

PS-YOLOv8:增强电力线路检测中的小规模损坏检测

宋尚泽, 李莉, 田野, 白洁

引用本文

宋尚泽, 李莉, 田野, 白洁. [PS-YOLOv8:增强电力线路检测中的小规模损坏检测](#) [J]. 计算机科学, 2024, 51(11A): 240100003-6.

SONG Shangze, LI Li, TIAN Ye, BAI Jie. [PS YOLOv8:Enhancing Detection of Small-scale Damage in Power Lines Inspection](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(11A): 240100003-6.

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)

[基于多模态融合的动态恶意软件检测方法](#)

Multimodal Fusion Based Dynamic Malware Detection

计算机科学, 2024, 51(11A): 240200098-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240200098>

[基于开放集的入侵检测方法研究](#)

Study on Open Set Based Intrusion Detection Method

计算机科学, 2024, 51(11A): 231000033-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.231000033>

[基于CNN结合BiGRU的恶意流量分类算法研究](#)

Study on Malicious Traffic Classification Algorithm Based on CNN Combined with BiGRU

计算机科学, 2024, 51(11A): 231100106-9. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.231100106>

[基于深度学习智能反射面辅助通信系统的联合波束成形](#)

Deep Learning Based Joint Beamforming in Intelligent Reflecting Surface Enhanced Wireless Communication Systems

计算机科学, 2024, 51(11A): 231200125-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.231200125>

[基于因果关系的领域泛化长尾学习](#)

Domain Generalization and Long-tailed Learning Based on Causal Relationships

计算机科学, 2024, 51(11A): 240300041-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240300041>

PS-YOLOv8:增强电力线路检测中的小规模损坏检测

宋尚泽¹ 李莉¹ 田野² 白洁²

¹ 山西工程技术学院电气与控制工程系 山西 阳泉 045000

² 山西工程技术学院大数据与智能工程系 山西 阳泉 045000

(2303235639@qq.com)

摘要 在电力线路检测领域,准确检测细微裂纹和微小破损等微小损伤至关重要。这些轻微损坏往往因其规模小和背景复杂性而被忽视,如果不及时识别和解决,可能会升级为重大安全隐患。为了应对这一挑战,本研究设计了 PowerScreen-YOLOv8(PS-YOLOv8)模型。该模型与原始 YOLOv8 相比,对电力巡检中的小目标检测有了很大进步,通过集成了 6 项关键改进,以提高复杂环境中的检测精度。该研究通过严格的测试和针对领先算法的基准测试证明了该模型的优越性。PS-YOLOv8 获得了 90.3% 的准确率并且在现实无人机捕获场景中具有经过验证的稳健性,代表了电力线路检测技术的重大飞跃,为基础设施维护提供了更可靠、更高效、更安全的方法。

关键词: 电力巡检;YOLOv8;小目标检测;深度学习

中图分类号 TP391

PS YOLOv8: Enhancing Detection of Small-scale Damage in Power Lines Inspection

SONG Shangze¹, LI Li¹, TIAN Ye² and BAI Jie²

¹ Department of Electrical and Control Engineering, Shanxi Institute of Engineering and Technology, Yangquan, Shanxi 045000, China

² Department of Big Data and Intelligent Engineering, Shanxi Institute of Engineering and Technology, Yangquan, Shanxi 045000, China

Abstract In the field of power line inspection, accurately detecting minute cracks and small damages, which are often overlooked due to their scale and background complexity, is crucial. If not identified and addressed timely, these minor damages can escalate into major safety hazards. To address this challenge, this paper introduces the PowerScreen-YOLOv8(PS-YOLOv8) model. Compared to the original YOLOv8, this model has made significant advancements in detecting small objects. It integrates six key improvements to enhance detection accuracy in complex environments. The model's superiority has been demonstrated through rigorous testing and benchmarking against leading algorithms. With an impressive accuracy rate of 90.3% and validated robustness in real-world drone-captured scenarios, PS-YOLOv8 represents a significant leap in power line inspection technology. It offers a more reliable, efficient, and safer approach to infrastructure maintenance.

