液晶与显示
Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays

文章编号:1007-2780(XXXX)XX-0001-16

几何感知与空间-频域聚发机制的轻量化输电线路缺陷检测方法

赵梓杰[1,2],吴　田[1,2*],孙　航[3],余光凯[4],张博林[1,2],赵不伶[1,2],王晨阳[1,2]

(1.三峡大学 电气与新能源学院,湖北 宜昌 443002;
2.湖北省输电线路工程技术研究中心(三峡大学),湖北 宜昌 443002;
3.三峡大学 计算机与信息学院,湖北 宜昌 443002;
4.中国电力科学研究院有限公司电网环境保护国家重点实验室,湖北 武汉 430074)

摘要:近年来,目标检测算法被广泛应用于输电线路无人机巡检图像的缺陷检测。然而,现有方法在特征提取过程中对不规则缺陷的表征能力不足,目标尺度差异悬殊使微小缺陷细节在跨层融合中易衰减,同时复杂背景干扰易造成缺陷与背景响应混淆。为了解决这些问题,本文提出一种几何感知与空间-频域聚发机制的轻量化检测算法CSF-DEIM。通过构建轻量级几何感知模块重构主干网络,结合动态几何采样与低成本线性扩充,提高对不规则缺陷的自适应表征能力;基于聚集-分发机制设计空频协同聚发网络,并融入小波变换与多尺度渐进式通道注意力,强化跨尺度信息交互并减少微小缺陷细节损失;进一步在尺度内特征交互模块中引入高效判别频域前馈网络,通过空域局部增强与频域自适应滤波提升复杂背景下的缺陷判别能力。实验结果表明,本文模型的mAP@0.5达到92.6%,较基线模型提高4.3个百分点,参数量降至3.37 M。公开数据集上的补充实验验证了模型在不同数据分布下的适用性与泛化能力;在NVIDIA Jetson Xavier NX平台上的实际推理帧率达到42.3 FPS,实现了输电线路巡检场景下的轻量化高精度实时检测。

关　键　词:输电线路巡检;缺陷检测;DEIM;几何感知;空间—频域协同;聚合分发机制

中图分类号:TP394.1　　**文献标识码**:A　　**doi**:10.3724/CJLCD.2026-0155　　**CSTR**:32172.14.CJLCD.2026-0155

收稿日期:2026-08-17;**修订日期**:2026-10-29.

基金项目:国家自然科学基金(No.51807110)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No.51807110)

*通信联系人,E-mail:wutian_08@163.com

Geometry-aware and spatial-frequency gather-distribute mechanism-based lightweight transmission line defect detection method

ZHAO Zijie[1,2], WU Tian[1,2*], SUN Hang[3], YU Guangkai[4], ZHANG Bolin[1,2], ZHAO Buling[1,2], WANG Chenyang[1,2]

(1. *College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Yichang* 443002, *China*;
2. *Hubei Provincial Engineering Technology Research Center for Power Transmission Line (China Three Gorges University), Yichang* 443002, *China*;
3. *College of Computer and Information Technology, China Three Gorges University, Yichang* 443002, *China*;
4. *State Key Laboratory of Power Grid Environmental Protection, China Electric Power Research Institute, Wuhan* 430074, *China*)

Abstract: Target detection algorithms have been widely applied to defect detection in unmanned aerial vehicle(UAV) inspection images of transmission lines. However, existing methods remain limited in representing irregular defects during feature extraction. Large variations in target scales can cause fine details of small defects to attenuate during cross-layer feature fusion, while complex background interference can lead to confusion between defect features and background responses. To address these issues, a lightweight detection algorithm, termed CSF-DEIM, is proposed based on geometry awareness and a spatial-frequency gather-distribute mechanism. A lightweight geometry-aware module is constructed to redesign the backbone network, where dynamic geometric sampling and low-cost linear feature expansion are combined to improve the adaptive representation of irregular defects. A spatial-frequency collaborative gather-distribute network is then developed based on the gather-distribute mechanism, incorporating wavelet transform and multi-scale progressive channel attention to strengthen cross-scale feature interaction and reduce the loss of fine details of small defects. Furthermore, an efficient discriminative frequency-domain feedforward network is introduced into the intra-scale feature interaction module, where spatial-domain local enhancement and frequency-domain adaptive filtering are employed to improve defect discrimination under complex backgrounds. Experimental results show that CSF-DEIM achieves an mAP@0.5 of 92.6%, representing an improvement of 4.3 percentage points over the baseline model, while reducing the number of parameters to 3.37 M. Supplementary experiments on a public dataset further verify the applicability and generalization capability of the proposed model under different data distributions. On the NVIDIA Jetson Xavier NX platform, CSF-DEIM achieves a real-time inference speed of 42.3 FPS, enabling lightweight, high-accuracy, and real-time defect detection for transmission-line inspection.

Key words: transmission line inspection; defect detection; DEIM; geometry awareness; spatial-frequency collaboration; gather-distribute mechanism

1 引　　言

输电线路作为电力系统的生命线,承担着电力跨区域传输的关键任务[1]。然而,其长期暴露于复杂多变的自然环境中,在高电压、强电磁场、风雨雷电等多重应力作用下,绝缘子破损、防震锤脱落、杆塔异物等缺陷频发,严重威胁电网的安全稳定运行[2]。传统的人工巡检方式存在劳动

强度大、巡检效率低以及易受恶劣天气影响等问题。随着无人机技术和人工智能的广泛应用，基于无人机搭载视觉传感器的智能巡检模式逐渐成为电力行业的主流解决方案[3-6]。围绕复杂场景下的目标感知与输电线路缺陷检测，相关研究既关注检测方法的改进，也涉及新型成像与智能信息处理技术的发展[7-9]。

当前主流目标检测方法可分为三类：两阶段方法、单阶段方法和端到端目标检测方法[10-12]。两阶段方法先生成可能包含目标的候选区域，再对每个区域进行分类和边界框回归[13]。代表性工作如R-CNN（Region-Convolution Neural Network）[14]、Fast R-CNN（Fast Regions with Convolutional Neural Networks）[15]，开创了深度学习在目标检测中的应用先河。为提升检测效率，单阶段方法摒弃了显式的区域提议步骤，直接在图像网格或预设锚点上进行密集预测，输出目标的类别和位置信息。代表方法包括YOLO（You Only Look Once）系列[16]和SSD（Single Shot MultiBox Detector）[17]等。王凌云等[18]将坐标注意力模块嵌入特征融合网络，并引入变焦损失函数提升对难分类目标的训练强度，有效剥离了复杂背景干扰以降低漏检率。Li等人[19]自主设计了融合ECA注意力与GhostNet的EGC轻量化卷积模块，实现了检测精度与边缘端部署的平衡。上述文献提出的模型均基于YOLO系列改进而来，但其预设锚框的机制需要针对不同场景进行超参数调优，同时依赖非极大值抑制（Non-Maximum Suppression，NMS）等人工设计的后处理步骤。

近年来，基于Transformer的端到端目标检测方法成为电力目标检测的研究热点[20]。自Carion等人首次提出DETR以来[21]，该架构凭借消除预设锚框与NMS后处理的优势，重塑了目标检测的范式，但其巨大的计算开销制约了其在机载边缘端的工程落地。其中，Zhao等人提出的RT-DETR[22]作为首个实时端到端检测模型，创新性地采用混合编码机制与高效的解耦头设计，彻底摆脱了传统预设锚框与NMS后处理的束缚，吸引了众多学者在此基础上针对性改进研究。姜香菊等人[23]采用轻量级EMO网络替换特征提取主干，并设计了基于轻量级注意力的尺度内与跨尺度特征交互模块，成功满足了多天气工况下的边缘端高效部署要求。面向无人机航拍巡检面临的计算受限与复杂特征提取难题，王震洲等人[24]构建了DRF轻量化特征提取模块，并结合MSFFN融合网络强化了对密集及多尺度目标的特征捕获，在异物检测精度上取得了突破。尽管上述改进取得了显著进展，但在面向输电线路巡检时，标准RT-DETR虽实现了端到端，但其采用的传统一对一（O2O）匹配机制会导致正样本监督信号极度稀疏，在面对输电巡检场景易出现收敛慢、漏检率高的问题。为此，本文引入新一代端到端框架DEIM（DETR with Improved Matching for Fast Convergence）开展输电线路缺陷检测研究[25]。DEIM采用密集一对一匹配（Dense O2O）策略与匹配感知损失（Matchability-Aware Loss，MAL），增强正样本监督和匹配质量，在保持端到端检测优势的同时具有较低计算开销，因此本文选取其轻量版本DEIM-D-FINE-N作为基线。

