文章编号：1674-0629（2026）09-0066-13 中图分类号：TM76；TP391 文献标志码：A
DOI：10.13648/j.cnki.issn1674-0629.2026.09.006

# 基于深度特征感知的变电站设备典型缺陷检测方法

罗悦冬[1]，杜思超[2,3]，李猷[4]，刘鑫杰[4]，孔令宇[1]
（1. 东北大学秦皇岛分校电气工程及其自动化学院，河北 秦皇岛 066004；2. 浙大城市学院信息与电气工程学院，杭州 310015；3. 浙江大学 信息与电子工程学院，杭州 310072；4. 新疆信息产业有限责任公司，乌鲁木齐 830054）

**摘要**：针对当前变电站电力设备缺陷类型复杂、目标尺度多变以及背景干扰的问题，提出一种面向变电站设备缺陷检测的深度特征感知方法。首先设计了一种基于滑动窗口机制的C2f+模块，使得主干网络能够有效地处理跨窗口特征信息，并扩大网络的感受野，加强网络对局部特征的深度关注和全局特征处理能力。然后，整合SimAM到网络的特征融合阶段，赋予网络自主学习和动态微调注意力权重的能力，以提高对多尺度缺陷的感知性能。其次，为避免不同尺寸和形状的设备缺陷引入的检测误差，设计了一种融合NWD和CIOU的损失函数，通过对预测框和真实框的二维高斯分布建模，提高模型对缺陷位置的学习能力。在变电站设备缺陷数据集上的实验结果表明，所提方法对11种缺陷类别的平均检测精度mAP达到了98.27 %，且在9种缺陷检测中的实现了最佳精度，优于其他6种主流的目标检测方法和电力设备缺陷检测方法。同时，FPS达到了78.4，具有较高的实时性能。

**关键词**：变电站设备；缺陷检测；深度学习；多尺度特征；滑动窗口

# Typical Defect Detection of Substation Equipment Based on Deep Feature Perception

LUO Yuedong[1], DU Sichao[2,3], LI You[4], LIU Xinjie[4], KONG Lingyu[1]
（1. Department of Electrical Engineering and Automation, Northeastern University at Qinhuangdao, Qinhuangdao, Hebei 066004, China; 2. School of Information and Electrical Engineering, Zhejiang University City College, Hangzhou 310015, China; 3. College of Information Science and Electronic Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China; 4. Xinjiang Information Industry Co., Ltd., Urumqi 830054, China）

**Abstract**: To address the complexity of defect types, variability in target scales, and background interference in power equipment within substations, a deep feature perception method for substation equipment defect detection is proposed. Firstly, a C2f+ module based on a sliding window mechanism is designed to enable the backbone network to effectively handle cross-window feature information, expand the network's receptive field, and strengthen the network's deep attention to local features and global feature processing capabilities. Next, SimAM is integrated into the feature fusion stage of the network, empowering the network with the ability to autonomously learn and dynamically fine-tune attention weights to improve perceptual performance for multi-scale defects. Additionally, to mitigate detection errors introduced by defects of varying sizes and shapes, a fusion loss function combining NWD and CIOU is designed. By modeling the predicted and actual bounding boxes as two-dimensional Gaussian distributions, this enhances the model's learning ability for defect localization. Experimental results on a dataset of substation equipment defects demonstrate that the proposed model achieves an average detection accuracy (mAP) of 98.27 % across 11 defect categories. It also outperforms six mainstream target detection methods and power equipment defect detection methods with the best accuracy in 9 out of 11 defect detections. At the same time, the model achieves a frame rate (FPS) of 78.4, demonstrating high real-time performance.

**Key words**: substation equipment; fault detection; deep learning; multi-scale feature; sliding window

---

**基金项目**：国家自然科学基金资助项目（61704150）。
**Foundation item**: Supported by the National Natural Science Foundation of China (61704150).

