



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

一种EO-YOLOX输电线绝缘子检测方法

胡益民, 曲光, 王夏兵, 张杰, 李加东

引用本文

胡益民, 曲光, 王夏兵, 张杰, 李加东. 一种EO-YOLOX输电线绝缘子检测方法[J]. 计算机科学, 2024, 51(11A): 240200107-6.

HU Yimin, Qu Guang, WANG Xiabing, ZHANG Jie, LI Jiadong. EO-YOLOX Model for Insulators Detection in Transmission Lines [J]. Computer Science, 2024, 51(11A): 240200107-6.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于多尺度双重自注意力的遥感影像变化检测](#)

Multi-scale Dual Self-attention Based Remote Sensing Image Change Detection
计算机科学, 2024, 51(11A): 231000097-9. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.231000097>

[基于残差密集卷积自编码的高噪声图像去噪方法](#)

Residual Dense Convolutional Autoencoder for High Noise Image Denoising
计算机科学, 2024, 51(6A): 230400073-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230400073>

[一种基于特征增强的场景文本检测算法](#)

Scene Text Detection Algorithm Based on Feature Enhancement
计算机科学, 2024, 51(6): 256-263. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230500230>

[基于改进YOLOv4的磁瓦缺陷检测算法](#)

Magnetic Tile Defect Detection Algorithm Based on Improved YOLOv4
计算机科学, 2023, 50(11A): 230100100-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230100100>

[密集场景下基于多尺度特征聚合的人群计数方法](#)

Crowd Counting Based on Multi-scale Feature Aggregation in Dense Scenes
计算机科学, 2023, 50(9): 235-241. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220800067>

一种 EO-YOLOX 输电线绝缘子检测方法

胡益民^{1,2} 曲光³ 王夏兵⁴ 张杰⁴ 李加东^{1,2}

1 中国科学院苏州纳米技术与纳米仿生研究所 江苏 苏州 215123

2 中国科学院多功能材料与轻巧系统重点实验室 江苏 苏州 215123

3 空军通信士官学校地空导航系 辽宁 大连 116600

4 郑州轻工业大学电气信息工程学院 郑州 450002

(ymhu2015@sinano.ac.cn)

摘要 为了保证电力系统的安全运行,使用无人机巡检技术对高压绝缘子进行日常检查是必要的。然而,受到电力线磁场和飞行安全的影响,图像数据中绝缘子像素表征减少,进而导致绝缘子检测的准确性降低。针对上述问题,提出了一种有效优化 YOLOX(Efficient Optimization YOLOX,EO-YOLOX)检测模型。该模型首先利用空洞卷积(Atrous Convolution)的思想,提出了空洞空间金字塔池化(Atrous Spatial Pyramid Pooling,ASPP)模块,消除图像中的无关信息,提高了网络识别感兴趣区域的能力。其次,在特征融合阶段加入了注意特征融合(Attention Feature Fusion,AFF)模块,通过向融合特征图中补充深层语义和浅层细节信息,提高了检测绝缘子的准确性。最后,针对传统损失函数不能准确反映两个边界框之间距离的问题,提出了一种优化损失函数,以更准确地评估边界框的质量。将该算法在绝缘子数据集上进行了实验和测试,结果表明,与传统的 YOLOX 方法相比,该算法在识别绝缘子方面表现优异,mAP 值提高了约 2.59%。该模型的实时处理效率高达 41.21 帧每秒,有效解决了绝缘子检测难题。

关键词:绝缘子检测;空洞卷积;EO-YOLOX;绝缘子数据集

中图分类号 TP391.41

EO-YOLOX Model for Insulators Detection in Transmission Lines

HU Yimin^{1,2}, Qu Guang³, WANG Xiabing⁴, ZHANG Jie⁴ and LI Jiadong^{1,2}

1 Suzhou Institute of Nano-tech and Nano-bionic, Chinese Academy of Sciences, Suzhou, Jiangsu 215123, China

2 Key Laboratory of Multifunctional Nanomaterials and Smart Systems, Chinese Academy of Sciences, Suzhou, Jiangsu 215123, China