Keywords Power inspection, YOLOv8, Small object detection, Deep learning

1 引言

电力巡检对于我国电网的稳定运行具有关键性意义,它直接影响到千家万户的日常生活。然而,现行的电力巡检机制伴随着多种问题,传统的人工巡检和机器视觉检测方式对一线工作人员的经验 and 熟悉度要求较高^[1],红外光谱技术则需要专门的设备支持,而基于可见光的巡检方式,由于其使用载人直升机,不仅成本高昂,而且在人口密集或敏感区域的适用性受限,还可能受到天气和空中交通管理的制约^[2]。因此,现代社会对一种准确率高、操作简便、应用范围广的电力巡检方法的需求变得尤为迫切。幸运的是,人工智能技术的进步为此提供了新的机遇,特别是在图像和视频检测领域。近年来备受瞩目的 YOLO 算法,以其出色的实时性和准确率为电力巡检提供了全新的视角^[3]。

基于上述背景,本研究有效地开发和部署了 Power-

Screen-YOLOv8(PS-YOLOv8)——基于 YOLOv8 算法的定制改进版,适用于专门的电力检查场景,并将其与无人机技术无缝集成以实现智能电力检查^[4]。在模型搭建的过程中,对大量训练数据集的精心选择和标注,再加上 PS-YOLOv8 的超强检测能力,使得该系统能够高精度地识别电力系统的损坏。同时利用无人机的航拍能力,实现视频数据的实时采集和处理,保证电力巡检的准确性和及时性。这种创新方法不仅减少了传统检查方法中普遍存在的人为错误,而且大大提高了检查效率和安全性。应用本研究提出的方法,系统达到了 90.3% 的高准确率,证明使用 PS-YOLOv8 进行电力线路检查可以有效识别电路损坏。

2 相关工作

近年来,电力巡检领域对深度学习技术的采纳日益增多。Yuan 等^[5]基于 YOLOv4 构建电力巡检数据集 Power-Inspec-

基金项目:大学生创新创业训练计划项目(202314527003)

This work was supported by the College Student Innovation and Entrepreneurship Training Program Project(202314527003).

通信作者:李莉(4802598@qq.com)

tion 并推出了 Power-Net。Power-Net 采用 Shuffle-CSP 进行特征提取,新增 Fuse 模块并在特征图融合处进行权重分配,确保在维持高检测准确度的同时降低计算复杂度。Xue^[6]推出了一种升级版的深度残差网络 VDR-CNN,此网络在电力巡检图像的重建方面表现出良好的效果。VDR-CNN 通过构建深层网络并集成残差模块,解决了原始 VDSR 网络中存在的参数过多及梯度下降速度缓慢的问题,为电力巡检图像重建领域提供了坚实的理论支持。Hu 等^[7]受到 HR-Net 的启发,采用了一种 Bottom-up 策略。与传统的恢复高分辨率的方法不同,HR-Net 维持了高分辨率特征,对于某些特定任务有特殊意义。Huang 等^[8]结合图像与 H. 265 技术进行无人电力巡检,此方法所融合图像保留了更丰富的细节并具有更高的清晰度,相较于传统图片巡检方法精确度提升了近 10%。Zhang 等^[9]则基于目标检测与远红外技术设计了一个光伏板故障识别系统,并利用 SSD 算法对标注图片进行训练。

然而,尽管现有研究已取得了显著进展,但仍然存在一些不可忽视的问题。主要问题是误报或漏报的发生,特别是在光照弱、噪音大或极端天气条件的复杂环境中。此外,现有方

法在微小部分的损伤识别上仍存在不足。细微的裂纹、腐蚀点或轻微的线路断裂在常规巡检中很容易被忽略,特别是当这些微小损伤位于远离视野或被外部环境遮挡的地方时。这些微小损伤虽然在早期可能不会引起显著问题,但如果被忽视,随着时间的推移可能会发展成严重的结构问题,从而影响电力系统的稳定性和安全性。因此,对这些微小损伤的及时和准确检测成为当前巡检技术亟待解决的挑战。

3 PS-YOLOv8 的检测方法

在电力巡检中,尤其是电线完整性的检测,是一个特殊的挑战。如何准确识别和定位电线上的微小缺陷至关重要,这类问题被称为“小目标检测”^[10]。与传统的目标检测不同,电力巡检系统中小目标检测必须在维持高度敏感性的同时,确保低误报率,因为电力系统的稳定性和安全性是最关键的。YOLOv8 虽然在多种任务上都表现出色,但对于电线断裂这种特定的小目标检测任务,还有很大的优化空间。为了更好地适应这一特殊场景,本文深入研究 YOLOv8 的模型,针对提升小目标的检测能力进行了结构改进(见图 1)。