## 0　引言

变电站在主电网和配电网络之间承担着重要的连接作用，是智能电网的核心枢纽。随着电网不断扩张，变电站设备的数量也在增多，设备的维护和检查任务也日益重要，其伴随着越来越多的挑战，需要更加引起高度的关注和警惕[1-2]。常见的变电站设备缺陷包括表计受损、油泄漏、呼吸器损坏、绝缘子开裂、挂空悬浮物及鸟巢等，这些缺陷有可能引发设备故障，甚至造成不同程度的电力事故[3-4]。因此，及时发现并处理设备缺陷对确保电网的安全稳定运行至关重要。

随着计算机视觉和深度学习技术的发展，变电站设备故障智能检测已成为热门研究领域。目前，针对变电站设备智能缺陷检测的研究仍处于早期阶段，识别的缺陷类别较为单一，主要集中在绝缘子、变压器绕组、输电线路等方面[5-7]。例如，何锦强等[8]提出了一种绝缘子自动识别分割方法，采用 YOLOv5 对绝缘子目标进行识别和定位，搭配 Grabcut 算法分割前景和背景。He 等[9]利用绝缘子红外图像检测其污染水平，提出了一种基于各种污染特征分量值的统计概率的方法，通过为径向基函数神经网络节点选择初始隐中心参数，结合梯度下降算法和随机控制因子，提高了检测精度。Sadykova 等[10]将数据增强技术应用于绝缘子的航空图像，利用 YOLO 检测模型检测不同目标分辨率和光照条件下的绝缘子，使用多种分类器评估检测图像中绝缘子表面的情况。这些方法主要针对固定类型缺陷的特性对基线模型进行改进，而变电站设备缺陷普遍具有多样性和复杂性，实际检测种可能会存在多尺度缺陷目标和复杂背景等问题，这对模型的特征提取性能、抗背景干扰和特征融合能力有较高要求。

针对特征提取问题，研究人员采用优化模型骨干网络的策略来改进模型。例如，严宇平等[11]提出了一种改进的 YOLOv7 模型，采用空间深度卷积和多维协作注意力机制优化主干网络的特征提取性能，并结合幽灵卷积降低模型复杂度，实现了对输电线路挂空悬浮物的准确检测。针对背景干扰问题，常用的方式是在模型里引入注意力机制，以此提高模型对有用信息的关注度。例如，袁博雅等[12]提出了一种轻量化输电线路绝缘子缺陷检测算法，采用幽灵卷积和高效多尺度注意力机制改进 YOLOv8 模型，优化了模型的参数量，抑制无关背景信息，提高了在复杂背景中的绝缘子检测性能。目标检测网络的特征融合性能通常旨在通过颈部网络加强不同尺度特征层之间的信息交互，提高语义特征和细节特征的表达能力。因此，为提高模型的特征融合性能，研究人员通常采用改进网络颈部结构的策略。例如，胡益民等[13]提出了一种 EO-YOLOX 输电线路绝缘子检测模型，在颈部网络引入注意力特征融合模块，补充多尺度信息到融合特征图，进而提高检测准确性。

上述研究在绝缘子和输电线路等设备缺陷检测方面取得了显著进展，然而，还存在一些需要解决的问题。首先，当前方法侧重于检测单一类别的缺陷，在多类别变电站设备上检测不同类型缺陷的能力受限，模型泛化能力不足。其次，这些方法在相对简单的实际场景中进行测试，缺乏具有多样化背景或远距离小目标缺陷的测试图像，无法准确反映变电站现场环境的复杂性。最后，过度增加模型的特征提取或融合性能可能会导致计算复杂度变高，不利于变电站设备智能检测应用的实时性要求。

基于此，本文提出了一种基于深度特征感知的变电站设备缺陷检测方法（substation equipment defect detection，SEDDet），提高对多种类别变电站设备缺陷的检测准确性，尤其是在复杂背景和多尺度缺陷目标等挑战性任务中。在变电站设备缺陷数据集上对 SEDDet 进行测试，并与主流目标检测模型和先进的电力设备缺陷检测模型对比，验证所提方法的性能。