尽管DEIM框架在底层架构上具备显著优势，但其在真实输电场景的研究较为有限，且该模型仍面临特征提取静态死板、跨层信息融合时微小目标信息易丢失等局限[26-27]。为此，本文选用DEIM中最轻量版本DEIM-D-FINE-N作为基线模型进行改进，具体创新包括：

（1）设计了轻量级几何感知模块（Compact Geometry-Aware Block，CGA-Block）并重构主干网络。将低成本线性映射思想与动态形变感知能力相融合，并嵌入无参注意力机制（A Simple，Parameter-Free Attention Module，SimAM）。在压缩模型冗余参数的同时，赋予网络对不规则缺陷强大的几何形变适应力。

（2）针对传统特征金字塔网络跨层信息递推传递细粒度特征易衰减的问题，本文构建了空频协同聚发网络（Spatial Frequency Gather Distribute Neck，SFGD-Neck），实现对不同尺度特征的高效聚合与定向分发，在此基础上，融合小波变换（Wavelet Transform Convolution，WTConv）与多尺度渐进式通道注意力（Multi-scale Progressive Channel Attention，MPCA），增强了多频段特征建模能力和关键通道选择能力。

（3）设计了频域感知特征交互模块（Frequen-

cy-Aware Feature Interaction, FAFI)。该模块引入了高效判别频域前馈网络(Efficient Discriminative Frequency Domain-based Feedforward Network,EDFFN),通过空域局部增强与频域全局滤波两个阶段,实现缺陷与复杂背景的精准解耦。同时,EDFFN的频域变换后置策略规避了高维算力瓶颈,提升了模型在强干扰环境下的特征提纯能力与推理效率。

2 CSF-DEIM输电线路缺陷检测模型

本文选用DEIM系列最轻量的版本DEIM-D-FINE-N作为基线模型,该基线的Dense O2O策略通过Mosaic和MixUp等数据增强,将单目标图像拼接成多目标图像,提供更密集的正样本监督信号,强化对尺度差异大、背景复杂目标的监督;同时,其匹配感知损失基于IoU与分类置信度构建了动态惩罚机制,有效改善了低质量匹配,在加速模型收敛的同时提升了复杂场景下的目标判别性能。此外,该框架彻底摒弃了NMS后处理,具备轻量化与高实时性特征。

本文基于DEIM框架,提出了一种几何感知与空间-频域聚发机制的轻量化检测算法CSF-DEIM,其整体网络架构如图1所示。首先,输电线路巡检图像被输入主干网络,以提取多尺度特征。其中,CGA-Block在显著压缩模型参数的同时,利用动态形变感知能力精准捕捉不规则缺陷的几何形态特征;随后,深层特征进入FAFI进行特征交互,实现缺陷特征与背景频域响应的解耦,并强化关键语义表达;进而,交互后的多层级特征被送入SFGD-Neck,通过全局特征聚合与定向分发提升跨尺度特征融合效率;最后,融合后的特征输入检测头,通过解码目标查询,直接预测并输出缺陷的分类与定位结果。

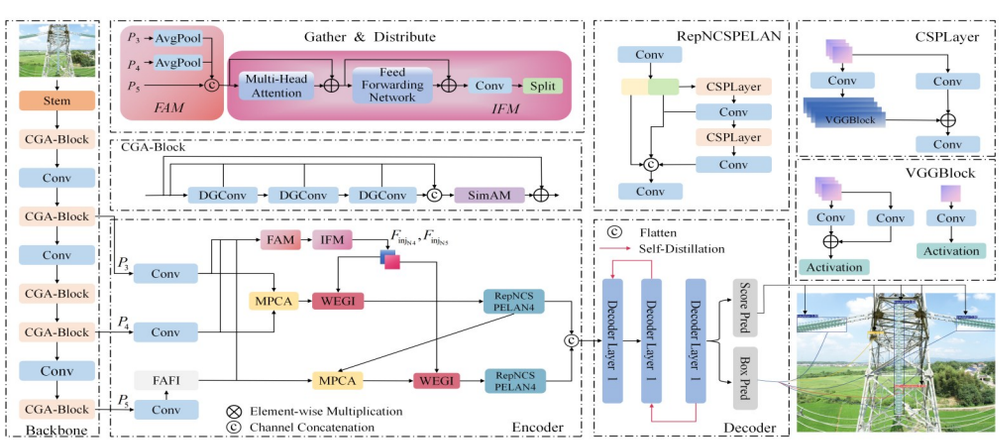


图1 CSF-DEIM整体网络结构

Fig. 1 Overall architecture of CSF-DEIM

2.1 轻量级几何感知模块

原DEIM模型采用HGNetv2作为主干网络,其整体架构由多个HG Stage模块串联构成,而每个HG Stage均通过堆叠多个HG Block单元来实现深层特征提取。HG Block(High-performance GPU Network Block)主要由标准卷积层与SE(Squeeze-and-Excitation)通道注意力机制构成。在输电线路巡检场景中,缺陷常常呈现出一定的不规则性,以及因视角变化而产生的物体形变,这使得HG Block内部组件的设计局限性逐渐凸显。一方面,HGBlock中的标准卷积在特征提取时易生成大量相似的冗余特征图,且刚性固定感受野无法贴合缺陷的不规则几何形态;另一方面,SE模块依赖的全局平均池化操作剥离了空间位置信息,削弱了模型对不规则缺陷的聚焦能力。此外,SE模块引入的全连接层显著增加了参数量,加剧了边缘设备部署时的算力瓶颈。

为解决上述问题,本文重构了主干网络的特征提取单元,设计了CGA-Block,如图1所示,该

模块核心创新在于设计了动态幽灵卷积(Dynamic Ghost Convolution, DGConv)并引入了SimAM注意力机制。前者通过解耦本征特征提取与冗余特征生成,以低算力成本自适应捕获缺陷的复杂形变;后者基于神经科学中的空间抑制理论,通过定义能量函数直接推断三维注意力权重,无需引入额外参数即可同时在通道与空间维度上增强判别性神经元的响应。

2.1.1 *动态幽灵卷积*

针对传统卷积参数冗余与特征提取僵化,本文所设计的DGConv,通过融合GhostConv[28]的轻量化思想与DCNv4(Deformable Convolution v4)[29]强大的动态特征学习能力,在降低模型计算负担的同时,增强了对复杂缺陷不规则形状的感知能力。考虑到标准卷积在提取时往往会生成大量高度相似的冗余特征图,造成算力浪费[28]。为此,本文提出的DGConv将特征生成过程重构为两步协同操作:首先,利用DCNv4的多尺度注意力机制与调制偏移量,以极少的卷积组数进行空间自适应采样,精准提取出少量但包含核心语义的"主特征";随后,对主特征施加一系列轻量级的线性变换,以极低成本生成那些外观相似的"增广特征"并进行通道扩充。DGConv的整体架构如图3所示,其具体推理流程如下:

(1)基于DCNv4的主特征提取

假设目标需要输出通道数为n的特征图,设定特征扩展比例因子为s。传统卷积生成n个特征图需要n个卷积核,存在冗余。而本阶段首先采用m组(其中$m=n/s$)DCNv4可变形卷积对输入特征图X进行处理,生成包含核心语义的m通道主特征Y'。仅为常规卷积$1/s$数量的卷积核严格控制了参数量。设主卷积核尺寸为$k\times k$,由于仅生成m个特征图,此阶段的主特征提取计算量FLOPs_1为:

$$\mathrm{FLOPs}_1=m\times c\times k\times k\times h'\times w'. \quad (1)$$

为了精准捕获缺陷不规则轮廓,DCNv4在生成Y'时摒弃了刚性的方形采样网格。通过引入可学习的采样偏移量Δp,赋予了感受野自适应几何扭曲的能力,其动态采样过程如图2所示。其空间聚合计算公式为:

$$y_g=\sum_{k=1}^{K}m_{gk}\cdot x_g\left(p_0+p_k+\Delta p_{gk}\right), \quad (2)$$

