Research on Small Target Fault Detection in Power Inspection*

LUO Jinsheng[1*], LIU Lei[2], CHEN Hao[3], LI Zhongxu[3]
(1.State Grid Zhejiang Taizhou Power Supply Company, Taizhou Zhejiang 318000, China; 2.Nanjing Wuxiang Cloud Intelligent Technology Co. Ltd., Nanjing Jiangsu 211103, China; 3.State Grid Zhejiang Electric Power Co. Ltd., Hangzhou Zhejiang 310007, China)

Abstract: Targeting at the problem of difficult fault detection of small targets in power inspection, a low-level detection feature map is added based on YOLOv8 algorithm. Compared with high-level features, low-level features have a smaller receptive field, so it is more sensitive to small targets. In addition, before obtaining each detection feature map, an attention mechanism module is added to enhance the effective feature extraction ability in both spatial and channel dimensions. Compared with the classic YOLOv8 algorithm, the proposed method improves the average accuracy of small targets such as nut missing by about 23%, the average accuracy of large targets such as insulator breakage by about 7%, and the overall average accuracy of YOLOv8 algorithm by about 14%.

Key words: small object detection; attention mechanism; feature extraction; YOLO model; power inspection
EEACC: 6135 **doi**: 10.3969/j.issn.1005-9490.2026.04.025

电力巡检中小目标故障检测研究*

罗进圣[1*], 刘 磊[2], 陈 浩[3], 李钟煦[3]
(1.国网浙江省电力有限公司台州供电公司, 浙江 台州 318000; 2.南京无象云智能科技有限公司, 江苏 南京 211103; 3.国网浙江省电力有限公司, 浙江 杭州 310007)

摘 要: 针对电力巡检中小目标故障检测困难的问题, 在 YOLOv8 算法基础上, 添加了一个底层的检测特征图, 底层特征相比于高层特征具有更小的感受野, 因此它对小目标更加敏感。此外, 在获取每一个检测特征图之前, 还添加了注意力机制模块, 在空间和通道两个维度上增强有效特征提取能力。与经典 YOLOv8 算法的对比实验表明, 该方法对螺母缺失这类小目标检测平均精度提升了约 23%, 对绝缘体破损这类较大目标检测平均精度提升了约 7%, 整体的平均精度均值提高了约 14%。

关键词: 小目标检测; 注意力机制; 特征提取; YOLO 模型; 电力巡检
中图分类号: TN911.73; TP183 **文献标识码**: A **文章编号**: 1005-9490(2026)04-0874-05

在电力系统中, 电力巡检作为保障设备安全稳定运行的关键环节, 其重要性不言而喻。电力巡检不仅涉及对电力设备、线路、配电室、变电站等关键组件的全面巡视、检查、测试和分析, 更在于及时发现并消除潜在的设备故障和隐患, 从而预防大规模故障的发生, 确保电力供应的连续性和稳定性[1]。然而, 传统的电力巡检方式主要依赖于人工巡检, 这一方式在面对日益复杂和庞大的电力系统时, 逐渐显露出其局限性[2]。

为了克服传统人工巡检的弊端, 基于计算机视觉的无人机巡检技术应运而生。无人机巡检利用先进的机器视觉技术和无人机平台, 实现了对电力设备的高效、精准巡检[3]。通过搭载高清摄像头和图像处理系统, 无人机能够捕捉设备的详细图像信息, 并通过人工智能算法识别出设备故障和隐患。Ling 等[4]使用 Faster-RCNN 检测绝缘子, 将绝缘子区域切割出来后使用 U-Net 网络检测绝缘子自爆缺陷, 其召回率和准确率分别为 95.5%和 95.1%。郝帅等[5]提出一种基于 Transformer 和感受野模块的 YOLOv5 输电线路多类缺陷目标检测算法, 该方法利用多头注意力结构获取特征图像素点的全局信息, 以增强特征表达能力, 其在巡检精度上表现出较好的优越性。王磊[6]提出了一种基于 YOLOv5s 的改进型缺陷检测算法, 在骨干网络中引入卷积神经网络注意力模块, 增强网络对特征图中重要信息的提取效率, 从而提高检测精度。