## 1　变电站设备缺陷检测方法

近年来基于目标检测技术的设备缺陷检测方法有了显著的改进，但大多数方法[14-16]都无法准确检测形状复杂、尺度差异较大的缺陷。为了解决这些问题，在多种变电站设备复杂缺陷检测中取得良好的性能，本文提出 SEDDet，总体架构如图 1 所示。采用 YOLOv10 为基线模型，引入一个改进的 C2f+ 模块，提高了模型对复杂多尺度设备缺陷的特征提取能力。其次，采用 SimAM 优化颈部网络，在不增加计算负担的情况下加深不同层次特征的融合。最后，提出了一种 NWD-CIoU 损失函数，可以准确、有效地测量预测框与真实框之间的相似性和差

值，提高了模型的缺陷识别和位置学习能力。

### 1.1 C2f+模块

变电站设备缺陷检测普遍都存在数据量匮乏和模型特征提取性能欠佳的问题，这些问题会导致模型对多种类型缺陷特征的学习程度不足，进而影响检测准确性。数据量匮乏的问题可以通过数据增强或图像数据生成策略[17-18]弥补，而特征提取性能可以通过增加骨干网络的深度或感受野来加强，但是这会导致小像素信息的丢失，不利于小目标检测。

基于此，为了在不明显增加网络深度的情况下提高模型的特征提取性能，提出了一个改进的C2f模块，称为C2f+，如图2所示，其集成了滑动窗口机制，包括CBS基本卷积模块、Swin模块、可切换空洞卷积(switchable atrous convolution，SA Conv)[19]、轻量级注意力机制坐标注意力(coordinate attention，CA)[20]以及简单的无参数注意力模块(A simple，parameter-free attention module，SimAM)[21]。C2f+利用Swin Transformer和SA Conv的灵活性优势，实现了在骨干网络内部无缝的窗口间信息交互。然后与CA和SimAM结合，进一步加强网络对全局和局部信息的关注度。C2f+不仅保留了复杂的深度细节、扩大了网络的感知范围，还集成了注意力机制，促进对特征信息更深入的探索。

图2中Swin模块是基于Swin Transformer的基本组件图像块分割层、线性嵌入层和Swin Transformer Block构建的，结构如图3(a)所示。这个模块利用图像块分割操作将输入特征图分割成不同的固定大小和互不重叠的块，使每个块可以进行单独处理，这种分割有助于更有效地捕获详细的局部特征，提高模型的计算效率。在图像块分割操作之后，线性嵌入操作将输入特征信息转换为更低维度的特征空间，降低特征维度，获取更简洁的特征表示。处理后的特征信息被送入以结构化方式排列的Swin Transformer Block，促进信息转换和交互操作，实现特征的提取和整合。Swin Transformer Block采用了滑动窗口机制，允许模型访问跨窗口信息。这个机制促进了不同窗口之间的交互，使模