式中,$x_g,y_g\in\mathbb{R}^{H\times W\times C'}$表示切片后的输入和输出的特征图,$K$表示采样位置总数,$m_{gk}$表示第$g$个组中第$k$个采样点的空间聚合权重,$p_0$为当前中心位置,$p_k$表示预定义网格的第$k$个位置,$\Delta p_{gk}$为网络自适应学习的空间采样偏移量。本文引入的DCNv4创新性地移除了前代DCNv3中的Softmax归一化,且优化了CUDA内核,提高了动态建模能力与计算效率。

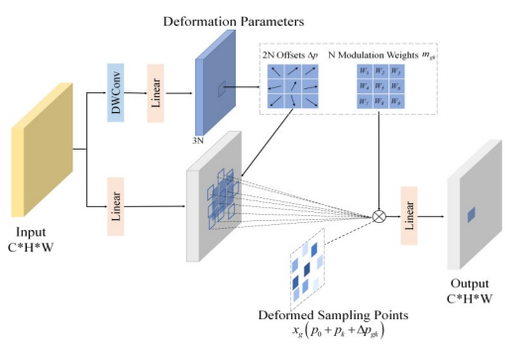


图2 DCNv4动态采样结构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of dynamic sampling in DCNv4

(2)基于线性变换的特征扩充

在获取包含目标几何特征信息的m通道主特征图后,为弥补主卷积降维带来的通道信息缺失,本阶段对输出的每一个主特征图$Y_i'(i=1,\ldots,m)$实施一组廉价线性操作$\Phi_{i,j}(j=1,\ldots,s)$。具体而言,前$s-1$个操作$\Phi_{i,1},\ldots,\Phi_{i,s-1}$采用$d\times d$深度可分离卷积(Depthwise Convolution),用于生成互补的ghost特征图;最后一个操作$\Phi_{i,s}$固定为恒等映射(Identity Mapping),原样保留DCNv4主分支提取的核心语义。并将所有操作结果沿通道维度拼接,得到最终通道数为n的输出特征图。该阶段生成其余$n-m$个特征图所需的扩充计算量FLOPs_2为:

$$\mathrm{FLOPs}_2=\frac{n(s-1)}{s}\cdot h'\cdot w'\cdot d\cdot d. \quad (3)$$

DGConv总计算量为主特征提取分支与Ghost分支之和。若直接采用传统标准卷积一次性生成n个特征图,其所需计算量为FLOPs$=n\cdot h'\cdot w'\cdot c\cdot k\cdot k$。由于深度卷积核尺寸$d\times d$与主卷积核$k\times k$量级相当($d\approx k$),且扩展因子$s$远小于输入通道数$c$,所以对比两者的理论加速比$r_s$为:

$$r_s=\frac{n\cdot c\cdot k\cdot k}{\frac{n}{s}\cdot c\cdot k\cdot k+(s-1)\cdot\frac{n}{s}\cdot d\cdot d}\approx\frac{s\cdot c}{s+c-1}\approx s\ . \tag{4}$$

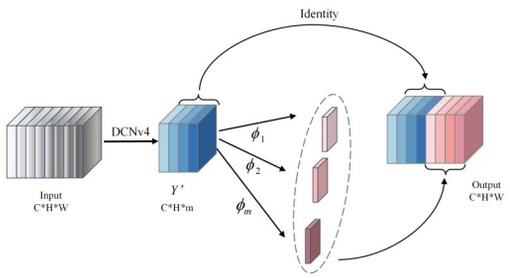


图3 动态幽灵卷积模块结构

Fig. 3 Structure of the dynamic ghost convolution module

2.1.2 SimAM注意力机制

为进一步增强关键缺陷区域响应，引入无参数SimAM注意力。该方法通过能量函数衡量特征元素与邻域元素的可分性，并生成三维注意力权重，无需额外参数即可完成空间与通道联合重标定[30]。其能量计算公式为：

$$e_i^*=\frac{4\left(\hat{\sigma}^2+\lambda\right)}{(t-\hat{\mu})^2+2\hat{\sigma}^2+2\lambda}\ , \tag{5}$$

$$\hat{\mu}=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}x_i\ , \tag{6}$$

$$\hat{\sigma}^2=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}(x_i-\hat{\mu})^2\ , \tag{7}$$

其中，t为特征图当前通道内的目标特征元素；x_i为该通道内其他的相邻特征元素；M为通道内的特征元素总数；$\hat{\mu}$和$\hat{\sigma}^2$分别为该通道内除t外所有相邻元素的均值与方差；λ为正则化系数。由式(7)可知，目标特征元素t与周围元素差异越大，其重要性越大，且能量e_i^*越低。$\frac{1}{e_i^*}$作为重要性权重，经Sigmoid归一化后对原始特征进行逐元素加权：

$$\tilde{X}=\mathrm{sigmoid}\left(\frac{1}{e_i^*}\right)\odot X\ . \tag{8}$$

该特征提炼过程由能量函数直接驱动，避免了原SE模块中池化操作对空间位置信息的破坏，且无额外参数开销。其三维注意力机制不仅能有效聚焦局部缺陷，还显著增强了对弱对比度目标的感知。

2.2 空频协同聚发网络

DEIM架构中的CCFF(CNN-based Cross-scale Feature Fusion)结构主要依赖FPN和PAN进行双向融合。然而，该结构在进行跨层级信息交互时，只能通过相邻层级递推式获取。这种传输模式，可能导致关键信息在层级传播过程中逐步衰减。对于输电线路缺陷检测任务而言，目标尺度差异大且背景干扰强，使得部分缺陷特征在跨层融合中更易丢失，进而影响检测精度。针对上述问题，本文借鉴Gold-YOLO的聚集—分发机制实现跨层特征的直接交互，并结合小波变换与多尺度注意力机制，提出空频协同聚发网络(SFGD-Neck)。

如图1所示，本文提出的SFGD-Neck主要由特征对齐模块(FAM)、信息融合模块(IFM)、多尺度渐进式通道注意力(Multi-scale Progressive Channel Attention, MPCA)以及小波增强门控注入模块(WEGI)构成：

(1)基于FAM与IFM的全局特征聚发支路

全局特征聚发支路旨在将骨干网络提取的多层级特征映射至统一的高维空间，以构建全局上下文先验。具体而言，FAM从P3、P4、P5层接收特征，并采用自适应池化将特征尺寸统一对齐至最小特征尺寸，并在通道维度进行拼接，生成包含多层级信息的对齐特征F_{align}。对齐后的特征随后输入IFM模块进行全局依赖关系捕获。IFM接收F_{align}后，通过多个Transformer模块提取全局语义；随后，利用1×1卷积进行通道降维；最后，通过Split操作将融合后的全局上下文特征按通道维度分割为不同尺度的全局注入先验$F_{\mathrm{inj_{N4}}}$，$F_{\mathrm{inj_{N5}}}$。该过程可公式化为：

$$F_{\mathrm{fuse}}=\mathrm{Transformer}\left(F_{\mathrm{align}}\right)\ , \tag{9}$$

$$F_{\mathrm{inj_{N4}}},F_{\mathrm{inj_{N5}}}=\mathrm{Split}\left(\mathrm{Conv1\times1}\left(\mathrm{F_{fuse}}\right)\right)\ . \tag{10}$$

全局特征聚发支路通过在统一的特征空间内进行全局交互，不仅大幅降低了深层语义在长距离传递中的信息损耗，更为后续的频空协同注入提供了具备全局视野的高质量先验指导。

(2)基于MPCA的局部特征提炼支路

相邻层特征融合过程中，浅层富含微小缺陷的定位信息但富含背景噪声，深层特征具备强语义表征但缺乏局部细节，刚性融合极易导致高低层特征间发生语义冲突。为构建纯净且结构明