上述研究推动了无人机电力巡检的自动化进

项目来源: 国网台州电力公司研究课题项目
收稿日期: 2024-08-27 **修改日期**: 2024-09-29

程，然而，在实际应用中，对于小目标故障（如螺母松动）的检测仍然存在诸多挑战。由于小目标在图像中所占比例较小，特征信息有限，传统的图像处理方法往往难以准确识别，导致小目标故障检测的精度和鲁棒性不足[7]。小目标检测的主要方法包括：基于多尺度预测的方法，即在多个不同尺度的特征图上分别对物体的类别和坐标进行预测[8]。基于提高特征分辨率的方法，该方法旨在通过增加顶层特征图分辨率的方式将小目标的特征表示转化为较大目标的特征来提高小目标检测精度[9]。基于上下文信息的方法，其核心思想是待检测目标不是独立存在的，而是和周边像素存在某种联系，挖掘并利用目标及其周边像素即上下文信息将有利于小目标检测[10]。基于数据增强的方法，通过数据增强手段增加小目标的样本数量从而提高检测性能[11]。

鉴于上述研究，本文在 YOLOv8 算法[12]基础之上，添加了一个底层检测特征图，共构建了 4 个检测特征图，丰富了原始算法的多尺度特征。相比于顶层模块，底层模块的单元感受野更小，对小目标更加敏感。此外，为了利用特征图中的上下文信息，本文在 YOLOv8 的主干网络中添加了注意力机制模块，在通道和空间两个维度同时对特征图进行上下文信息加权，使得网络在保证大目标检测精度不下降的条件下，提高小目标故障的检测精度。

1　网络结构

本文是在 YOLOv8 模型结构上进行了改进，网络结构如图 1 所示。YOLOv8 是一个无锚框的模型，通过头部解耦来独立处理分类与回归任务，这种设计允许每个分支专注于自己的任务，并提高模型的整体准确性。与之前 YOLO 版本算法相比，YOLOv8 使用了跨阶段局部瓶颈模块（Cross-Stage Partial Bottleneck with Two Convolutions，c2f），它将高阶特征与上下文信息进行了结合，提高了检测性能[10]。

整个网络从左到右依次是主干网络（Backbone）、瓶颈结构（Neck）和检测头（Head）。其中主干网络负责特征提取，主要由卷积块和 c2f 模块组成。瓶颈结构负责多尺度特征融合，通过将来自主干网络不同阶段的特征图进行融合，增强特征表示能力。检测头部分负责预测边界框的回归值与目标的分类任务。相比于原始 YOLOv8 结构，本文在主干网络中的每个 c2f 模块前添加了注意力机制，通过注意力机制为整个特征图的上下文进行加权，旨在利用上下文信息来提高小目标检测效果。其次，为丰富原始 YOLOv8 中的多尺度特征图，本文将主干网络中的第一个 cf2 模型的输出（离输入最近的一个 cf2 模块）也抽取出来，作为一个新的检测特征图。相应地，在 Neck 和 Head 部分添加了与其他特征图的拼接融合模块以及对应该特征图的检测器。图 1 中实线框起的模块，为本文在 YOLOv8 基础上添加的新的结构单元。