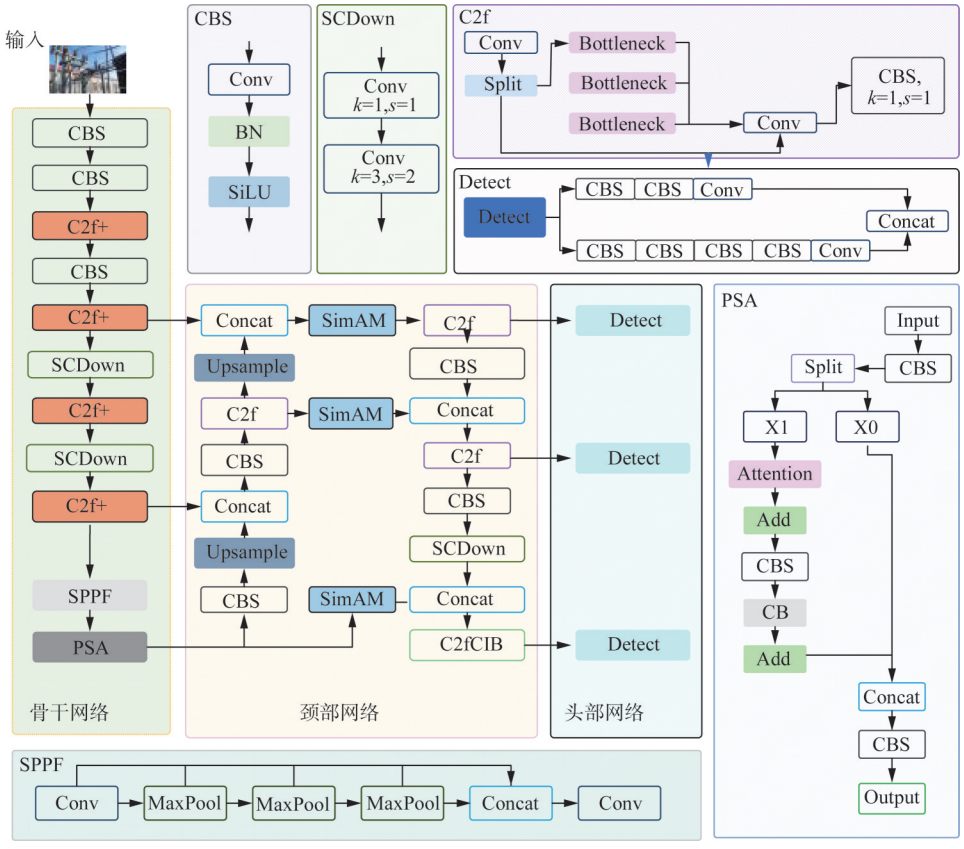



图1 SEDDet模型框架

Fig. 1 Architecture of SEDDet model

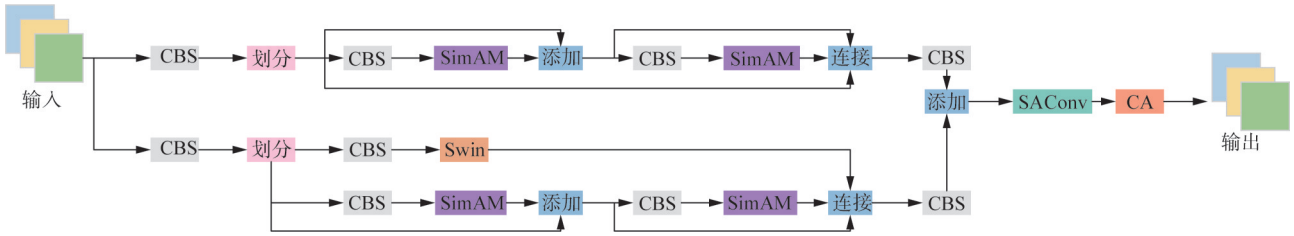
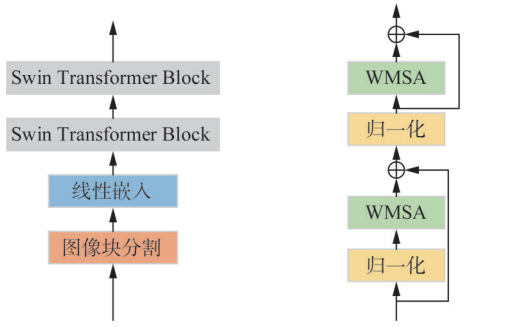



图 2　C2f+模块结构

Fig. 2　Structure of C2f+ module

型能够捕获图像中的局部和全局上下文信息。此外，Swin Transformer Block 还包含两个基于窗口的多头自注意力（window based multi-head self attention，WMSA）模块，如图 3（b）所示。WMSA 使用标准窗口设置独立处理每个局部窗口的特征，同时 WMSA 利用移位窗口配置集成了移位操作以促进跨不同窗口的信息交换，有效扩大了模型的全局感受野。