确的局部空间特征基底，本文在局部提炼支路中引入了MPCA机制，通过构建统一的跨尺度注意力空间，实现相邻层级特征的自适应重标定与互补融合[31]。

设相邻尺度的浅层特征与深层特征分别为F_1与F_2。MPCA特征融合过程如图4所示，首先，MPCA利用全局平均池化(GAP)和1×1卷积获取空间降维后的通道描述符F_1'与F_2'：

$$F_i'=\mathrm{Conv}_{1\times1}(\mathrm{GAP}(F_i)),\quad i\in\{1,2\}. \tag{11}$$

为打破不同尺度间的特征孤岛，网络将F_1'与F_2'在通道维度进行拼接，并输入至第二层1×1卷积与Sigmoid激活函数中，以此生成一个具备全局感受野的跨尺度通道注意力图A：

$$A=\sigma(\mathrm{Conv}_{1\times1}(\mathrm{Concat}(F_1',F_2'))). \tag{12}$$

该联合注意力图A实现了对不同层级特征表征能力的全局评估。为防止高低层特征的差异性被强行抹平，网络对注意力进行重新解耦为两组尺度特异性权重A_1与A_2，将拆分后的权重A_1与A_2分别与原始特征进行逐元素乘法运算。

$$\hat{F}_i=F_i'\odot A_i\quad i\in\{1,2\}. \tag{13}$$

该过程作为特征选择器，能够自适应强化表征缺陷的通道，并抑制背景噪声通道。最后，采用转置卷积(UP)将加权后的深层特征上采样至与浅层特征相同的空间尺寸，并与浅层特征执行逐元素相加操作，完成最终的局部特征融合F_{local}：

$$F_{local}=\hat{F}_1\oplus UP(\hat{F}_2). \tag{14}$$

通过上述渐进式重标定策略，MPCA充分利用了深层特征的抽象语义来弥补浅层特征的语义匮乏，有效消除了多尺度间的语义鸿沟，更为后续频空门控注入模块提供了结构清晰、噪声极低的局部特征门控先验。

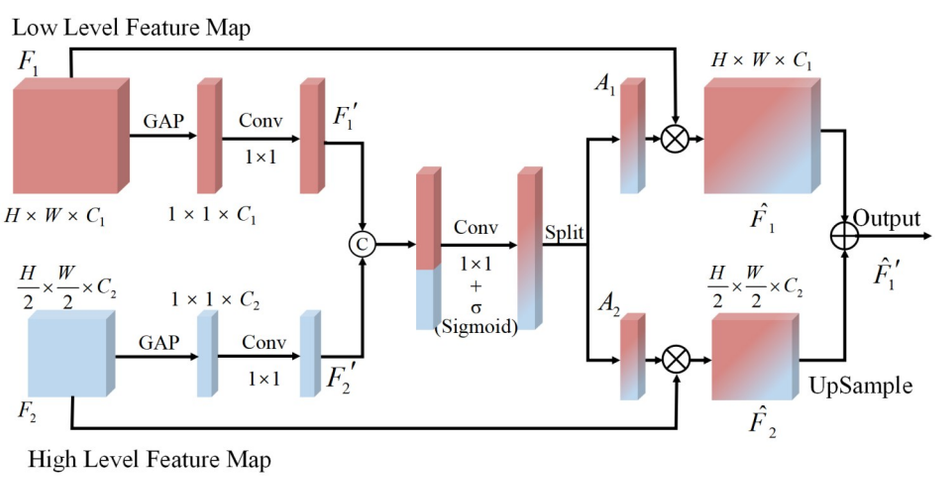


图4　MPCA特征融合过程

Fig. 4　MPCA feature fusion process

(3)小波增强门控注入模块

小波增强门控注入模块(Wavelet-Enhanced Gated Injection，WEGI)是整个颈部网络中连接全局上下文与局部多尺度特征的最终融合枢纽。其核心作用在于：将IFM模块提取的具备宏观感知能力的全局语义信息，精准地注入高分辨率的局部细节特征中。然而，原始Gold-YOLO的信息注入模块(Inject)在处理全局特征分支时，往往仅依赖简单的1×1卷积进行特征汇聚。这种刚性的设计不仅导致空间感受野严重受限，而且在强行跨层融合时，易引发缺陷细节与背景响应间的语义混叠。为打破这一瓶颈，本文在原有双支路门控注入机制的基础上引入小波频域增强，提出了小波增强门控注入模块，其结构如图5所示。

针对感受野受限与频域混叠问题，WEGI在全局特征处理分支中引入了WTConv[32]。WTConv模块通过分层小波分解实现多频特征融合，能够在不显著增加模型参数量的前提下，天然获取超大感受野，并通过强化低频通道的特征关联，提升对缺陷轮廓辨识能力。在具体执行中，WTConv首先通过DWT将输入的全局特征

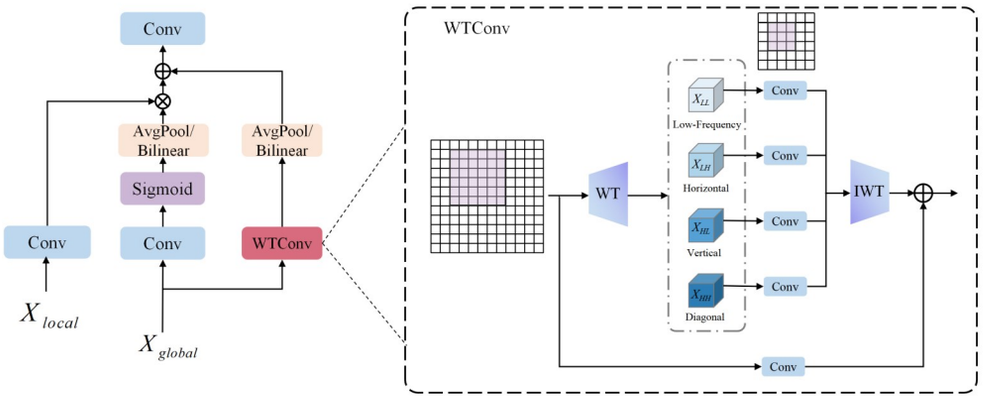


图5 WEGI结构图

Fig. 5 WEGI structure diagram

分解为一个低频分量(LL)和三个高频分量(LH、HL、HH)。低频分量承载全局结构信息,高频分量聚焦细节纹理特征。通过多级级联分解,低频分量的空间分辨率逐层降低,指数级扩大了后续深度可分离卷积的空间感受野。随后,网络对各频率分量进行独立卷积调制,在有效抑制背景冗余响应的同时,显著增强对缺陷细节特征的表达,最后经逆小波变换(IDWT)重构出空间分辨率对齐的高质量全局特征。

与此同时,WEGI模块遵循双支路门控机制。具体而言,从MPCA传入的多尺度局部特征首先经过常规卷积进行通道对齐。而在全局分支中,除了引入上述WTConv生成高质量的全局上下文特征(Value)外,另一条并行支路则通过常规卷积与Sigmoid激活函数,生成包含全局宏观视野的空间门控权重(Spatial Gating)。随后,该门控权重与对齐后的局部特征进行逐元素相乘(Element-wise Multiplication),利用全局视野精准指导局部特征的响应分布,筛选出对缺陷最敏感的细节区域。最后,将经过全局权重筛选的局部特征,与WTConv输出的多频增强全局特征进行残差相加,输出最终的融合特征。这一机制不仅保留了干净的全局上下文,还通过门控与残差结构的配合,有效减缓了多尺度融合过程中的信息损耗。

2.3 频域感知特征交互模块

原DEIM模型采用尺度内特征交互模块(Attention-based Internal Scale Feature Interaction, AIFI)进行深层特征交互,其前馈网络(Feed Forward Neural Network, FFN)主要依赖全通道线性映射,缺乏对频域信息的显式建模,且通道扩张会增加计算开销。为此,本文引入EDFFN替代传统FFN,实现空间域与频率域的协同特征增强[33]。