3 Department of Ground-to-Air Navigation, Air Force Communication NCO Academy, Dalian, Liaoning 116600, China

4 College of Electric and Information Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China

Abstract To ensure the safe operation of the power system, daily inspection of high voltage insulators using UAV inspection techniques is necessary. However, the influence of power line magnetic field and flight safety leads to a reduction of insulator pixel representation in the image data, which in turn reduces the accuracy of insulator detection. To address these issues, this paper proposes an efficient optimization YOLOX(EO-YOLOX) detection model. Firstly, the model makes use of the idea of atrous convolution and proposes the atrous spatial pyramid pooling(ASPP) module, which eliminates the irrelevant information in the image and improves the ability of the network to identify the region of interest. Secondly, the attention feature fusion(AFF) module is added to the feature fusion stage, which improves the accuracy of detecting insulators by supplementing deep semantic and shallow detail information into the fused feature map. Finally, for the problem that the traditional loss function cannot accurately reflect the distance between two bounding boxes, this paper proposes an optimised loss function to more accurately assess the quality of the bounding boxes. Experiments and tests are carried out on the insulator dataset, and the experiment results show that the proposed algorithm performs excellently in identifying insulators, with an improvement of about 2.59% in mAP value, compared with the traditional YOLOX method. The real-time processing efficiency of the model is as high as 41.21 frames per second, which effectively solves the insulator detection problem.

Keywords Insulator detection, Atrous convolution, EO-YOLOX, Insulator dataset

基金项目:国家自然科学基金(62102373)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62102373).

通信作者:曲光(quhn1234@163.com)

1 引言

绝缘子是输电系统中必不可少的部件,用于防止电流从导体流向支撑结构。它们提供电气隔离和机械支持,从而保持电网的完整性和稳定性。在保证电力系统安全可靠运行中,绝缘子检测起着至关重要的作用。随着电力需求的增加和高压输电线路的发展,绝缘子的正常工作变得越来越重要。然而,由于环境条件,如污染、湿度和温度变化,绝缘体会随着时间的推移而恶化。绝缘子缺陷会严重危及输电线路的可靠运行和电力系统的稳定性^[1]。因此,对绝缘子状态的检测对于识别潜在故障并采取预防措施,确保电力系统的可靠性和安全性至关重要。及时检测和维护绝缘子,可以显著减少网络的发生,提高电网的整体性能^[2]。

目前,输电线路中的绝缘子检测方法主要是人工目视检测和机器检测。人工视觉检测存在效率低、误差大、劳动强度高^[3],难以满足输电线路的要求。机器检测就是利用各种先进的机器设备和技术手段,实现对绝缘子状态的自动化监测和评估,以提高检测效率、精确性和全面性,减少人为误差,及早发现问题并进行预防性维护,但是具有误报风险、灵活性较差、维护成本高等缺点。

近年来,深度学习技术在计算机视觉领域蓬勃发展,基于深度学习的目标检测方法在工业场景中得到了广泛应用^[4]。与传统的计算机视觉方法相比,深度学习使用多层复杂的非线性映射,这些方法可以学习更复杂的特征,提高检测的准确性和速度^[5]。其次,深度学习技术具有端到端的学习能力,能够自动捕获有效的异常特征,避免与手动功能设计相关的复杂性。

基于深度学习的目标检测技术的发展主要分为两类:两阶段检测方法和单阶段的检测方法。两阶段检测方法包括 R-CNN^[6], Fast R-CNN^[7], Faster R-CNN^[8], Cascade R-CNN^[9] 和 Mask R-CNN^[10]。Ma 等^[11]基于 Faster R-CNN,利用 K-means 算法根据目标尺寸的实际分布特征生成聚类中心,并对聚类中心进行均匀化操作生成自适应锚框的参数,提高了区域建议网络搜索多尺度目标的能力。Sha 等^[12]采用多级融合结构生成具有精确位置信息和语义特征的多尺度特征图,然后对 RPN 中候选区域的尺度进行校正,提高遥感图像中多尺度飞机目标的检测精度。Yang 等^[13]通过去除冗余的深度特征,提高了网络精度,将参数量减少了 38.4%;为了减少背景杂波,在特征提取网络的主干中引入 CBAM 注意模块^[14],提高了模型对飞机目标的检测能力。

对于单阶段目标检测,常用的检测算法有 SSD^[15]、RetinaNet^[16]、YOLO 系列^[17]、EfficientDet^[18] 和 CenterNet^[19]。Yin 等^[20]提出了 AFF-SSD,首先使用注意力特征融合模块融合浅层特征信息,以减少噪声并提高特征图中远处像素的相关性。其次,使用聚焦分类损失函数来解决训练过程中正负样本不平衡造成的模型退化问题。Lin 等^[21]采用 Swin Transformer^[22]作为骨干网络,提高了网络的特征提取能力;提出了自适应上下文特征提取模块,利用空洞可变形卷积对感知域进行自适应调整,提取上下文特征,提高多尺度目标检测效果。Wang 等提出了 Free Anchor 模块^[23],从大释放估计的角度设计优化的锚框匹配策略,解决了图像中密集小

目标的问题。Li 等^[24]在骨干网络中引入了全局通道注意力机制^[25],提高了对不同尺度目标的特征提取能力,抑制了冗余信息的干扰;引入密集上采样卷积模块,扩展低分辨率特征图,提高不同特征图的融合效果。