（a）Swin模块　　（b）Swin Transformer Block

图 3　Swin 模块和 Swin Transformer Block

Fig. 3　Swin module and Swin Transformer Block

SA Conv 由两个全局上下文模块、一个 SAC 组件以及一个开关机制构成，通过调整空洞卷积的空洞率和开关值，以捕获不同尺度目标的细节，减轻信息丢失并增强模型处理图像数据的能力，SA Conv 的结构如图 4 所示。具体来说，SA Conv 在网络结构中嵌入一个开关机制，动态选择和平衡常规卷积和空洞卷积之间的比例，使得网络训练时尺度的选择可以更加灵活有效。空洞卷积与开关机制的有效融合定义了 SA Conv，从常规卷积转换到 SA Conv 的计算过程如下：

$$\mathrm{Conv}(x,w,1)\xrightarrow{\text{Convert}}S(x)\cdot\mathrm{Conv}(x,w,1)+\big(1-S(x)\big)\cdot\mathrm{Conv}(x,w+\Delta w,r) \tag{1}$$

式中：Conv(·)为卷积操作；$x$ 为输入；$w$ 为权重；$r$ 为空洞率；$\Delta w$ 为可训练权重；$S(x)$ 为开关函数，由一个 5×5 的平均池化层和一个 1×1 的卷积层组成。这个开关函数依赖于输入数据及其在网络中的位置，使得骨干网络能够根据需要动态调整和适应各种尺度。

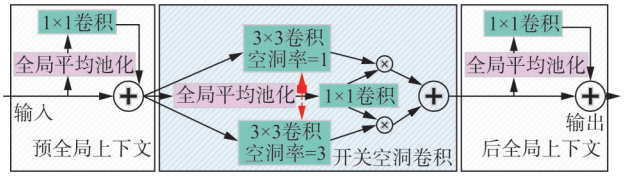



图 4　SAConv 结构

Fig. 4　Structure of the SAConv

最后，C2f+模块的末尾整合了坐标注意力（coordinate attention，CA）机制，其目的是减少全局位置信息权重的损失，在特征提取过程中增强骨干网络的焦点，并将精确的特征信息直接输入到网络的下一层，以避免保留不必要的冗余信息。坐标注意力的具体操作包括两个步骤：坐标信息嵌入和坐标注意力生成，结构如图 5 所示。

CA 核心思想是将位置信息嵌入到特征通道维度中，将通道注意力分解为沿两个空间方向聚合特

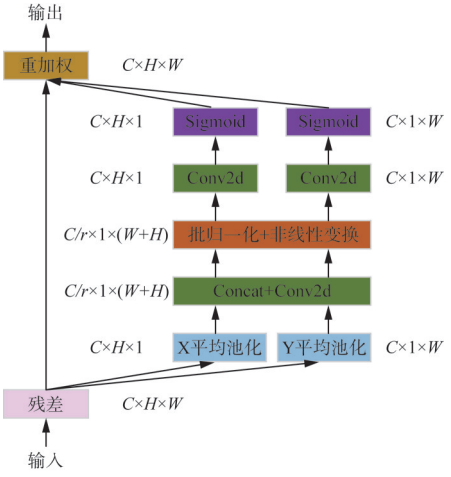



图 5　CA 结构

Fig. 5　Structure of the CA

征。一个方向捕获远距离依赖关系，另一个保留精确的位置信息。最后，这两者互补融合以学习不同通道的权重，从而增强对复杂目标特征的关注并抑制冗余或嘈杂的通道。

将C2f+模块集成到主干网络中，网络可以获得改进的局部深度注意力和全局处理能力，使其能够准确捕获与变电站缺陷相关的图像特征。这种创新设计使主干网络能够有效处理窗口间的特征信息，从而扩展了网络的深度感受野，并保留了关键的权重信息。

### 1.2 颈部SimAM

SimAM是一种简单且高效的注意力模块，其引入了一个优化能量函数来评估单个神经元重要性，从而通过动态调整注意力权重的分布来塑造网络的关注焦点，增强神经网络的性能。这个模块的一个关键优势在于，它能够在不向现有网络架构引入额外参数的情况下有效地利用其最小的参数集来估计特征图的三维注意力权重分布，SimAM的示意图如图6所示。