EDFFN的核心思想是利用缺陷与背景噪声的频谱分布差异,通过空域局部增强与频域全局滤波两个阶段,实现缺陷特征的精准提纯。EDFFN的结构如图6所示。当特征经过自注意力层处理完成并输入到EDFFN后,首先进入空域增强阶段:通过1×1点卷积完成特征维度的线性调整,将输入特征映射至高维特征空间以丰富表达能力;随后,针对缺陷局部细节特征,引入3×3深度可分离卷积与GEGLU门控激活机制构建增强块,增强非线性表达能力;最后,再由1×1卷积进行通道降维投影,完成跨通道维度的信息重组。

为有效抑制背景冗余响应,特征经空域增强

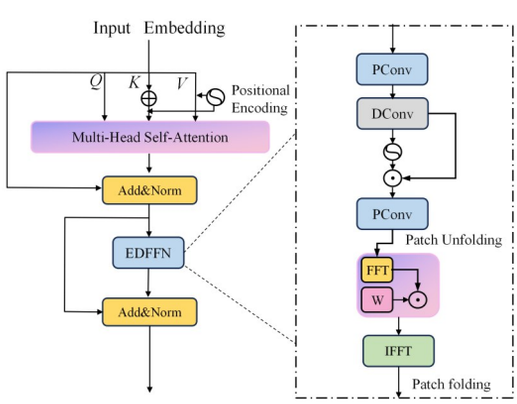


图6 FAFI结构图

Fig. 6 FAFI structure diagram

后输入到频域门控机制。首先,通过二维快速傅里叶变换将空间域特征转换至频率域,实现不同频率成分的有效建模;随后引入可学习的频域权重矩阵 $W_q \in \mathbb{R}^{C\times C}$,对频率域特征进行选择性加权,保留高价值缺陷特征;最后通过逆快速傅里叶变换将特征映射回空间域,该过程的数学表达式为:

$$F^{*}_{freq} = F_{freq} \odot W_q \ . \tag{15}$$

与将频域计算置于通道扩张阶段的传统DFFN不同,EDFFN将频域门控后置于通道降维之后,使参与频域变换的通道数与模块输入保持一致,从而降低频域计算开销并提升推理效率。通过上述重构,改进后的AIFI模块在保持对细粒度缺陷强大提纯能力的同时,大幅削减了模型的显存占用与推理延迟。

3 实验与结果分析

3.1 实验数据集

本文实验采用某供电公司提供的真实输电线路巡检图像,图像包含了多视角的拍摄角度以及涵盖了街道、树林、农田等复杂的自然背景。数据集共包含5178张分辨率均为5472×3648的图像,涵盖了绝缘子、绝缘子自爆、绝缘子闪络,防震锤、防震锤脱落、鸟巢、均压环倾斜、异物飘挂共计8类典型的输电线路组件及缺陷状态。数据集按8:1:1的比例随机划分为训练集(4142张)、验证集(518张)和测试集(518张),数据集示例图片如图7所示。

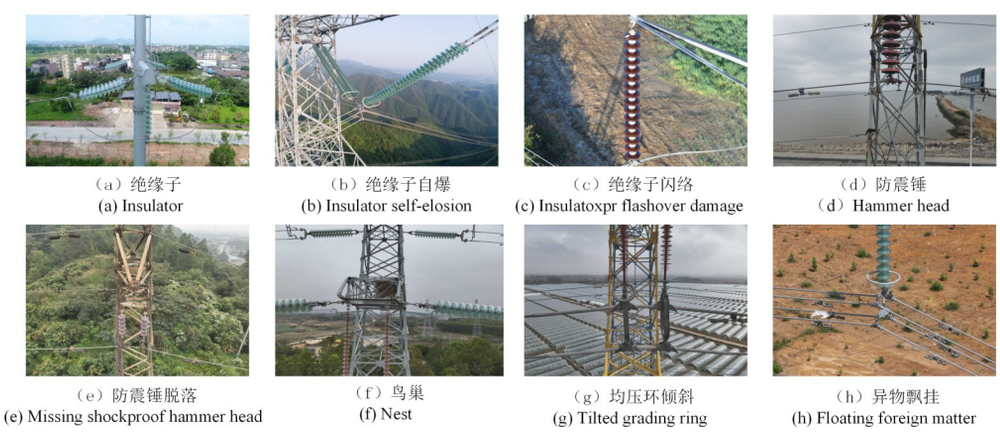


图7 输电线路缺陷数据集

Fig. 7 Transmission line defect dataset

3.2 实验评价指标

鉴于输电线路巡检对精度、效率和可部署性方面的全面要求,对所提出的模型进行了多维度评估。评估指标包括平均精度(Average Precision, AP)、参数数量(Params)以及浮点运算次数(FLOPs)。各指标计算方式如下:

$$P = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FP}} \ , \tag{16}$$

$$R = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FN}} \ , \tag{17}$$

$$\mathrm{AP} = \int_0^1 P(R)\,dR \ , \tag{18}$$

$$\mathrm{mAP} = \frac{\sum_{k=1}^{n}\int_0^1 P(R)\,dR}{n} \ , \tag{19}$$

式中,TP为预测正确的正样本;TN为预测正确的负样本;FP为预测错误的正样本;FN为预测错误的负样本;各类别的AP由精确率-召回率(P-R)曲线下的面积求得,所有类别AP的均值即为平均精度(mean Average Precision, mAP)。其中,mAP@0.5表示交并比(IoU)为0.5时的均值精度,而mAP@0.5:0.95则是IoU为0.5至0.95区间内的综合平均精度,用于评估模型的高精度定位能力。

3.3 实验环境

本文模型训练超参数配置如表1所示。训练过程采用多阶段动态数据增强策略:前4轮采用预热策略引导模型平稳收敛;第4至78轮引入MixUp与Mosaic强增强手段以丰富样本多样性;

为避免后期对合成样本过拟合，第78至148轮停用MixUp；最后的148至160轮全面关闭数据增强，使模型在真实图像分布上完成最终微调。

表1 实验环境

Tab. 1 Experimental environment

参数	配置及版本
GPU	NVIDIA GeForce RTX 4090
操作系统	Ubuntu20.04.6LTS
CUDA版本	CUDA 12.1
深度学习框架	PyTorch 2.3.0
Python环境	Python 3.10
批次大小	32
迭代次数	160
输入图像尺寸	640×640
优化器	AdamW
学习率	0.0001

3.4 对比实验分析

为综合评估本文模型在输电线路巡检场景下的检测性能，将其与典型两阶段、单阶段、端到端检测模型以及同场景改进模型进行对比，各模型均在本文数据集上采用统一的数据划分和训练设置重新训练与测试，结果如表2所示。传统SSD和Faster-RCNN在检测精度或模型复杂度方面存在一定局限，YOLO系列具有较好的轻量化优势，但在复杂背景与多尺度缺陷场景下检测精度仍有提升空间。RT-DETR-R18和RT-DETR-R50具有较强的检测性能，但参数量和计算开销相对较大。

与面向输电线路场景的改进模型相比，GOLD-YOLO-ASF[34]的mAP@0.5为91.0%，参数量和计算量分别为6.25 M和11.2 GFLOPs，而本文模型的mAP@0.5达到92.6%，参数量仅为3.37 M，计算量为6.8 GFLOPs，表现出更好的精度与复杂度平衡。DDME-DETR[24]取得92.9%的mAP@0.5，比本文模型高0.3个百分点，但其参数量和计算量分别达到14.7 M和44.3 GFLOPs。与基线DEIM-D-FINE-N相比，本文CSF-DEIM的mAP@0.5提高4.3个百分点，同时参数量由3.73 M降至3.37 M，计算量由7.1 GFLOPs降至6.8 GFLOPs。综合来看，本文模型更适用于资源受限的电力巡检无人机机载边缘部署。

表2 不同模型检测结果对比

Tab. 2 Comparison of detection results of different models

模型	P/%	R/%	mAP@0.5	参数量/M	计算量/G
Faster−RCNN	84.6	79.2	83.5	41.5	205.3
SSD	81.2	74.5	78.6	24.0	60.0
YOLOv8n	87.5	80.6	87.2	3.15	8.7
YOLOv11n	89.1	82.8	89.8	2.58	6.5
YOLOv12n	89.6	83.2	90.4	2.65	6.6
RT−DETR−R18	90.2	83.7	90.2	20.0	60.0
RT−DETR−R50	90.8	84.5	91.2	42.0	108.0
DDME−DETR[24]	91.4	86.1	92.9	14.7	44.3
GOLD−YOLO−ASF[34]	89.7	84.2	91.0	6.25	11.2
DEIM−D−FINE−N	88.1	82.4	88.3	3.73	7.1
Ours	91.5	85.8	92.6	3.37	6.8