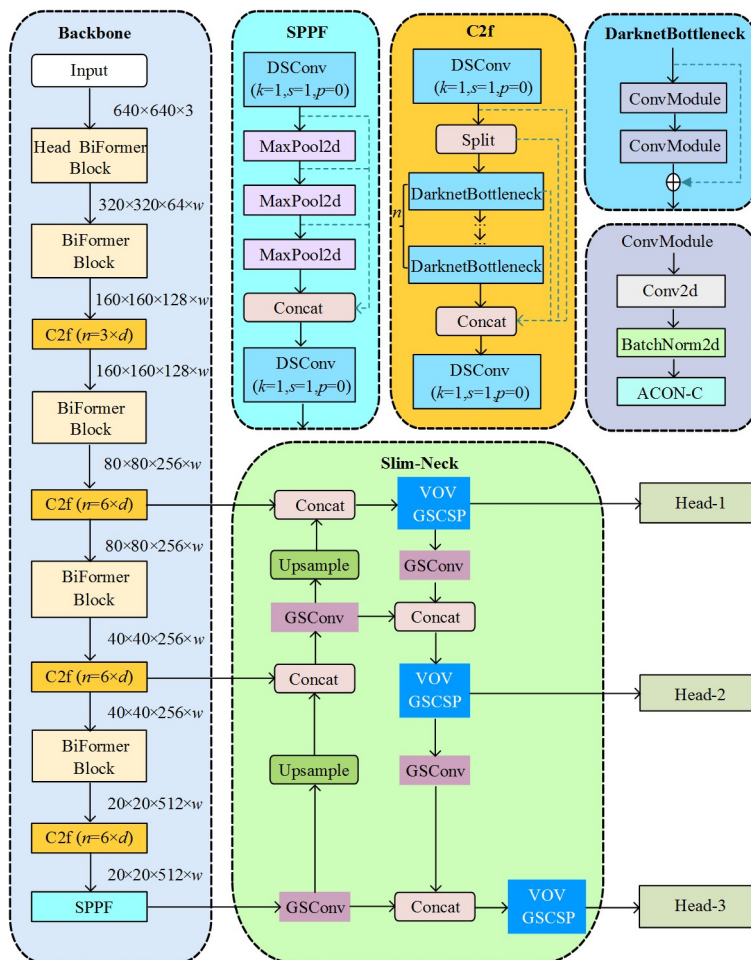


图 1 PS-YOLOv8 改进结构图

Fig. 1 Improved structure of PS-YOLOv8

3.1 动态蛇形卷积核:捕捉细长特征

在众多深度学习模型中,传统的卷积结构虽然在各种任务上都表现出色,但对于特定的细长和曲折的结构,如电线断裂,其检测性能仍有待提高。鉴于此,模型引入了动态蛇形卷积(Dynamic Snake Convolution)这一新型的卷积结构^[11],如图 2 所示。动态蛇形卷积将连续性约束加入卷积核的设计

中。每一个卷积位置都以其前一个位置作为基准,自由选择摆动方向,从而在自由选择的同时确保感受的连续性。

动态蛇形卷积采用特殊的管状结构,专门设计用来捕获与之相似的细长和曲折的特征。这种设计灵感来源于对血管结构的观察,其中血管的细长管状形态与电线的物理形态存在许多相似之处。因此,动态蛇形卷积旨在自适应地关注这

类结构,从而更准确地捕获它们的特征。通过这一改进,模型在电线的小目标检测任务中,特别是对于断裂等细微缺陷的检测,能够获得更高的准确性和鲁棒性。

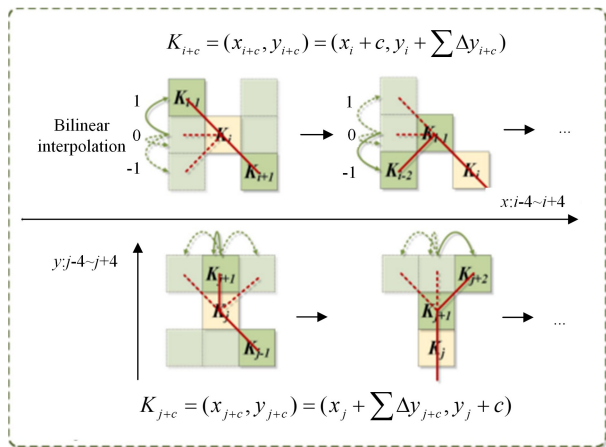


图2 图动态蛇形卷积

Fig. 2 Dynamic snake convolution

3.2 BiFormer 主干网络:上下文信息提取

近年来,Transformer 因自注意力机制的模型结构而受到广泛关注。与传统卷积神经网络相比,Transformer 能捕获长距离信息^[12]。这种能力对于电线小目标检测尤为关键,因为结合更丰富的上下文信息可以提高对细微缺陷的识别准确性。因此,PS-YOLOv8 将网络主干更换为 BiFormer 结构(见图3)。BiFormer 是一种基于动态稀疏注意力的新型网络架构,它旨在构建高效的金字塔特征表示^[13]。这种设计使得模型能够在不同的尺度和区域进行灵活的注意力分配,从而更好地适应不同大小和形态的目标检测任务。