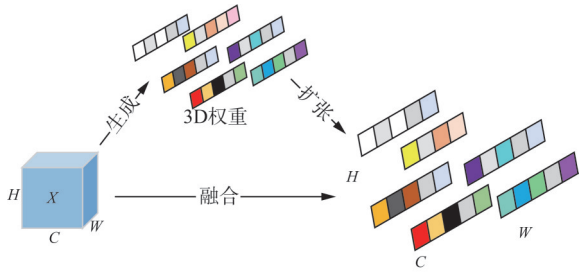



图6 SimAM结构

Fig. 6 Diagram of the SimAM

SimAM的核心思想是估算单个神经元的重要性，通过测量一个目标神经元与其他神经元之间的线性分类，可以为每个神经元定义一个能量函数：

$$e_t(w_t,b_t y,x_i)=\left(y_t-\hat{t}\right)^2+\frac{1}{M-1}\sum_{i=1}^{M-1}\left(y_0-\hat{x}_i\right)^2 \quad (2)$$

式中：$\hat{t}$和$\hat{x}$分别为$t$和$x$的线性变换结果；$t$和$x$分别为输入特征的单个通道中的目标神经元和其他神经元；$i$为空间维度索引；$M$为该通道上神经元数量；$w_t$和$b_t$为权重和偏置；$y$为输出；$y_t$为目标神经元输出；$y_0$为其他神经元输出。

经化简求导后，神经元的重要程度可以通过式(3)得到：

$$\frac{1}{e_t^*}=\frac{\left(t-\hat{\mu}\right)^2}{4\left(\hat{\sigma}+\gamma\right)}+0.5 \quad (3)$$

式中：$\hat{\mu}$和$\hat{\sigma}$为线性变换后的均值和方差；$e_t^*$为能量函数的导数。除了通道均值$\hat{\mu}$和方差$\hat{\sigma}$的计算，SimAM中的所有计算都是元素操作，大幅简化了注意力计算的复杂度。

鉴于SimAM注意力模块的简单性和强大的适应性，本文将SimAM集成到SEDDet的颈部网络，增强颈部网络的特征融合能力。这种整合不仅增强了网络的学习能力，还赋予了模型自主学习和动态微调注意力权重以适应不同的输入场景的能力。这些场景涵盖了目标的复杂特征、远距离目标的细微细节以及近距离目标的广泛特征，SimAM可以根据不同场景自动学习和动态调整注意力权重分布比例，引导颈部网络更加关注变电站缺陷的详细特征，滤除无关信息，进而提高模型的整体检测准确率。

### 1.3 NWD-CIOU损失函数

在变电站设备缺陷检测中，由于设备类型的多样性和缺陷种类的复杂性，检测器经常会面临多尺度检测的挑战，这种情况会对检测结果的准确性造成较大影响。当前的目标检测算法采用的交并比(intersection over union，IoU)指标主要集中在标准尺寸的目标[22]，而IoU的尺度依赖性会使不同尺度的目标之间出现显著的IoU分数波动，特别是对于较小的目标，即使位置发生细微偏移，也可能导致明显的IoU变化。而对于常规尺寸的物体，类似的位置调整对IoU值的影响则非常小。IoU指标的尺度敏感性表现为特定边界框位置的突然变化，最终影响预测边界框对齐的准确性。

为解决这一问题，引入一种新的用于检测小目标的度量方法—归一化Wasserstein距离(normalized Wasserstein distance，NWD)[22]。NWD将真实框和预测框表示为二维高斯分布，通过比较它们各自的高斯分布来衡量它们之间的相似性。即使在没有重叠的情况下，NWD也可以准确量化小目标之间的分布相似性，同时NWD对不同尺度目标的不敏感性使其特别适用于评估小目标之间的相似性。

对于小目标，真实的物体不会完全适配到矩形框内，因为边界框内总是存在无关的背景像素。一般来说，前景像素集中在边界框的中心位置，而背

景像素则更多地集中在边缘。为了更好地加权边界框内的每个像素，NWD是将边界框建模为二维高斯分布$N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\sigma})$，如式(4)所示。

$$\boldsymbol{\mu}=\begin{bmatrix}c_x\\c_y\end{bmatrix}, \boldsymbol{\sigma}=\begin{bmatrix}\frac{w^2}{4} & 0\\0 & \frac{h^2}{4}\end{bmatrix} \tag{4}$$