3.5 可视化结果分析

为直观分析EDFFN模块在复杂场景下的背景干扰抑制能力，本文采用Grad-CAM技术对深层特征图进行热力图可视化分析[35]，热力图结果如图8所示。基线模型在树林纹理及复杂塔架结构下存在较明显的背景激活，目标区域响应较为分散；引入EDFFN后，模型对防震锤、鸟巢等目标区域的响应更加集中，非目标背景激活明显减少，表明频域建模能够增强缺陷特征与复杂背景的判别能力。

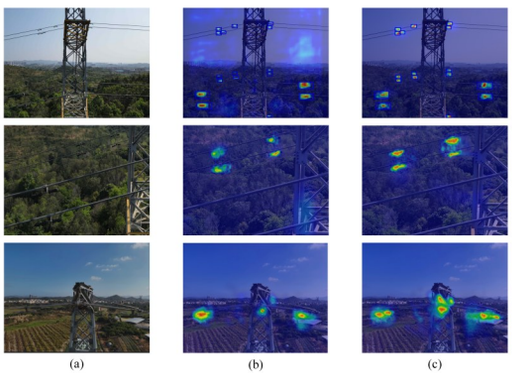


图8 热力图可视化对比。(a)原图;(b)基线模型;(c)引入EDFFN。

Fig. 8 Heatmap visualization comparison. (a) Original image; (b) Baseline model; (c) Baseline model with EDFFN.

图9展示了RT-DETR、DEIM及本文模型在复杂输电线路巡检场景下的检测结果,并对部分缺陷目标及其检测结果进行了局部放大。可以看出,RT-DETR与DEIM在面对小尺度目标、复杂塔架结构以及植被背景干扰时,存在不同程度的漏检、误检及定位偏移现象。其主要原因在于,小尺度缺陷区域包含的有效语义信息较少,且复杂塔架结构与自然背景纹理容易产生相似响应,增加了模型对缺陷特征提取与判别的难度。此外,均压环倾斜等具有明显几何结构变化的异常目标,对模型的空间结构表征能力提出了更高要求。

相比之下,本文模型在图9所展示的典型测试样本中能够准确识别相应缺陷目标,并实现较

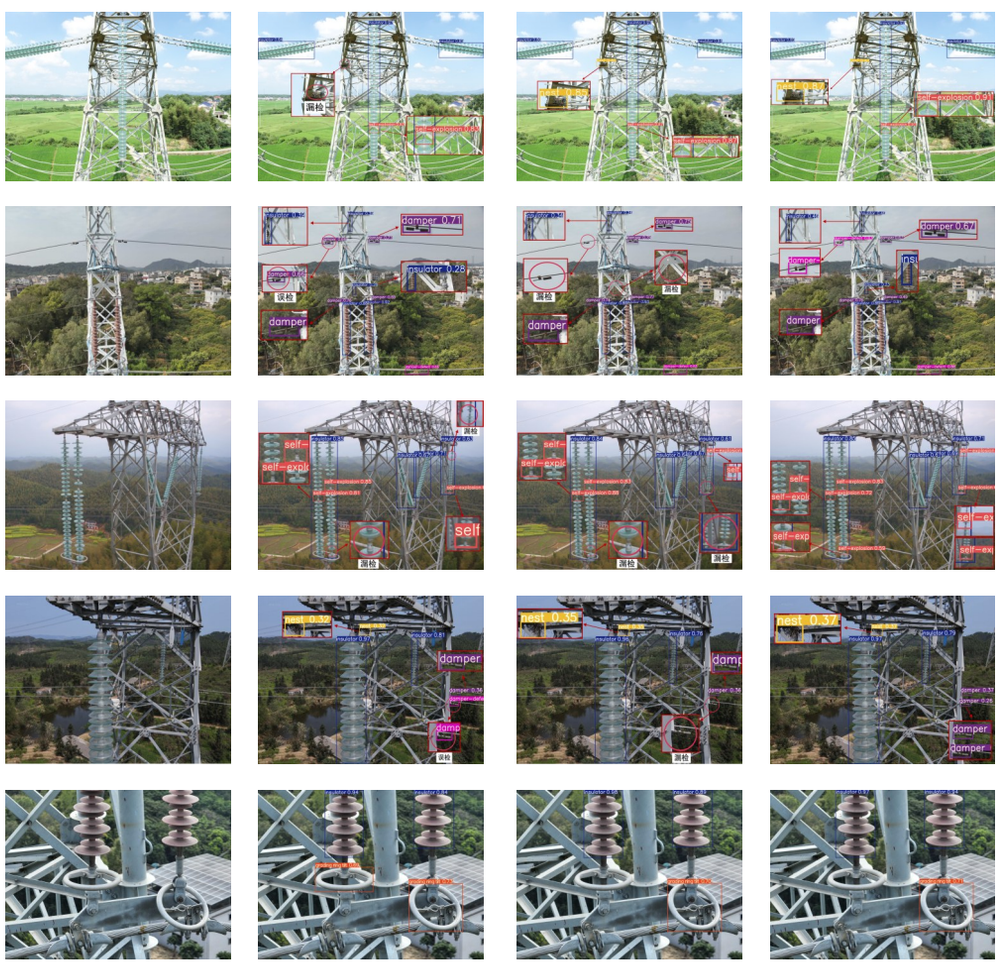


图9 不同模型的检测结果可视化对比。(a)原图;(b)RT-DETR;(c)基线模型;(d)CSF-DEIM。

Fig. 9 Visualization comparison of detection results of different models. (a) Original image; (b) RT-DETR; (c) Baseline model; (d) CSF-DEIM.

为精确的定位。这表明，所提出的几何感知与空间-频域协同机制能够增强模型对不规则缺陷形态及复杂背景特征的区分能力。在实际巡检环境中，尽管本文模型增强了复杂缺陷的特征表达能力，但在多尺度特征交互过程中，部分弱判别信息仍可能被削弱，从而导致少量困难样本出现漏检。后续将进一步优化特征增强与信息交互机制，提高模型的检测鲁棒性。

3.6 消融实验

在上述对比实验和可视化分析验证本文模型整体检测性能的基础上，为进一步探究各改进模块对模型性能提升的具体贡献，本文进行了一系列消融实验，其中“√”表示引入改进模块，实验均在相同的软硬件环境与超参数设置下进行。具体的消融实验结果如表3所示，训练过程中mAP变化对比曲线如图10所示。

引入CGA-Block后，模型参数量由3.73 M降至3.05 M，同时mAP@0.5提升0.8个百分点，表明该模块能够在降低参数量的同时增强不规则缺陷特征提取能力。引入SFGD-Neck后，mAP@0.5提升2.1个百分点，说明FAM与IFM解决了跨层信息丢失导致的远距离、小尺度缺陷漏检问题。进一步加入FAFI后，最终模型mAP@0.5达到92.6%，且计算复杂度得到进一步优化。上述三种策略依次整合后，模型较基线mAP@0.5累计提升4.3个百分点，参数量为3.37 M，计算量为6.8 GFLOPs。消融实验的结果不仅验证了各独立模块的理论合理性，更证明了其极佳协同效应，最终实现了一个适配无人机机载端高精度轻量级检测器。

表3 消融实验结果

Tab. 3 Ablation experiment results

Group	CGA-Block	SFGD-Neck	FAFI	评价指标					
				P/%	R/%	mAP@0.5/%	mAP@0.5—0.95/%	计算量/G	参数量/M
1				88.1	82.4	88.3	63.9	7.12	3.73
2	√			88.8	83.2	89.1	64.8	6.18	3.05
3		√		89.6	84.1	90.4	65.3	7.21	4.17
4			√	89.2	83.4	89.9	65.1	7.05	3.61
5	√	√		90.1	84.7	91.1	66.1	6.26	3.49
6		√	√	90.4	84.9	91.5	66.5	7.13	4.05
7	√		√	89.8	84.2	90.2	65.8	6.11	2.93
8	√	√	√	91.5	85.8	92.6	67.4	6.83	3.37