越来越多的学者对绝缘子检测进行了研究。文献[26]在 YOLOv5 中进一步融合了更高维特征,使用 4 个尺度进行特征融合检测,解决了深层特征提取可能导致的信息丢失问题,提升了小目标的检测能力。然而,由于结构的增加,模型复杂度也随之提高。另一方面,Gou 等^[27]在 CenterNet 中引入了 RFB 模块,通过设置不同的空洞率和卷积核大小来提取多尺度信息,利用迁移学习参数共享和参数冻结进行优化微调,以解决由于绝缘子数据量较小而导致的泛化能力不足问题。然而,该方法仍然有较高的参数量(达 64.2×10^6)。此外,Li 等^[28]在 SSD 的 Resnet50 特征提取网络基础上进一步加深了网络,并引入了多通道注意力模块,增强了特征图组之间的相互作用。通过对不同通道的特征赋予权重进行特征筛选,提取了多尺度特征,从而加强了对特征的提取能力,并有效地解决了绝缘子巡检中含有遮挡情况的检测问题。

通过分析上述深度学习检测方法,可以得出以下结论:

(1)在处理复杂的特征提取任务时,这些方法需要更多的计算量和内存。

(2)在关注分类损失函数时,还需要调整超参数以平衡正负样本,可能导致额外的实验和手动调整。

(3)这些检测方法可以完成较少类型的绝缘子检测,但对各种形状及材质的绝缘子的检测能力不足。

为了解决上述问题,提高绝缘子的检测精度,本文提出了一种 EO-YOLOX 方法。本文的主要创新点如下:

(1)提出了一个 ASPP 模块,该模块包含多个并行空洞卷积分支,每个分支具有不同的空洞率,从而形成一个多尺度感受野。

(2)提出了一个 AFF 模块,以加强浅层特征图的细节信息和深层特征图的语义信息的融合。

(3)提出优化的损失函数,以提供更多的特征信息并减少训练阶段的推理时间,从而提高绝缘子检测算法的准确性和鲁棒性。

(4)在各种天气条件下采集绝缘子图像建立了绝缘子数据集,在该数据集上验证了所提算法的有效性。

2 本文方法

2.1 整体的网络结构

本文选择 YOLOX 作为基准网络,图 1 展示了本文改进后 YOLOX 的总体网络结构。将骨干网络中的 SPP(Spatial Pyramid Pooling,空间金字塔池化)模块改为 ASPP(Atrous Spatial Pyramid Pooling,空洞空间金字塔池化)模块,它使用多个不同空洞率的并行空洞卷积来扩展卷积核的感受野,从而捕捉不同尺度的上下文信息。在 FPN 部分,通过 AFF(Attention Feature Fusion,注意特征融合)对主干网络的每个阶段的输出特性进行融合,使提取的特征包含浅层细节信息和深层语义信息,从而提高目标检测的准确性。最后,使用 GIoU 损失函数作为回归损失函数,使模型能够学习到更准确的边界框预测,进一步提高目标检测的准确性。