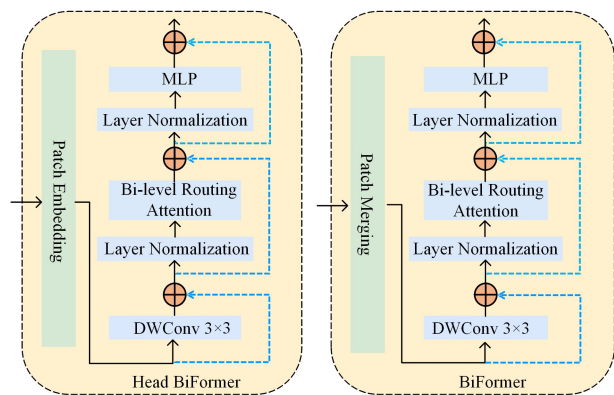


图3 BiFormer 结构

Fig. 3 BiFormer structure

更重要的是,BiFormer 的内容感知特性意味着模型在进行注意力分配时能够根据特征内容的具体情况作出决策。这对于小目标检测尤其具有价值,因为模型需要对细微的差异和变化进行敏感的反应。通过将 BiFormer 结构整合到模型中,进一步提高小目标检测的准确性和鲁棒性,特别是在复杂的电线巡检场景中。

3.3 Mish 激活函数:提示非线性能力

激活函数决定着神经网络中非线性关系的建模能力。为了进一步提升模型的性能,采用 Mish 激活函数(见式(1)和图4),其平滑且非单调,无上界有下界^[14]。这些特性使其在某些情境中具有更好的性质,尤其是当需要模型对输入特征

进行更复杂的非线性映射时。相较于其他激活函数如 SiLU^[15],Mish 在实验中展现出更出色的性能,特别是在处理复杂和高维的数据时。

$$\text{Mish} = x * \tanh(\ln(1 + e^x)) \quad (1)$$

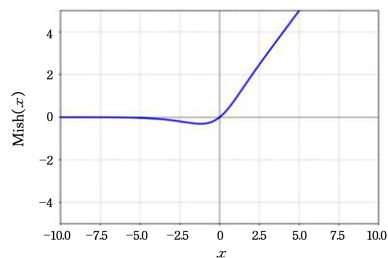


图4 Mish 激活函数

Fig. 4 Mish activation function

Mish 的另一个优势是其平滑性。平滑的激活函数可以帮助模型更好地进行梯度下降优化,从而加速收敛并提高模型的稳定性。此外,非单调性也为模型提供了更大的灵活性,使其能够捕捉到更为复杂的数据模式。为了进一步提升电线小目标检测的准确性和鲁棒性,选择将 Mish 整合到模型中。

3.4 Slim-Neck:增强小目标识别能力

电线巡检是典型的小目标检测任务,增强模型的学习能力对于检测性能至关重要。传统的卷积方式虽然在各种任务中都表现得相当出色,但在处理小目标时仍存在局限性。为此,模型在 Neck 部分使用 Slim-Neck 方式进行特征提取^[16]。Slim-Neck 中使用 GSConv (Grouped Separable Convolution) 作为特征提取模块(见图5)。GSConv 采用了轻量级的设计,同时保持了卓越的特征提取能力,尤其在小目标检测时。然而,直接在整个网络中替换 GSConv 可能会导致计算复杂度过高。鉴于此,本研究在 Neck 部分使用 GSConv,而保持 Backbone 的结构。由于在 Neck 部分 Feature Map 的宽高维度已经减至最小,而通道维度达到最大,此时无须再进行额外的空间变换。

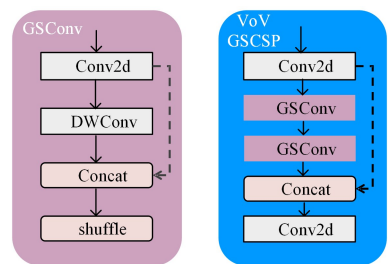


图5 GSConv 与 VOVGSCSP 结构

Fig. 5 Structure of GSConv and VOVGSCSP

在此基础上,进一步引入了 VoV-GSCSP 结构(见图5)。这种设计的目的是在 Neck 部分进一步强化特征的提取和表示能力,特别是在处理小目标时。VoV-GSCSP 则提供了更深层次的特征融合机会。通过在 Neck 部分使用 Slim-Neck 和相关模块,提升小目标检测性能,尤其是在复杂的电线巡检场景中。