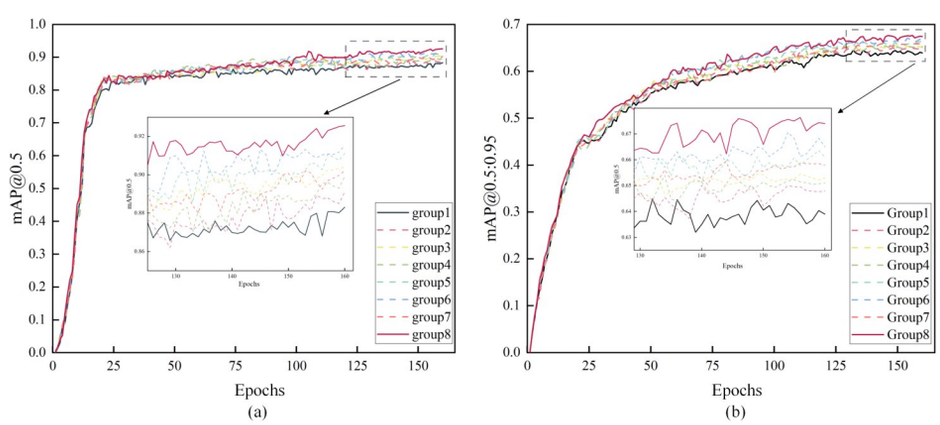


图10 训练中改进的DEIM的mAP变化对比曲线。(a)mAP@0.5;(b)mAP@0.5:0.95。

Fig. 10 Comparison of mAP variation curves during training of the improved DEIM. (a) mAP@0.5; (b) mAP@0.5:0.95.

3.7 公开数据集泛化验证实验

为进一步验证本文模型在电力巡检场景下的泛化能力，选取公开的PTL-AI Furnas Dataset数据集开展补充实验[36]。该数据集包含绝缘子、间隔棒、防振锤、鸟巢等输电线路部件及异常目标。在保持主要训练策略一致的条件下，对DEIM-D-FINE-N与本文CSF-DEIM进行重新训练和测试，实验结果如表4所示。

表4 PTL-AI Furnas Dataset检测结果

Tab. 4 Detection results on the PTL-AI furnas dataset

模型	P/%	R/%	mAP@0.5/%	参数量/M	计算量/G
DEIM-D-FINE-N	87.8	82.2	88.1	3.73	7.1
CSF-DEIM	89.2	84.7	90.9	3.37	6.8

由表4可知，在公开数据集PTL-AI Furnas Dataset上，CSF-DEIM相较于基线模型在P、R和mAP@0.5上分别提升1.4、2.5和2.8个百分点，说明本文方法在其他电力巡检数据集上仍具有较好的检测性能和一定的跨数据集泛化能力。

3.8 边缘端部署实验

为验证所提模型在边缘设备上的实际部署性能，本文选用NVIDIA Jetson Xavier NX作为边缘计算平台，对YOLOv12n、DEIM-D-FINE-N及本文CSF-DEIM进行部署测试，本文边缘端部署平台如图11所示。从前述测试集中选取400张输电线路巡检图像作为部署测试样本，各模型均在相同边缘硬件平台和统一推理设置下进行部署，采用TensorRT引擎进行加速，推理精度设置为FP16，batch size设为1，并采用单张图像逐帧推理方式。单帧推理时间仅统计模型前向推理过程，不包含图像预处理与后处理，FPS则基于完整检测流程的实际运行结果统计。不同模型的推理时间和FPS对比结果如表5所示。

由表5可知，各模型均表现出较好的实时推理能力。DEIM-D-FINE-N的推理帧率为40.7 FPS，本文CSF-DEIM达到42.3 FPS，表明所提出的轻量化改进能够有效降低模型计算开销，并转化为边缘设备上的实际推理效率优势。与此同时，CSF-DEIM与轻量级YOLOv12n的推理帧率分别为42.3 FPS和41.1 FPS，在保持较高实时处理能力的同时具有更优的检测精度，体现出较好的精度与部署效率平衡。

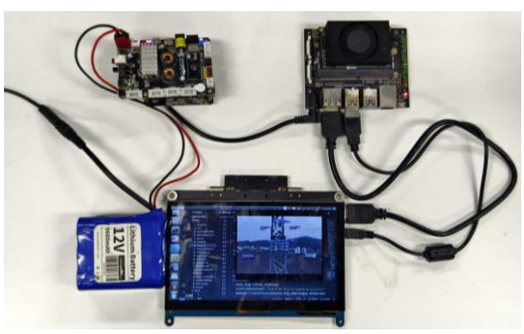


图11 边缘端部署平台

Fig. 11 Edge-side deployment platform

表5 部署实验结果

Tab. 5 Experimental results of the edge deployment

模型	mAP@0.5/%	推理时间/ms	FPS
YOLOv12n	90.5	23.2	41.1
DEIM-D-FINE-N	87.9	23.7	40.7
CSF-DEIM	92.3	22.5	42.3

4 结 论

针对输电线路航拍巡检中面临的缺陷尺度悬殊、背景杂乱及目标形态不规则等问题，本文以DEIM-D-FINE-N为基线，提出了融合几何感知与空间-频域聚发机制的轻量化检测模型CSF-DEIM。提出CGA-Block并重构主干网络，在不增加算力负担的前提下增强了对不规则缺陷轮廓拟合能力；基于GD机制设计了SFGD-Neck，提升了跨层特征交互效率和弱语义特征的表达能力，有效改善了多尺度缺陷的检测性能；在此基础上，引入FAFI模块，通过空域局部增强与频域全局滤波两个阶段，提升缺陷判别特征表达。实验结果表明，CSF-DEIM的mAP@0.5较基线提高4.3个百分点，模型参数量降至3.37 M，公开数据集上的补充实验进一步验证

了模型在不同数据分布下的适用性与泛化能力。NVIDIA Jetson Xavier NX 平台上的部署结果显示,CSF-DEIM 的实际推理帧率达到 42.3 FPS,具备较好的边缘端实时运行能力。后续将进一步扩充不同区域和复杂环境下的输电线路数据,并同时探索视频时序信息在连续巡检任务中的应用,以提升模型在复杂实际场景下的稳定性与泛化能力。

参 考 文 献:

[1] 胡毅, 刘凯, 吴田, 等. 输电线路运行安全影响因素分析及防治措施[J]. 高电压技术,2014,40(11):3491-3499.
HU Y, LIU K, WU T, *et al*. Analysis of Influential Factors on Operation Safety of Transmission Line and Countermeasures[J]. *High Voltage Engineering*, 2014, 40(11): 3491-3499. (in Chinese)

[2] 黄新波. 基于图像感知的输电线路智能巡检综述[J]. 高电压技术,2024,50(5):1826-1841.
HUANG X B. Survey of Intelligent Inspection Based on Image Perception[J]. *High Voltage Engineering*, 2024, 50(5): 1826-1841. (in Chinese)

[3] 雷德伟,林国军,马润,等. 基于改进YOLOv11n的绝缘子缺陷检测[J]. 液晶与显示,2026,41(5):687-699.
LEI D W, LIN G J, MA R, *et al*. Insulator defect detection based on improved YOLOv11n [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2026, 41(5): 687-699. (in Chinese)

[4] WU S X, HU J Y, GE J Q, *et al*. 10-km passive drone detection using broadband quantum compressed sensing imaging [J]. *Light : Science & Applications*, 2025, 14: 244.

[5] ZHANG, Z L, KONG L Y, ZHANG L H Y, *et al*. Structured light meets machine intelligence [J]. *eLight*, 2025, 5: 26.

[6] WU N, SUN Y, HU J, *et al*. Intelligent nanophotonics: when machine learning sheds light[J]. *eLight*, 2025, 5: 5.