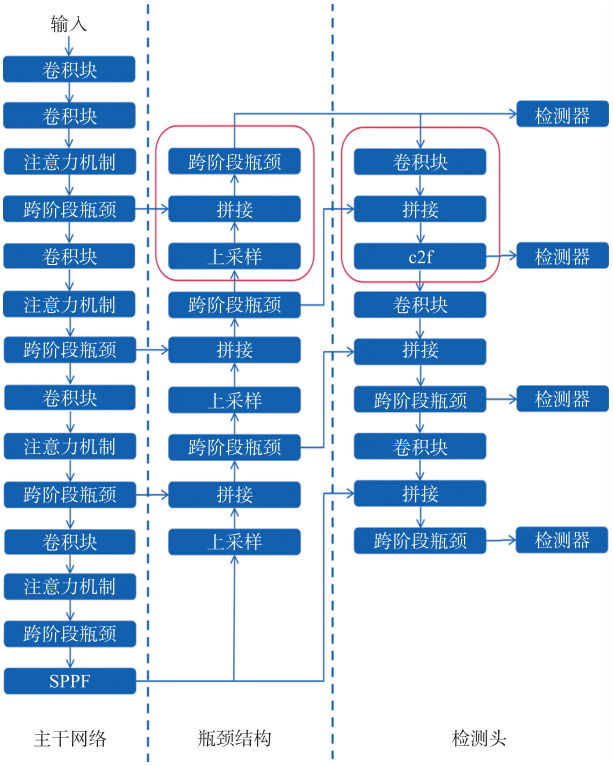

图 1　网络结构

2　注意力机制

注意力机制的核心思想类似人脑对整个图像的注意力是不平衡的，并且具有一定的差异化权重。这些关注领域有时简称为“焦点”。当找到“焦点”时，其他无用信息就会被抑制，资源自然地会被投入到获取更多关注细节上。这大大提高了信息处理的效率。因此，在图像处理算法中，图像的不同部分通过特定的相似度算法进行加权，使得权重较大的部分能够被后续的算法注意到[13]。本文分别对特征图的通道和空间两个维度进行了注意力机制处理，其结构如图 2 所示，上半部分为空间注意力，下半部分为通道注意力。

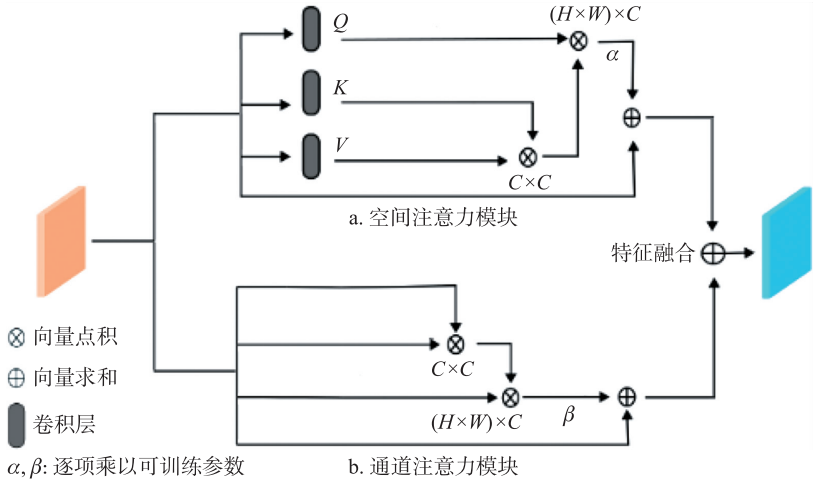

图 2 注意力机制模块

2.1 空间注意力机制

给定一个局部特征 $A \in \mathbf{R}^{H\times W\times C}$($H$ 为特征高度，W 为特征宽度，C 为通道数)，先将其分别通过三个卷积层，得到查询向量 $Q \in \mathbf{R}^{H\times W\times C}$，键向量 $K \in \mathbf{R}^{H\times W\times C}$，值向量 $V \in \mathbf{R}^{H\times W\times C}$，为了进一步运算需要，我们将 $\mathbf{R}^{H\times W\times C}$ 变换为 $\mathbf{R}^{N\times C}$，其中 $N=H\times W$。我们采用按行归一化的 Softmax 函数和点积运算作为注意力评分函数，来计算出注意力分布 $s \in \mathbf{R}^{N\times N}$：

$$s=\mathrm{Softmax}(QK^{\mathrm{T}}) \tag{1}$$

我们将其与 V 进行点积运算得到输出向量 $H \in \mathbf{R}^{N\times C}$：

$$H=sV=\mathrm{Softmax}(QK^{\mathrm{T}})V \tag{2}$$

最后将输出序列 H 乘以一个可学习的比例参数 α，并使它与原特征 A 进行逐元素求和运算，得到最终输出 $E \in \mathbf{R}^{H\times W\times C}$。

$$E=\alpha H+A \tag{3}$$

式中：α 可被初始化为 0，并逐渐学习分配更多的权重。为了产生跨位置的有利效果并加强语义的一致性，E 是所有位置特征和原始特征的加权总和，只聚合了本位置和其他位置的特征。