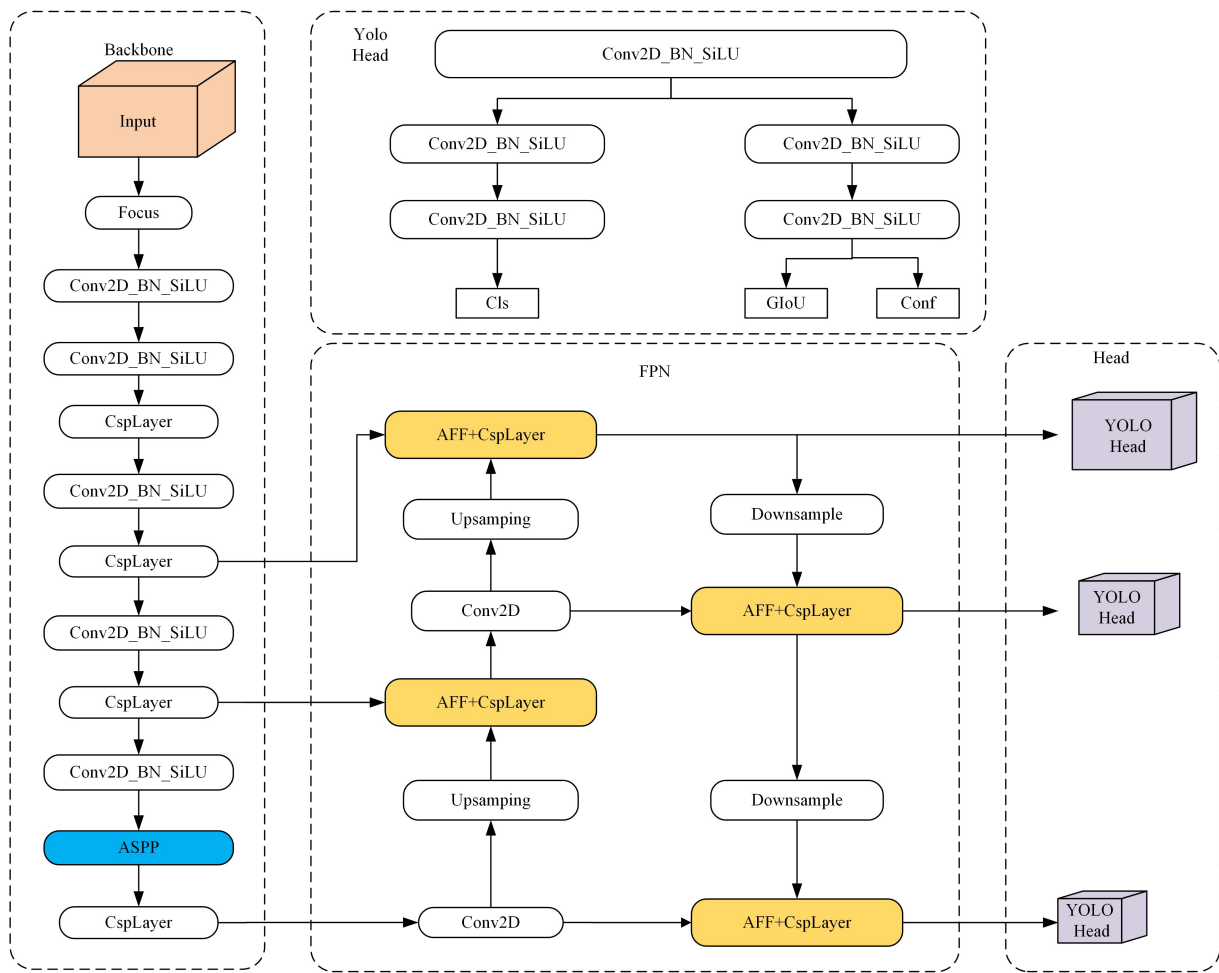


图1 网络的总体结构

Fig.1 Overall network structure

2.2 ASPP 模块

传统的神经网络通常使用下采样来扩大感受野和提取特征信息。这种方法对高级图像处理任务很有效,但可能不适用于物体检测任务。其面临两大挑战:首先,下采样会导致信息丢失。随着图像的不断提取,其分辨率会大大降低,从而导致局部特征和精细细节的丢失。虽然线性插值上采样可以一定程度上弥补这一问题,但其效果有限。其次,输入图像的大小并不固定。为了克服这一问题,一种常见的方法是使用空间金字塔池化,即将原始图像拉伸和缩放为不同大小,然后再输入同一个网络进行融合。虽然这种方法可以提高准确度,但相对较低。因此,找到一种既能扩大感受野,又能弥补降采样造成的信息损失,同时还能提高处理速度的方法至关重要。

ASPP 模块设计的主要思想来自于 SPP 模块。ASPP 模块通过并行地使用多个不同空洞率的 3×3 空洞卷积层,捕获多尺度上下文信息,有助于获取全局信息。每个空洞率提取的特征在独立的分支中进一步处理和融合,以生成最终结果。值得注意的是,空洞率为 2 的空洞卷积,卷积核的感受野为 7×7 ,其具体计算公式如下:

$$p = 2 * (dilate - 1) * (k - 1) * k \quad (1)$$

其中, p 是感受野大小, k 是卷积核大小, $dilate$ 是空洞卷积率。

在本模型中,使用 256 个输出通道的 1 个卷积和 3 个 dilated 卷积(速率 = {6, 12, 18}),包括批量归一化(BN)层。如

图 2 所示,将图像级特征的全局平均池化与扩张卷积的结果进行卷积,然后融合以获得最终结果。

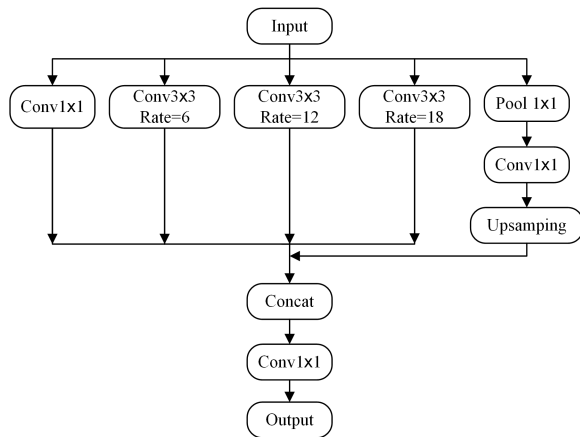


图2 ASPP 结构

Fig.2 ASPP structure

2.3 AFF 模块

图像中有不同大小的目标,而不同大小的目标有不同的特征。许多关于目标检测的研究发现:由于低层次特征的分辨率较高,可以提取出更多的位置和细节等信息,但语义信息较少且噪声较大;高层次特征包含更多的语义信息,但分辨率较低,因此,当 YOLO 执行识别过程时,随着网络层数的增加,每一层都会丢弃一些图像本身的特征信息,最终学习到的