[7] DONG Y B, BAI Y C, ZHANG Q M, *et al*. High-throughput optical neuromorphic graphic processing at millions of images per second[J]. *eLight*, 2025, 5: 29.

[8] DUN X, ZHANG J A, CHEN F S, *et al*. Neural array meta-imaging[J]. *eLight*, 2025, 5: 33.

[9] JEONG H, YOON C, LIM H, *et al*. MT-former: Multi-task hybrid transformer and deep support vector data description to detect novel anomalies during semiconductor manufacturing [J]. *Light: Advanced Manufacturing*, 2025, 6: 32.

[10] 滕嘉玮,田蕾,江山,等. 卫星关键部件智能识别与三维重建方法[J]. 中国光学(中英文), 2025, 18(6): 1376-1387.
TENG J W, TIAN L, JIANG S, *et al*. Intelligent recognition and 3D reconstruction method for satellite key components[J]. *Chinese Optics*, 2025, 18(6): 1376-1387. (in Chinese)

[11] 孟令源,李映君,王桂从,等. 融合三重注意力机制的板材焊缝缺陷在线检测[J]. 光学精密工程, 2025, 33(11): 1818-1829.
MENG L Y, LI Y J, WANG G C, *et al*. Online detection of plate weld defects incorporating triple attention mechanism[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025, 33(11): 1818-1829. (in Chinese)

[12] 杨彦萍,高军伟,刘兆龙,等. 基于改进YOLO11的印刷电路板表面缺陷检测算法[J]. 液晶与显示, 2025, 40(10): 1545-1556.
YANG Y P, GAO J W, LIU Z L, *et al*. Surface defect detection on printed circuit boards based on improved YOLO11[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2025, 40(10): 1545-1556. (in Chinese)

[13] 高雪,袁飞,霍艳飞. 基于改进DEIM的印刷电路板缺陷检测算法[J]. 液晶与显示,2026,41(5):700-716.
GAO X, YUAN F, HUO Y F. PCB defect detection algorithm based on improved DEIM [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2026, 41(5): 700-716. (in Chinese)

[14] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, *et al*. Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation [C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, OH, USA. New York: IEEE, 2014: 580-587.

[15] 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*, 2017, 39(6): 1137-1149.

[16] 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. New York: IEEE, 2024: 1-6.

[17] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, *et al*. SSD: Single Shot MultiBox Detector[C]//Computer Vision - ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands. Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.

[18] 王凌云, 万旭东, 刘兰兰, 等. 基于改进YOLOX的输电线路典型部件及缺陷轻量检测方法[J]. 电机与控制学报,2025,29(9):106-115.
WANG L Y, WAN X D, LIU L L, *et al*. Light weight detection method for typical components and defects of transmission lines based on improved YOLOX[J]. *Electric Machines and Control*, 2025, 29(9): 106-115. (in Chinese)

[19] LI D, LU Y, GAO Q, *et al*. LiteYOLO-ID: A Lightweight Object Detection Network for Insulator Defect Detection[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 5023812.

[20] 徐程, 郑春厚, 胡祥, 等. 基于TLI-DETR的输电线路巡检图像小目标检测方法[J]. 智慧电力,2025,53(9): 117-125.
XU C, ZHENG C H, HU X, *et al*. A Small Object Detection Method for Transmission Line Inspection Images Based on TLI-DETR[J]. *Smart Power*, 2025, 53(9): 117-125. (in Chinese)

[21] CARION N, MASSA F, SYNNAEVE G, *et al*. End-to-End Object Detection with Transformers[C]//Computer Vision - ECCV 2020: 16th European Conference, Glasgow, UK. Cham: Springer International Publishing, 2020: 213-229.

[22] ZHAO Y, LV W, XU S, *et al*. DETRs Beat YOLOs on Real-time Object Detection[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Seattle, WA, USA. New York: IEEE, 2024: 16965-16974.

[23] 姜香菊, 王瑞彤, 马彦鸿. 基于轻量级改进RT-DETR边缘部署算法的绝缘子缺陷检测[J]. 电工技术学报, 2025,40(3):842-854.
JIANG X J, WANG R, MA Y H. Insulator Defect Detection Based on Lightweight Improved RT-DETR Edge Deployment Algorithm[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2025, 40(3): 842-854. (in Chinese)

[24] 王震洲, 孙冬冬, 王建超, 等. 改进RT-DETR的输电线路异物检测算法研究[J]. 计算机工程与应用,2026,62(2):116-125.
WANG Z Z, SUN D D, WANG J C, *et al*. Research on Improved RT-DETR Algorithm for Foreign Object Detection in Transmission Lines[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2026, 62(2): 116-125. (in Chinese)

[25] HUANG S, LU Z, CUN X, *et al*. DEIM: DETR with Improved Matching for Fast Convergence[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Nashville, TN, USA. New York: IEEE, 2025: 15162-15171.

[26] BAI Y, LIU Y. DL-DEIM: An Efficient and Lightweight Detection Framework with Enhanced Feature Fusion for UAV Object Detection[J]. *Applied Sciences*, 2025, 15(22): 11966.

[27] 胡文豪, 柴春来, 金鹏. 基于改进DEIM的脑肿瘤检测算法[J/OL]. 计算机应用, 2025: 1-9[2026-08-01]. https://link.cnki.net/urlid/51.1307.TP.20251103.1320.012.
HU W H, CHAI C L, JIN P. Brain tumor detection algorithm based on improved DEIM[J/OL]. *Journal of Computer Applications*, 2025: 1-9[2026-08-01]. https://link.cnki.net/urlid/51.1307.TP.20251103.1320.012. (in Chinese)

[28] HAN K, WANG Y, TIAN Q, *et al*. GhostNet: More Features From Cheap Operations[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Virtual. New York: IEEE, 2020: 1580-1589.

[29] XIONG Y, LI Z, CHEN Y, *et al*. Efficient Deformable ConvNets: Rethinking Dynamic and Sparse Operator for Vision Applications[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR),

Seattle, WA, USA. New York: IEEE, 2024: 5652-5661.

[30] YANG L, ZHANG R Y, LI L, *et al*. SimAM: A Simple, Parameter-Free Attention Module for Convolutional Neural Networks[C]//Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning, Virtual. Proceedings of Machine Learning Research, 2021, 139: 11863-11874.

[31] ZHOU Z, HE A, WU Y, *et al*. Spatial-Frequency Dual Domain Attention Network For Medical Image Segmentation[C]//2024 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), Lisbon, Portugal. New York: IEEE, 2024: 4076-4081.

[32] FINDER S E, AMOYAL R, TREISTER E, *et al*. Wavelet Convolutions for Large Receptive Fields[C]// Computer Vision - ECCV 2024: 18th European Conference, 2024, Milan, Italy. Cham: Springer Nature Switzerland, 2025: 363-380.

[33] KONG L, DONG J, TANG J, *et al*. Efficient Visual State Space Model for Image Deblurring[C]//2025 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Nashville, TN, USA. New York: IEEE, 2025: 12710-12719.

[34] 刘方轩,李为相,肖迪,等. 改进YOLOv11n的输电线路缺陷检测算法[J]. 计算机工程与应用,2026,62(5): 137-149.
LIU F X, LI W X, XIAO D, *et al*. Improved YOLOv11n-Based Defect Detection Algorithm for Transmission Lines[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2026, 62(5): 137-149. (in Chinese)

[35] SELVARAJU R R, COGSWELL M, DAS A, *et al*. Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Venice, Italy. New York: IEEE, 2017: 618-626.

[36] OLIVEIRA F S, CARVALHO M, CAMPOS P H T, *et al*. PTL-AI Furnas Dataset: A Public Dataset for Fault Detection in Power Transmission Lines Using Aerial Images[C]//2022 35th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images, Natal, Brazil. New York: IEEE, 2022: 7-12.

作者简介:



赵梓杰,男,硕士研究生,2024年于沈阳工业大学获得学士学位,主要从事输电线路智能巡检技术方面的研究。E-mail: zhaozijiesut@163.com



吴　田,男,博士,副教授,2012年于武汉大学获得博士学位,主要从事带电作业、高电压与绝缘技术方面的研究。E-mail: wutian_08@163.com