利用 Labelimg 软件对预处理后的数

据集进行标注,标记规则如下:如果绝缘子正常,则标记为 0;如果有污闪则标记为 1;如果有破损(断裂)则标记为 2。此外,将标记的数据以 Pascal VOC2007 格式存储,标记的文件格式为 XML。之后,将数据集转换为训练用的样本集(2007_train.txt、2007_val.txt)。为了提高模型的泛化能力,本研究采用马赛克、mixup 数据增强方法对样本扩充技术。增强后,样本集中的目标类别数量增加到 7310 个。最后,按 6 : 2 : 2 的比例划分为训练集、验证集和测试集。样本类型数量如表 1 所示。

表 1 样本类型数量

类别	标签	数量
正常	0	4246
污闪	1	632
破损	2	2252

3.2 结果和分析

首先,对 SE、CBAM 和 CA 三种常见的注意机制进行消融实验。注意力机制消融实验结果如图 3 (a) 所示。需注意,为确保实验过程的公平性,三种注意力机制在 YOLO 网络中添加的位置、训练时软件硬件环境及参数均保持一致。首先,与基础 YOLOv5 相比,在主干中添加 SE 注意力机制可将 Recall 提高约 2.9%,mAP 提高约 1.9%。其次,当添加 CBAM 注意力机制时,Recall 约提高 1.6%,mAP 约提高 1.6%。最后,添加 CA 注意力机制使 Recall 提高了 4.1%,mAP 提高了 2.0%。实验结果验证了 CA 的有效性。

接着,以基础 YOLOv5 为基准,测试了添加 Bi-FPN 的效果。Bi-FPN 消融实验结果如图 3 (b) 所示。可以看出,mAP 提高了约 1.8%,Recall 提高约 2.7%。这表明 Bi-FPN 可以有效地融合更多的特征层。同时,在特征融合过程中,网络更加关注贡献较大的输入特征,增强了模型的学习能力。此外,实验结果表明,与原始网络相比,加入 CA 注意机制的策略 mAP 提高约 2%,Recall 提高约 4.1%,这表明在主干中添加注意力机制可以有效地帮助网络在提取特征时捕获重要信息和远距离依赖关系。此外,Bi-FPN 和 CA 融合的结果表明,与原始网络相比,Bi-FPN+CA 策略的 mAP 提高约 2.7%,Recall 提高约 4.0%,这意味着 Bi-FPN+CA 的融合可以有效提高配电网污闪绝缘子检测的准确性。最后,将改进 YOLO 与 SSD、RetinaNet、YOLOv4、YOLOv5x 和 YOLOv7 等方法进行了比较。不同方法检测结果如图 4 所示。可以看出,所提方法的 mAP 最优,约为 90.3%。分析

原因,部分绝缘子目标的尺寸变化较大,同时其中一些目标由于颜色的原因很容易与森林、田地和枯叶混淆,这使得一般的目标检测方法很难准确检测。相比之下,YOLO 系列中使用的方法可以有效地处理涉及目标大小大差异的检测任务。此外,所提方法加入 CA 机制和 Bi-FPN 特征融合方法时,可有效提升“困难”类别的检测精度。

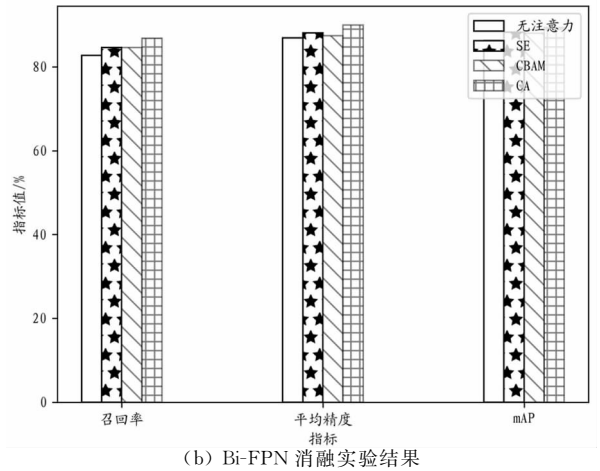
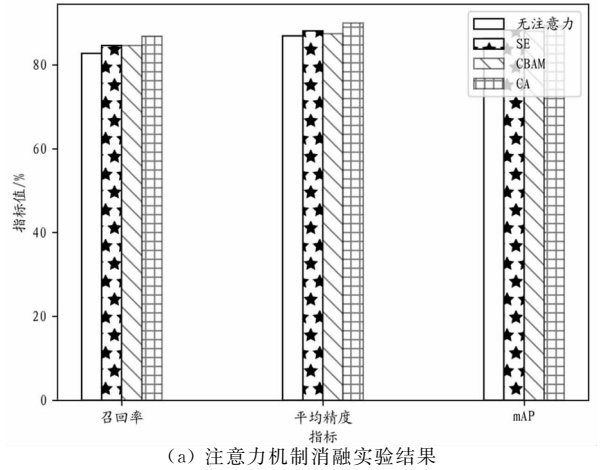