式中：$c_x$、$c_y$为边界框的中心坐标；$w$和$h$分别为边界框的宽度和高度；$\boldsymbol{\mu}$为均值；$\boldsymbol{\sigma}$为方差矩阵。对于2个二维高斯分布$n_1 \sim N(\mu_1, \sigma_1)$和$n_2 \sim N(\mu_2, \sigma_2)$，它们的二阶Wasserstein距离计算如下。

$$W_2^2(n_1, n_2)=\left\|\mu_1-\mu_2\right\|_2^2+\left\|\sigma_1^{1/2}-\sigma_2^{1/2}\right\|_{\mathrm{F}}^2 \tag{5}$$

式中‖·‖为Frobenius范数。通过使用高斯分布简化预测框$N_g(cx_g, cy_g, w_g, h_g)$和真实框$N_t(cx_t, cy_t, w_t, h_t)$，两个边界框之间的二阶Wasserstein距离可以简化如下。

$$W_2^2(N_g, N_t)=\left(\left[cx_g, cy_g, \frac{w_g}{2}, \frac{h_g}{2}\right]^{\mathrm{T}}, \left[cx_t, cy_t, \frac{w_t}{2}, \frac{h_t}{2}\right]^{\mathrm{T}}\right)_2^2 \tag{6}$$

由于$W_2^2$是一个距离单位，而表示边界框相似性的阈值应该是在(0，1)区间内的比率，因此需要对$W_2^2$进行归一化以获得归一化Wasserstein距离，如式(7)所示。

$$\mathrm{NWD}(N_g, N_t)=\exp\left[-\frac{W_2^2(N_g, N_t)}{C}\right] \tag{7}$$

基于此，NWD的损失函数为：

$$L_{\mathrm{NWD}}=1-\mathrm{NWD}(N_g, N_t) \tag{8}$$

NWD损失函数对小尺度目标回归效果良好，而由于变电站缺陷的图像通常是多尺度的，损失函数还需要考虑训练不同尺度目标的问题。因此，本文设计了一种融合NWD与CIoU[23]的边界框回归损失函数，通过建模预测框与真实框的二维高斯分布，并结合CIoU对重叠区域、中心点距离及长宽比的多维度优化，提升模型对多尺度缺陷的位置学习能力。CIoU损失定义如下。

$$L_{\mathrm{CIoU}}=1-I_{\mathrm{oU}}+\frac{\rho(b, N_t)}{c^2}+\alpha v \tag{9}$$

式中：$\rho(\cdot)$为预测的中心点$b$和真实框$N_t$与之间的欧氏距离；$c$为最小框的对角线距离；$\alpha$和$v$分别为预测的真实框和地面真实框的长宽比之间的差异；$I_{\mathrm{oU}}$为交并比。

最后，通过为$L_{\mathrm{NWD}}$和$L_{\mathrm{CIoU}}$分配适当的融合权重$\lambda$，将NWD和CIoU结合，本文提出了一种NWD-CIoU损失函数作为度量标准，如式(10)所示。

$$L_{\mathrm{box}}=\lambda L_{\mathrm{CIoU}}+(1-\lambda)L_{\mathrm{NWD}} \tag{10}$$

NWD-CIoU损失函数增强了跨不同尺度的缺陷目标检测的鲁棒性，提高了模型的位置学习能力，从而提高了SEDDet的检测准确度。

## 2　实验结果

### 2.1　变电站设备缺陷分析与数据采集

当前变电站设备缺陷检测的公开基准数据集较为匮乏，大多数研究都采用自主收集的缺陷数据进行实验验证[25-26]。因此，实验采集国网某公司的变电站巡检图像，手工制作缺陷检测数据集。变电站设备有多种类别，包括表计、绝缘子、呼吸器等，每种设备都会存在多种缺陷类型，而不同类型的缺陷之间存在较大的特征差异，因此需要对各种缺陷进行详细分类。