2.2 通道注意力机制

高级特征的每个通道可以被视为特定类别的响应，并且不同通道之间的响应相互关联，因此，我们可以建立一个通道注意力模块，来增强那些有互相依赖关系的通道。

通道注意力模块结构与位置注意力算法不同，它直接使用原始特征图 $A \in \mathbf{R}^{N\times C}$(其中 $N=W\times H$)与其转置矩阵 A^{T} 和 Softmax 函数来计算出通道注意力分布图 $x \in \mathbf{R}^{C\times C}$

$$x=\mathrm{softmax}(A^{\mathrm{T}}A) \tag{4}$$

随后我们将其映射到原特征图 A 上，再乘以一个可学习参数 β，最后加上原特征图 A，并将结果 reshape 为 $E \in \mathbf{R}^{H\times W\times C}$

$$E=\beta(Ax)+A \tag{5}$$

式中：β 是一个初始化为 0 的可学习参数，E 是加权的所有通道的特征与原始特征的总和，它建立了特征图各通道之间长距离的依赖关系，提高了特征的可分辨性，充分利用的各通道之间的语义相关性。

3 实验

为测试算法性能，构建了一个包含绝缘子破损、异物堆积、螺母松动、螺母缺失等四个缺陷类别的数据集，共计 37 530 张高清图片，各种类别的标签数量见表 1，部分图片中包含多种缺陷类别。螺母松动/缺失这两个类别属于小目标缺陷，相对与整幅图片，它们的占比像素小于 2%，如图 3 所示的案例图片。

表 1 样本数量

缺陷类别	数量
绝缘子破损	11 598
异物堆积	11 072
螺母松动	13 827
螺母缺失	10 463

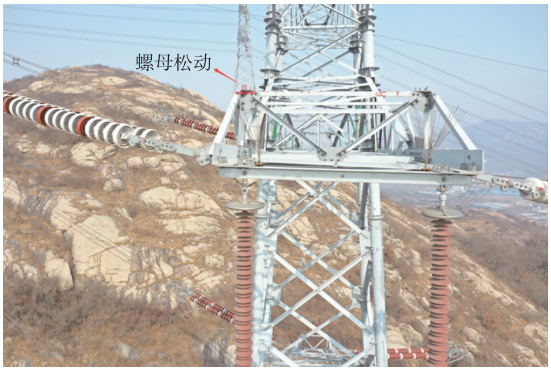

图 3 小目标故障

实验不仅与经典的 YOLOv8 算法进行了对比,还设置了消融性实验,将本文使用的注意力机制模块和新加的检测特征图分别做了独立的对比,如表 2 所示。评价指标为每个类别的平均精度(Average Precision,AP)以及模型的整体性能平均精度均值(Mean Average Precision,mAP)。

表 2　算法性能对比　　单位:%

模型	AP				mAP
	绝缘子破损	异物堆积	螺母松动	螺母缺失	
YOLOv8	85.6	88.7	57.3	48.8	70.1
YOLOv8+注意力	91.8	92.4	62.8	54.2	75.3
YOLOv8+检测特征图	89.3	91.4	59.2	50.1	72.5
YOLOv8+注意力+特征图	93.4	95.6	75.4	72.2	84.2

YOLOv8 算法在针对螺母松动/缺失等小目标检测时,效果表现一般,其中对螺母松动检测的平均精度为 57.3%,螺母缺失检测的平均精度为 48.8%,对绝缘子破损和异物堆积等较大目标检测效果明显要好很多,平均精度分别达到了 85.6%和 88.7%,模型整体性能 mAP 只有 70.1%。

在 YOLOv8 的主干网络中,添加注意力机制模块后,可使得模型的 mAP 提高 5.2%。注意力机制是对特征图的全局信息做了加权处理,兼顾了上下文信息,使得四种待检测缺陷类别的 AP 值均有所提升。相应地,只给 YOLOv8 添加一个底层检测特征图,其 mAP 相比与 YOLOv8 只提升了 2.4%,且小目标缺陷检测的 AP 提升效果不如添加注意力机制的算法,因为底层特征图的泛化特征与任务相关度较低,直接使用底层特征图做目标检测效果有限。在小目标检测任务中,螺母松动和螺母缺失两个类别的 AP 比 YOLOv8 分别只提升了 1.9%和 1.3%,这些微小的改善得益于网络结构中多尺度特征的融合,即图 1 中间实线框起部分表示的底层特征图与其他特征图进行的拼接融合,提高了底层信息的复用。