小目标特征较少,识别能力较差。故有人将特征图调整为相同大小,然后进行合并。然而,这种方法在合并过程中会丢失一些特征图自身的信息。

为了解决这个问题,AFF模块被用来改善不同比例尺特征图之间的信息融合。AFF采用了多种注意力机制,包括全局注意力、通道注意力和空间注意力。全局注意力用于计算整个特征图的重要性,通道注意力用于对通道维度进行加权,空间注意力用于对空间位置进行加权。AFF还将提取出的各种特征传入不同的注意力模块,分别计算全局、通道和空间维度上的权重。然后将经过不同注意力机制得到的权重分别应用于各个特征图,得到加权后的特征图。由于AFF无法直接添加到YOLOX的结构中,因此我们改进了AFF的结构,使其适应YOLOX,如图3所示。我们使用AFF结构代替FPN的相加结构,建立输入1和输入2之间的注意力机制。AFF不仅能融合不同尺度的特征图信息,还能通过学习,建立对不同尺度特征图的关注度,从而提高网络检测绝缘子的准确性信息。AFF的计算公式表示如下:

$$Z = M(X \oplus Y) \otimes X + (1 - M(X \oplus Y)) \otimes Y \quad (2)$$

其中, $Z \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$ 是融合后的输出特征, \oplus 表示初始特征集成。融合权重 $M(X \oplus Y)$ 由0到1之间的实数组成, $(1 - M(X \oplus Y))$ 也是如此,这使得网络可以在 X 和 Y 之间进行选择或加权平均。

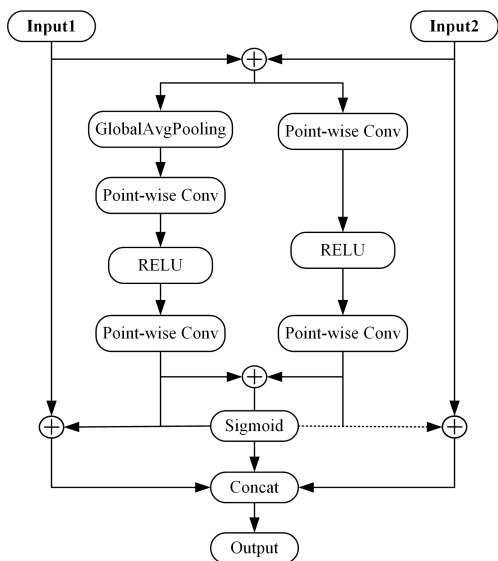


图3 AFF模块

Fig. 3 AFF module

2.4 损失函数

YOLOX的损失函数主要包括回归损失、置信损失和分类损失。其中,交叉熵损失函数用于置信损失和分类损失,而IoU损失函数用于回归损失。

在回归损失中,IoU损失函数用于计算预测框与真实框的重叠程度。当预测框与真实框不相交时IoU为0,即在不相交的情况下,将无法计算IoU Loss,因而导致其梯度为0并且无法进行优化。为了解决这个问题,本文使用GIoU代替IoU作为损失函数:

$$GIoU = IoU - \frac{|C/(A \cup B)|}{|C|} \quad (3)$$

$$IoU = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (4)$$

当YOLOX采用GIoU损失作为回归损失函数时,该函数综合了重叠区域和尺度,在训练过程中更好地满足了非负性和对称性,提高了检测精度。此外,GIoU具有尺度不变性,对目标尺度不敏感。

$$L_{GIoU} = 1 - GIoU \quad (5)$$

由上式可知,GIoU的最大值为IoU。随着预测框和真实框的接近,GIoU的值也会越来越接近IoU:

$$Loss = \frac{L_{cls} + L_{GIoU} + \lambda L_{conf}}{N_{pos}} \quad (6)$$

其中, λ 为回归损失补偿系数,本文假设为5。 N_{pos} 为正样本中锚点的数量,置信度损失和分类损失均采用二值交叉熵损失,公式如下:

$$Loss = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \cdot \log(p(y_i)) + (1 - y_i) \cdot \log(1 - p(y_i)) \quad (7)$$