3.5 Wise-IoU:引入动态非单调聚焦机制

锚框质量评估是目标检测中的关键环节,其准确性直接影响到模型的检测性能。传统的 IoU (Intersection over Union) 提供了一个简单而直观的评价指标,但在某些情况下,它并不是最佳选择。为了进一步优化 IoU 并提高其评估精度,

使用了 Wise-IoU (WIoU)^[17]。其公式如式(2)、式(3)所示:

$$L_{\text{WIoU}} = R_{\text{WIoU}} L_{\text{IoU}} \quad (2)$$

$$R_{\text{WIoU}} = \exp\left(\frac{(x-x_{gt})^2 + (y-y_{gt})^2}{(w_g^2 + H_g^2)^\gamma}\right) \quad (3)$$

WIoU 的核心思想是引入一个动态非单调的聚焦机制。与传统 IoU 使用交集与并集的比率不同, WIoU 使用“离群度”来对锚框进行质量评估。这种设计允许模型在评估锚框质量时有更大的灵活性,从而更精确地识别高质量和低质量的锚框。WIoU 的另一创新之处是明智的梯度增益分配策略。这种策略的设计目标是在降低高质量锚框的竞争力的同时,减小低质量示例产生的有害梯度。这意味着模型在训练过程中不仅能够更准确地识别出高质量的锚框,还能更好处理低精度锚框,提升模型检测性能。

3.6 Lion 优化器:迈向更高效的训练

在模型训练过程中,优化器会影响到模型训练的效率 and 最终性能。虽然 Adam(w), SGD 等自适应优化器已经在各种任务中取得了不错的表现,但它们同时保存一阶和二阶矩,这无疑增加了内存的消耗,在大模型和大 Batch size 的训练中尤为明显。考虑到本次训练需要高精度且节约时间的现实因素,本研究选择了 Lion 优化器作为训练策略^[18]。

Lion 优化器由谷歌团队推出,使用的内存更小、效率更高。虽然 Lion 在小 batch_size (小于 64) 时效果不如 AdamW,但其有着显著得内存效率优势,额外的内存占用减半,还加快了了的模型训练速度^[18]。这使得该模型在数据集上进行训练时拥有更快的迭代速度,从而进一步提高目标检测模型的性能。

4 实验结果与分析

4.1 实验数据集

本研究融合多个电力巡检相关数据集,其中包括专为检测架空输电线路上的巢穴的输电线路嵌套图像数据集(200 张)^[19]、输电线路绝缘子缺陷数据集(4 000 张)^[20]、输电线路金具及其缺陷数据集(2 000 张)^[21]、输电线路抗破坏力图像数据集(2 600 张)^[22]、电力巡检智能缺陷检测数据集(1 000

张)^[23]等。此外,为了模拟真实场景,本研究收集了 400 段视频,代表绝缘表皮破损、金属丝断股、燃烧和断裂这 4 种破损状态的数据线和电源线在各种复杂环境中的组合。这些视频主要在 5 种不同的环境中录制,例如多点位破损、沙土环境干扰、多线程破损、绝缘皮大面积脱落以及视野受限。每种环境都有 20 段视频,每段视频持续 7 s,分辨率为 640 × 640,共有 20 帧。这些数据集用于本文模型的训练和验证,从而有助于提高电力巡检的准确率和泛化能力(见图 6)。