因此直接使用底层特征图对目标检测任务的改善是有限,为此需要增强底层特征图的表示能力。针对该问题,本文在每一个检测特征图之前都添加了注意力机制模块,最终构建的模型 mAP 比 YOLOv8 提高了 14.1%,且小目标检测效果的改善尤为明显,螺母松动的 AP 值提高了 18.1%,螺母缺失的 AP 值提高了 23.4%。

4　总结

本文在 YOLOv8 算法基础之上,通过在主干网络中添加注意力机制模块以及新增底层特征图来丰富原始算法的多尺度特征,使得算法在检测小目标缺陷上有了明显改善。其中独立新增的检测特征图需要通过注意力机制算法来增强底层特征的表示能力,使得特征在空间和通道两个维度上能利用全局上下文信息,从而达到特征增强的目标。由此构建的检测算法在保证大目标检测 AP 值有小幅度提升的条件下,能较大幅度地提升小目标检测精度。

参考文献:

[1] 王凤超,李晓璇,王冬,等. 无人机技术在电力智能巡检中的应用[J]. 电子技术,2024,53(5):282-283.

[2] 李道兴,王晓辉,李黎,等. 面向电力无人机巡检图像分析处理的自动化深度学习系统:架构设计与关键技术[J]. 电力信息与通信技术,2024,22(4):38-54.

[3] 蔡京霖. 电力巡检特殊应用环境下无人机飞行控制系统设计及应用分析[J]. 智慧中国,2023(10):75-76.

[4] Ling Z N,Qiu R C,Jin Z J,et al. An Accurate and Real-Time Self-Blast Glass Insulator Location Method Based on Faster R-CNN and U-Net with Aerial Images[Z]. CSEE Journal of Power and Energy Systems,2019,5(4):474-482.

[5] 郝帅,赵新生,马旭,等. 基于 TR-YOLOv5 的输电线路多类缺陷目标检测方法[J]. 图学学报,2023,44(4):667-676.

[6] 王磊,郝涌汀,潘明然,等. 电力巡检中改进 YOLOv5s 的缺陷检测算法研究[J]. 计算机工程与应用,2024,60(10):256-265.

[7] 曾爽. 无人机图像的小目标检测及优化算法研究[D]. 保定:河北大学,2024.

[8] Liu W,Anguelov D,Erhan D,et al. SSD:Single Shot Multibox Detector[C]//14th European Conference on Computer Vision,Amsterdam,Netherlands,2016:21-37.

[9] Zhou P,Ni B B,Geng C,et al. STDN:Scale-Transferrable Object Detection[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,Salt Lake City,UT,USA,IEEE,2018:528-537.

[10] Zhu Y S,Zhao C Y,Wang J Q,et al. CoupleNet:Coupling Global Structure with Local Parts for Object Detection[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision,Venice,Italy,IEEE,2017:4146-4154.

[11] Wang X, Zhang H Y, Liu Q H, et al. Feature Fusion-Based Data Augmentation Method for Small Object Detection[J]. IEEE Multimedia, 2024, 31(3), 65-77.
[12] Varghese R, Sambath M. YOLOv8: A Novel Object Detection Algorithm with Enhanced Performance and Robustness[C]//2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS), Chennai, India, 2024: 1-6.
[13] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention Is All You Need[C]//31st International Conference on Neural Information Processing Systems, Long Beach, CA, USA, 2017: 6000-6010.

罗进圣(1972—),男,就职于国网浙江省电力有限公司台州供电公司,华北电力大学电气工程硕士,研究方向:电气工程、新型电力系统建设、电网经营管理 zyzliz@163.com;

陈 浩(1987—),男,就职于国网浙江省电力有限公司,华北电力大学工商管理硕士,研究方向:人工智能、北斗、智慧物联、5G 等数字新技术应用,329846957@qq.com;

刘 磊(1989—),男,就职于南京无象云智能科技有限公司,南特大学综合理工学院电气工程硕士,研究方向:电气工程、人工智能、电力电子与电力传动,liuleilizhi@163.com;

李钟煦(1980—),男,就职于国网浙江省电力有限公司,山东大学电力系统自动化博士,研究方向:人工智能、北斗、数字孪生、智慧物联、区块链等数字新技术在电力系统中的应用,147816801@qq.com。