其中, y_i 是二元标签0或者1, $p(y_i)$ 是输出属于 y_i 标签的概率。对于标签 y 为1的情况,如果预测值 $p(y_i)$ 趋近于1,那么损失函数的值应当趋近于0。反之,如果此时预测值 $p(y_i)$ 趋近于0,那么损失函数的值应当非常大。

通过在构建的网络中引入损失函数,有效地提高了模型在训练过程中的收敛速度,从而进一步提高了绝缘子检测模型的精度。

3 实验设计与分析

3.1 数据集

为了验证检测绝缘子算法的有效性,本文构建了一个在各种天气条件下的绝缘子数据集。该数据集结合了几种数据增强技术,包括随机翻转、图像裁剪、饱和度以及添加高斯噪声。该数据集由4000张图像组成,总共有7500个绝缘体目标。数据增强的目的是减少网络过拟合的发生,使训练后的模型具有更优秀的泛化能力和检测性能。

在这个数据集中,当目标像素区域小于 $32(32 \times 32)$ 像素时,将其视为小目标;当目标像素区域在 $[32, 96]$ 像素之间时,将其视为中目标;当目标像素区域大于96像素时,将其视为大目标。

3.2 方法实现

本文的实验环境使用的计算机是Windows 10 64位操作系统、英特尔(R)酷睿(TM) i7-11700处理器、英伟达(NVIDIA) RTX4000独立显卡和8GB内存。它在Python 3.6,Pytorch 1.7.0和CUDA 11.8下运行。

在这项工作中,训练阶段采用了冻结和解冻过程。训练开始时,在前50代中,冻结训练的批量大小为16,学习率为 1×10^{-3} 。从50代到300代,解冻训练的批量大小为8,学习率为 1×10^{-4} 。

3.3 评估标准

本实验采用精度、召回率、平均精度和参数作为评价指标。P,R和mAP的计算式如下:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

$$mAP = \frac{\sum_{k=1}^n AP_k}{n} \quad (10)$$

其中, TP 是正样本被正确预测的数量; FP 是负样本被预测错误的数量; FN 是正样本被预测错误的数量; AP 指的是第 k 类检测目标的平均精度, 即 PR 曲线下的面积; mAP 是所有类别的平均精度之和除以类别数。

3.4 消融实验

本文进行了一系列对比实验, 每个实验都旨在评估所提出模块的有效性。表 1 列出了在绝缘子数据集上进行的消融实验结果。结果表明, 尽管参数量有所增加, 但添加 ASPP 模块后, R 值提高了 8.4%, mAP 值提高了 2.11%, FPS 提高了 2.75, 这表明 ASPP 模块提高了网络对相关信息的关注度, 抑制了无关数据。用 AFF 模块替换 FPN 中的 Concat 部分后, R 值提高了 7.9%, mAP 提高了 1.89%, FPS 提高了 0.49, 证明了 AFF 模块在绝缘子检测中的适用性。此外, 加入 $GIoU$ 损失后, R 值提高了 7%, mAP 值提高了 1.69%, FPS 提高了 2.33, 证明了该模块在检测绝缘子方面的有效性。最后, 将 ASPP、AFF 和 $GIoU$ 损失合并为 YOLOX+ASPP+AFF+ $GIoU$ 。实验结果表明, 该模型的召回率、平均精确度和 FPS 分别提高了 10.9%、2.59% 和 3.49。表 1 是使用该方法对绝缘子数据集进行消融实验的结果。

表 1 消融实验结果

Table 1 Results of ablation experiments

Models	$R/\%$	$mAP/\%$	$FPS/(帧每秒)$
YOLOX	86.2	95.10	38.72
YOLOX+ASPP	94.6	97.21	41.47
YOLOX+AFF	94.1	96.99	39.21
YOLOX+ $GIoU$	93.2	96.79	41.05
Ours	97.1	97.69	41.21

实验证实, 本文提出的方法可以提升 FPS , 同时改善绝缘子检测的 R 和 mAP 值。

3.5 与现有方法的比较

为了证明该方法在检测绝缘子中的有效性, 我们采用不同的算法在相同的绝缘子数据集上使用相同的训练参数与其他最先进的方法进行了比较。各种算法获得的 mAP 值如表 2 所列。

表 2 不同模型对比结果

Table 2 Comparison results of different models

	YOLOV5	YOLOV7	Ours
$F1$	0.93	0.94	0.97
$P/\%$	95.89	95.86	96.35
$R/\%$	91.15	93.10	97.13
$mAP/\%$	96.62	96.79	97.69