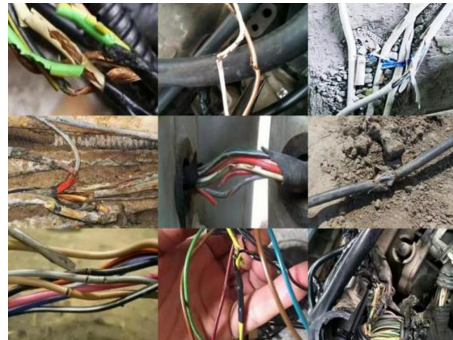


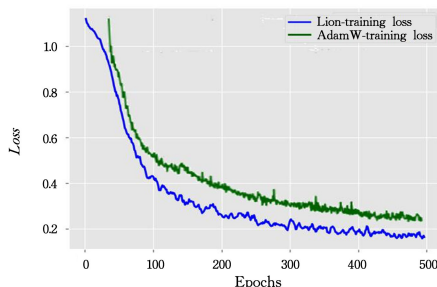
图 6 自制数据集

Fig. 6 Self-built dataset

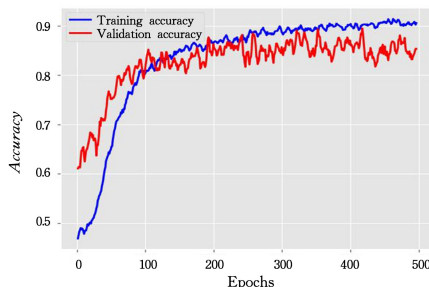
4.2 模型训练

为确保模型的鲁棒性及通用性,按 8:2 的比例将数据集划分为训练集和测试集。在每次迭代中,使用随机数据增强技术如旋转、翻转和裁剪来增强模型的泛化能力,从而确保模型在真实世界的各种场景中都能取得良好的效果。

训练环境方面,本研究使用了具备 2 张 RTX 4090TI 显卡的高性能计算服务器。模型在 PyTorch 框架下进行训练,利用多卡并行来加速训练过程。训练过程中, batch_size 为 128,学习率为 0.0001,同时采用 5 折交叉验证法验证训练的准确率。最后,为了防止过拟合并优化模型性能,模型引入了早停机制,当验证损失连续数个 Epoch 没有明显改善时,训练过程会提前终止,并保留此时的模型作为最终版本。训练效果如图 7 所示,从图中可以看出, Lion 优化器的拟合程度与收敛速度均优于 AdamW 优化器。



(a) Loss over epochs



(b) Accuracy over epochs

图 7 模型训练图

Fig. 7 Diagram of model training

4.3 实验性能对比

在进行深入的模型研究之后,进一步探讨了各种改进对模型整体性能预测的影响。使用消融实验进行评估,其中涉及系统地删除模型的特定组件或特征并观察它们对模型性能的影响,可以更精确地判断哪些改进起到了作用(见表 1)。

消融实验明确展示了各技术组件对模型性能的积极影响。起初, YOLOv8 基线模型在物体检测任务上的准确率为

82.5%。通过将 BiFormer 模块集成进基线模型,我们观察到在准确性和其他性能指标上的明显改善。此外,随着动态蛇形卷积、Slim-Neck、Wise-IoU、Mish 等创新技术或模块的加入,各方面检测性能上都获得了显著提升。特别是,当采用 Lion 优化器进行训练并多次迭代后,模型的准确率提高到了 90.3%,在其他性能指标上也展现出了卓越的成果。随后进行了与原始 YOLOv8 的对比测试(见图 8),从图中可以发现,

在电力系统的细小损伤检测领域,PS-YOLOv8 模型不仅能够识别之前的模型检测不到的物体,而且还显著提高了对损坏物体的识别置信度。

表 1 消融实验

Table 1 Ablation experiment

	模型	准确率	精确度	灵敏度	特异性
A	YOLOv8	82.5	80.8	83.9	81.2
B	A+BiFormer	84.7	85.4	84.1	83.6
C	B+DSC	86.1	86.7	85.6	86.9
D	C+Slim-Neck	87.3	88.1	86.8	87.0
E	D+Wise-IoU	88.1	87.5	89.3	87.9
F	E+ Mish	89.2	89.9	88.5	89.1
G	F+Lion	90.3	89.8	91.2	90.0

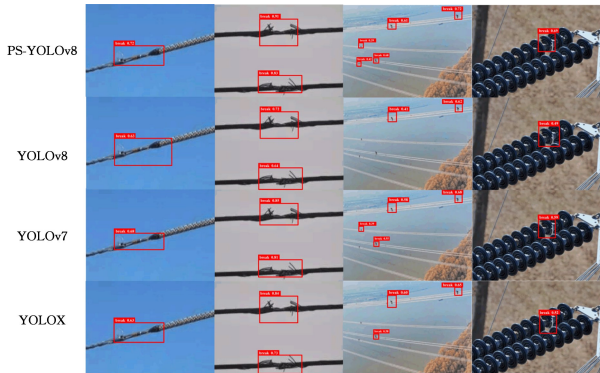


图 8 测试效果图

Fig. 8 Test effect

在本研究中,选择了一系列先进的 YOLO 系列的目标检测模型(包括 YOLOv7、YOLO-X、YOLO-Z、BGD-YOLOX、改进 YOLOv7)进行比较,它们都在目标检测领域中取得了显著的成果,以证明本文方法的有效性(见表 2)。这些模型不仅在各种标准性能指标上表现出色,而且都适应于无人机环境的应用需求,能够在动态变化的环境中实现高效、准确的目标检测,这对于无人机航拍图像分析尤为关键。通过与这些当前主流的模型的对比,展示了本研究在无人机环境下的显著优势,特别是在处理复杂背景和动态场景时的高准确性和可靠性。