图 3 消融实验结果

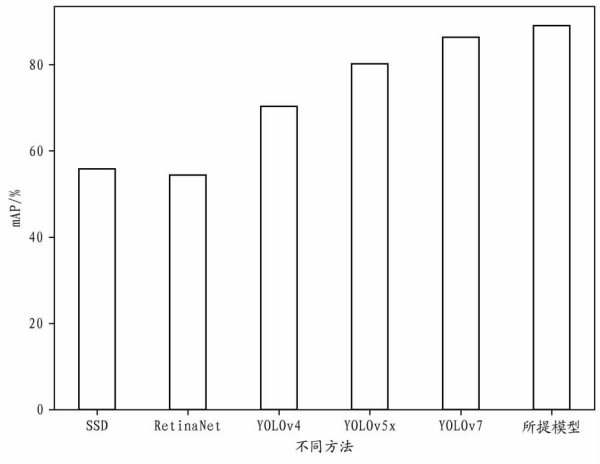


图 4 不同方法检测结果

4 结 论

为了在背景复杂、光线昏暗、目标之间尺寸差异较大的输电线路准确检测绝缘子,本研究开发了一种基于 CA 机制和 Bi-FPN 增强特征融合的方法,并在 YOLOv5 的基础上提出了一种用于无人机检测绝缘子的改进 YOLO 检测方法。通过实验对比分析,验证所提方法可有效应对复杂场景,满足移植至无人机的要求,具有广泛的应用前景。

在未来的研究可继续收集无人机巡查期间获得的关于有缺陷的绝缘子数据,并将扩大绝缘子缺陷类型,从而使网络能够适应检测具有各种类型缺陷的绝缘子及更复杂场景。此外,未来可对压缩模型、轻量化剪枝等技术进行研究,以提高检测速度,同时保持模型的检测精度。

参考文献

[1] 程洋,夏令志,孙昊,等. 基于电场分布曲线的瓷质绝缘子零值检测技术研究[J]. 高压电器, 2023, 59(11): 74—83.

[2] 肖晋,张艳红,陈本乾,等. 基于 MPC 局部约束的压接式复合绝缘子建模研究[J]. 电瓷避雷器, 2023(5): 183—192.

[3] 杨漾,刘博,任昊文,等. 基于边缘计算的弹性智能电网信息管理模型[J]. 云南师范大学学报(自然科学版), 2023, 43(5): 45—48.

[4] 梅建华,杨彦辰,云利军,等. 多视角人体红外步态信息采集与处理[J]. 云南师范大学学报(自然科学版), 2022, 42(4): 36—40.

[5] 杨瑞鹏. 输电线路无人机巡检系统对绝缘子检测的前沿技术[J]. 电器工业, 2023(11): 65—67.

[6] 戴永东,王永强,高超,等. 电力输电线路无人机巡检航线智能规划方法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2023, 37(9): 253—260.

[7] 乔钰彬,范菁,张宜,等. 基于改进 YOLOv5 的绝缘子掉串缺陷识别研究[J]. 计算机仿真, 2023, 40(7): 132—137.

[8] 孟晓亮,赵吉康,王晓雨,等. 基于改进 YOLOv5s 的手术器械检测与分割方法[J]. 液晶与显示, 2023, 38(12): 1698—1706.

[9] 徐海达,常正方,罗轶,等. 基于改进 YOLOv5 模型的 PCB 缺陷图像检测[J]. 计量与测试技术, 2023, 50(11): 30—32.

[10] 张荣,王进,张天奇,等. 融合注意力与多层次特征提取的行人再识别方法[J]. 传感器与微系统, 2023, 42(12): 68—71+74.

[11] 李曜丞,牛清林,王思源,等. 基于 PANet 网络 and 先验知识的变压器表计图像识别算法[J]. 变压器, 2023, 60(10): 17—23.