从表中可以得出结论, 该算法获得的 mAP 值优于其他算法。与其他模型相比, 本文提出的 New-style YOLOX 的 $F1$ 、 P 和 R 都比较高。由此得出, 本文提出的算法不仅可以有效地检测杂质, 而且具有较高的置信度。可以看出, 加入 ASPP 模块提取多尺度特征信息, 可以显著改善网络的感觉场。此外, 加入 AFF 模块可以使网络更精确地聚焦于感兴趣的目标区域, 从而提高目标检测精度。由此可见, 本文提出的方法在复杂环境下能够显著降低泄漏目标的检测率。

从图 4 可以看出 YOLOv5 检测效果较好, 仅在复杂背景图像上存在一个缺陷漏检。YOLOv7 检测出大部分的缺陷, 但是未成功检测到位于图像边缘的绝缘子设备。本文算法检测出所有的绝缘子设备及缺陷, 且置信度整体较高, 检测效果最佳。

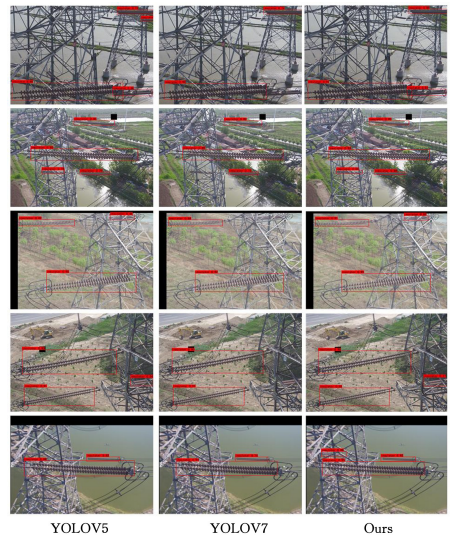


图 4 在绝缘子数据集上不同模型的对比结果

Fig. 4 Comparison of different models on insulator dataset

为了有效评估, 我们使用随分数阈值而变化的 $F1$ 、Precision 和 Recall, 以及 PR 曲线, 来评估绝缘子检测模型, 如图 5 所示。可以看出, 本文算法在这些评估指标上对绝缘子的检测都能达到较高的值。具体来说, 我们通过改变 $Score_Threshold$ 从 0 到 1 来显示 $F1$ 、Precision 和 Recall, 结果说明了所提模型是很出色的, 其能够以很高的精度检测出输电线路中的绝缘子。

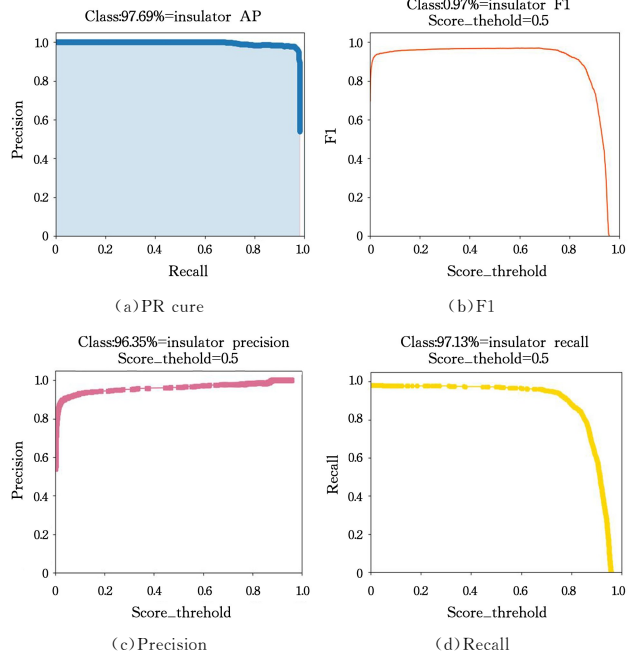


图 5 $F1$ 、precision 和 Recall 随 $Score_Threshold$ 变化的实验结果以及 PR 曲线

Fig. 5 $F1$ 、precision and Recall vary with $Score_Threshold$, and PR curves

结束语 为了提高绝缘子的检测精度, 本文提出了一种优化的 YOLOX 检测方法。在该算法中 ASPP 模块的应用有效抑制了图像中的无关信息; AFF 模块有效结合了浅层特征图的位置信息和深层特征图的语义信息, 提高了绝缘子检测的准确性。此外, 该算法还采用了 $GIoU$ loss 来降低模型复杂度, 提高了检测效率, 实现了绝缘子的精确检测。