表 2 本文模型与其他检测模型对比

Table 2 Comparison of the proposed model with other detection models

模型	准确率	精确度	灵敏度	特异性
EfficientDet ^[24]	73.2	70.8	83.2	76.7
YOLO-Z ^[25]	79.2	77.4	76.8	75.7
YOLO-X ^[26]	81.7	78.9	83.1	76.3
DETR ^[27]	82.4	80.6	87.7	81.3
YOLOv7 ^[28]	85.7	83.9	89.4	82.5
BGD-YOLOX ^[29]	85.8	84.1	90.3	83.8
改进 YOLOv7 ^[30]	87.2	85.8	91.4	84.5
PS-YOLOv8	90.3	88.7	93.0	85.2

经过对比和消融实验后,本研究进一步深入现实应用场景,利用无人机收集各种环境下的数据进行测试。收集的无人机视频帧率为 25 FPS,分辨率为 640×640 。值得注意的是,由于飞行环境的复杂性和风速的变化,一些捕获的图像受到无人机抖动的影响,给物体检测带来了额外的挑战。在这些更苛刻的场景中使用了经典得算法与本文算法进行对比

进行测试。从图 8 可以看出,PS-YOLOv8 在处理电力线路中的细微裂纹和微小破损检测方面,展现出了对小目标的高精度识别能力,这在先前的模型中是难以实现的。这表明我们的改进方案,尤其是在算法中引入的新技术,如动态蛇形卷积,不仅提高了检测的准确率,还增强了模型在复杂背景下的识别能力

结束语 在电力线路巡检任务中,准确检测线路上的微小损伤至关重要,因为这些微小损伤往往会导致重大安全隐患。因此,本研究重点关注小物体的检测,旨在提高电力线路巡检场景中损伤识别的准确性。我们开发了 PS-YOLOv8 模型,对原始 YOLOv8 进行了 6 项重大改进,以保持复杂背景下识别轻微损坏的高性能。值得注意的是,经过这些系统优化,所提模型在电力线路检查方面取得了 90.3% 的准确率。此外,在使用真实的无人机捕获数据进行测试时,即使面对无人机引起的振动和较低的分辨率,该模型也表现出出色的稳定性和精度。

未来,希望 PS-YOLOv8 模型的进一步增强能够在弱光、暴风雨、强光等各种环境条件下实现更精确的检测,进一步提高模型在复杂环境和恶劣天气条件下的鲁棒性。同时针对不同电网结构进行模型的优化和调整,并探索模型在实际电网运维中的长期应用效果和可行性。通过这些研究,我们期望进一步提升电网巡检的效率和准确性,为电网安全和稳定运行提供更有力的技术支持。

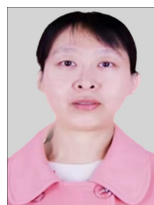
参考文献

- [1] LIU Z Y, ZHAO X D, QI H C, et al. Prospects of UAV Power Inspection Technology in the New Era [J]. Southern Energy Construction, 2019, 6(4): 1-5.
- [2] TONG W G, YUAN J S, LI B S. A Review on the Application of Image Processing Technology in Helicopter Inspection of Transmission Lines [J]. Power Grid Technology, 2010, 34(12): 204-208.
- [3] JIANG P, ERGU D, LIU F, et al. A Review of Yolo algorithm developments [J]. Procedia Computer Science, 2022, 199: 1066-1073.
- [4] ABOAH A, WANG B, BAGCI U, et al. Real-time multi-class helmet violation detection using few-shot data sampling technique and yolov8 [C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2023: 5349-5357.
- [5] YUAN Y F, ZHOU Z C, ZHANG C, et al. Research on Lightweight Object Detection and Fault Recognition Methods for Power Inspection [J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2022, 20(8): 29-37.
- [6] XUE K T, SAVKINE J, GAO J L. Power Inspection Image Super-Resolution Reconstruction Algorithm Based on VDRCNN [J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2023, 41(3): 530-538.
- [7] HU N, HUANG Z H. Power Tower Key Point Detection Based on Deep Learning [J]. Science and Innovation, 2022(7): 69-74.
- [8] HUANG W W, YUAN B, WANG B, et al. Unattended Power Inspection System Based on Image Fusion and H. 265 [J]. Modern Electronic Technology, 2022, 45(6): 131-136.
- [9] ZHANG W H, ZHANG Z Z, XIE F g, et al. Research on Fault

- Recognition Algorithm for Photovoltaic Panels Based on SSD and Infrared Video [J]. *Computer Knowledge and Technology*, 2022, 18(35):90-92.
- [10] LIU Y, SUN P, WERGELES N, et al. A survey and performance evaluation of deep learning methods for small object detection [J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 172:114602.
- [11] QI Y, HE Y, QI X, et al. Dynamic Snake Convolution based on Topological Geometric Constraints for Tubular Structure Segmentation [C] // *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. 2023:6070-6079.
- [12] HAN K, XIAO A, WU E, et al. Transformer in transformer [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2021, 34: 15908-15919.
- [13] ZHU L, WANG X, KE Z, et al. BiFormer: Vision Transformer with Bi-Level Routing Attention [C] // *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2023:10323-10333.
- [14] MISRA D. Mish: A self regularized non-monotonic activation function [J]. *arXiv*:1908.08681, 2019.
- [15] JOCHER G, STOKEN A, BOROVEC J, et al. ultralytics/yolov5:v4.0-nn. SiLU () activations, Weights & Biases logging, PyTorch Hub integration [EB/OL]. <https://github.com/ultralytics/yolov5>.
- [16] LI H, LI J, WEI H, et al. Slim-neck by GSConv: A better design paradigm of detector architectures for autonomous vehicles [J]. *arXiv*:2206.02424, 2022.
- [17] TONG Z, CHEN Y, XU Z, et al. Wise-IoU: Bounding Box Regression Loss with Dynamic Focusing Mechanism [J]. *arXiv*: 2301.10051, 2023.
- [18] CHEN X, LIANG C, HUANG D, et al. Symbolic discovery of optimization algorithms [J]. *arXiv*:2302.06675, 2023.
- [19] FAN Y L. Research on Deep Learning-based Foreign Object Detection Methods in Power Inspection Images [D]. Hubei University of Technology, 2020.
- [20] LI B, QU L Y, ZHU X S, et al. Insulator Defect Detection Based on Multi-scale Feature Fusion [J]. *Transactions of Electrical Engineering*, 2023, 38(1):60-70.
- [21] KANG T A, WANG B L, LIU S H, et al. A Review on Deep Learning Detection Methods for Transmission Line Fittings and Their Defects [J]. *Electric Power Information and Communication Technology*, 2022, 20(11):1-12.
- [22] DING N N, HU X X, WU Y C, et al. Research on Deep Learning-based Detection Methods for External Force Damage to Transmission Lines [J]. *Software Engineering*, 2022, 25(1): 14-17.
- [23] GU X D, TANG D H, HUANG X H. Defect Detection and Recognition in Power Grid Inspection Images Based on Deep Learning [J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(5):7.
- [24] 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.
- [25] BENJUMEA A, TEETI I, CUZZOLIN F, et al. YOLO-Z: Improving small object detection in YOLOv5 for autonomous vehicles [J]. *arXiv*:2112.11798, 2021.
- [26] WANG G, LIU Z, SUN H, et al. Yolox-BTFPN: An anchor-free conveyor belt damage detector with a biased feature extraction network [J]. *Measurement*, 2022, 200:111675.
- [27] ZHU X, SU W, LU L, et al. Deformable DETR: Deformable Transformers for End-to-End Object Detection [C] // *International Conference on Learning Representations*. 2021.
- [28] YE G, QU J, TAO J, et al. Autonomous surface crack identification of concrete structures based on the YOLOv7 algorithm [J]. *Journal of Building Engineering*, 2023, 73:106688.
- [29] YU H, YUN L, CHEN Z, et al. A Small Object Detection Algorithm Based on Modulated Deformable Convolution and Large Kernel Convolution [J/OL]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2023. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36733786/>.
- [30] LI K, WANG Y, HU Z. Improved YOLOv7 for Small Object Detection Algorithm Based on Attention and Dynamic Convolution [J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(16):9316.



SONG Shangze, born in 2001, undergraduate. His main research interests include electrical engineering and artificial intelligence.



LI Li, born in 1981, master, associate professor. Her main research interests include electrical engineering and electronic design.