然而, 本文算法在复杂背景下检测仍然面临一些挑战。

为了进一步提高该方法的性能,我们将在后续的研究中努力对其进行优化,以降低复杂环境下的漏检率。

参 考 文 献

- [1] SHAO G W, LIU Z, FU J, et al. Research progress in unmanned aerial vehicle inspection technology on overhead transmission lines[J]. *High Voltage Engineering*, 2020, 46(1): 14-22.
- [2] WANG Y Q, YUAN T, NIE L, et al. Machine vision inspection method for defects of glass insulator[J]. *High Voltage Engineering*, 2022, 48(12): 4933-4940.
- [3] JIA X F, YU Y Q, GUO Y C, et al. Lightweight detection method of self-explosion defect of aerial photo insulator[J]. *High Voltage Engineering*, 2023, 49(1): 294-300.
- [4] WU K J, DING Y. Wide Self-Attention mechanism fusion dense residual network image dehazing[J]. *Journal of Hunan University(Natural Sciences)*, 2023, 50(8): 13-22.
- [5] GOU J N, DU S S, LIU L. Transmission line insulator self-explosion detection based on improved mask region-convolutional neural network[J]. *Transactions of CHINA Electrotechnical Society*, 2023, 38(1): 47-59.
- [6] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2014: 580-587.
- [7] GIRSHICK R. Fast r-cnn[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. 2015: 1440-1448.
- [8] 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 and Machine Intelligence*, 2015, 39(6): 1137-1149.
- [9] CAI Z, VASCONCELOS N. Cascade r-cnn: Delving into high quality object detection[C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018: 6154-6162.
- [10] HE K, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask r-cnn[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. 2017: 2961-2969.
- [11] MA Y, SIN Y G, YUAN J. Remote sensing target detection algorithm based on improved Faster R-CNN[J]. *Modern Electronic Technology*, 2022, 45(3): 58-63.
- [12] SHA M M, LI Y, LI A. Improved Faster R-CNN for multi-scale aircraft target detection in remote sensing images[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2022, 26(8): 1624-1635.
- [13] YANG X, WANG Q, YAO A, et al. Improved aircraft detection for optical remote sensing images based on Faster R-CNN[J]. *Advances in Lasers and Optoelectronics*, 2023, 60(12): 427-437.
- [14] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: Convolutional block attention module[C]//*Proceedings of the European Conference on Computer Vision(ECCV)*. 2018: 3-19.
- [15] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. Ssd: Single shot multibox detector [C] // *Computer Vision-ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, Part I 14*. Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [16] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection [C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. 2017: 2980-2988.
- [17] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016: 779-788.
- [18] TAN M, PANG R, LE Q V. Efficientdet: Scalable and efficient object detection[C]//*Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2020: 10781-10790.
- [19] LAW H, DENG J. Cornernet: Detecting objects as paired keypoints[C]//*Proceedings of the European Conference on Computer Vision(ECCV)*. 2018: 734-750.
- [20] YIN F L, WANG T Y. Attention feature fusion SSD algorithm for target detection in remote sensing images[J]. *Network Security and Data Governance*, 2022, 41(9): 67-73.
- [21] LIN W L, ALIFKURBAN, CHEN Y X, et al. ACFEM-RetinaNet algorithm for remote sensing image target detection[J/OL]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20221125.1132.018.html>.
- [22] LIU Z, LIN Y, CAO Y, et al. Swin transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows[C]//*Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. 2021: 10012-10022.
- [23] WANG F, HU H, ZHOU Q. DACFA-Det: a domain adaptive calibrated free anchor detection network for agricultural similar pests[C]//*International Conference on Computer Graphics, Artificial Intelligence, and Data Processing(ICCAID 2021)*. SPIE, 2022, 12168: 423-427.
- [24] LI X P, ZHANG Y B, LI Y P, et al. An improved algorithm for infrared image target detection based on YOLOv5s[J]. *Laser and Infrared*, 2023, 53(7): 1043-1051.
- [25] LIU Y, SHAO Z, HOFFMANN N. Global attention mechanism: Retain information to enhance channel-spatial interactions [J]. *arXiv:2112.05561*, 2021.
- [26] WANG D L, ZHANG S H, YUAN B X, et al. Research on Self-Explosion defect detection of lightweight glass insulators based on improved YOLOv5 [J]. *High Voltage Engineering*, 2023, 49(10): 4382-4390.
- [27] GOU J N, DU S S, WANG S D, et al. Lightweight feature fusion CenterNet transmission line insulator self-explosion detection [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2024, 50(7): 2161-2171.
- [28] LI B, QU L Y, ZHU X S, et al. Insulator defect detection based on multi-scale feature fusion[J]. *Transactions of CHINA Electrotechnical Society*, 2023, 38(1): 60-70.



HU Yimin, born in 1987, master, engineer, is a member of CCF (No. T4466M). His main research interests include machine vision, bionic robots, and multi-sensor data fusion.



QU Guang, born in 1984, master, lecturer. His main research interests include image processing and object detection.