共收集到5大类别的缺陷，分别为表计类、绝缘子、渗漏油、呼吸器类以及异物，在每个大类别下还有不同的子类别，根据每种缺陷对应的特性为它们分配标签名称，具体数量和标签如表1所示。

**表1　变电站设备缺陷数据分布**

Tab. 1　Substation equipment defect data distribution

| 缺陷类别 | 缺陷描述 | 缺陷数量 | 标签名称 |
|---|---|---|---|
| 表计类 | 表盘模糊 | 189 | bpmh |
| | 表盘破损 | 324 | bpps |
| | 外壳破损 | 253 | wkps |
| 绝缘子 | 绝缘子破裂 | 537 | pl |
| | 绝缘子击穿 | 591 | jc |
| 渗漏油 | 地面油污 | 235 | dmyw |
| | 表面油污 | 139 | bmyw |
| 呼吸器 | 硅胶变色 | 254 | gjbs |
| | 硅胶体破损 | 147 | gjtps |
| 异物 | 挂空悬浮物 | 356 | gkxfw |
| | 鸟巢 | 624 | nc |

采用LabelImg工具进行数据集样本标注，手动为每个缺陷提供注释信息，具体为缺陷的标签名、中心点坐标以及宽高，然后以YOLO格式将注释信息保存在“. txt”文件中。从表1可知，共收集并注释了3 649张缺陷图像，涵盖11种缺陷类别，具备充分的数据多样性。此外，为了平衡训练样本，同

时为模型提供更为丰富的训练数据，采用高斯模糊、翻转和缩放策略扩充样本，得到8 000张图像，按照7∶1∶2的比例划分为训练集、验证集和测试集，以便模型得到更充分的训练和验证，同时提高模型的鲁棒性和泛化性能。

## 2.2 实验配置

实验在一个配备64位Ubuntu 22.04操作系统的PC端进行，详细的实验配置和参数见表2。

表2 实验配置

Tab. 2 Experimental configuration

| 平台 | 配置 |
|---|---|
| CPU | Intel(R) Core(TM) i5-13490F 2.50 GHz |
| GPU | NVIDIA GeForce RTX 3 090 GPU 12 G |
| 操作系统 | Ubuntu 22.04 |
| 内存/GB | 64 |
| 编程语言 | Python 3.9 |
| 深度学习框架 | PyTorch 1.10.1 |
| 输入图像尺寸 | 640×640 |
| epoch | 100 |
| 学习率 | 0.001 |
| 优化器 | Adam |
| 批大小 | 4 |

采用平均精度(average precision，AP)和平均精度均值(mean average precision，mAP)作为度量检测精度的主要指标，其中$A_P$为单一类别的检测精度，$m_{AP}$为所有类别AP的平均值，计算公式如下：

$$A_P = \int_0^1 P(R)\mathrm{d}R \tag{11}$$

$$m_{AP} = \frac{\sum_{i=1}^{M} AP_i}{M} \tag{12}$$

式中：$M$为类别数量；$i$为对应类别；$P$为精准率；$R$为召回率。还采用参数量(params)、浮点运算次数(floating point operations per second，FLOPs)和每秒帧数(flames per second，FPS)对模型的计算开销进行评估。

## 2.3 模型性能测试

首先通过模型在训练过程中训练损失和验证损失的变化曲线评估模型的拟合和收敛情况，以验证SEDDet的训练性能，如图7所示。

从图7可以看出，在训练早期阶段，SEDDet损失值迅速下降，过程中存在一定的波动情况，在50个轮次之后，训练损失值逐渐趋于平缓，并逐渐收敛。而验证损失下降速度较快，从20个轮次开始逐渐收敛，整个训练过程中没有出现过拟合或欠拟合的现象，验证了所提NWD-CIOU损失函数的优越性能，同时表明模型能够很好地适应训练数据，具有足够的容量来捕获数据中的模式，能够泛化到未见过的数据。

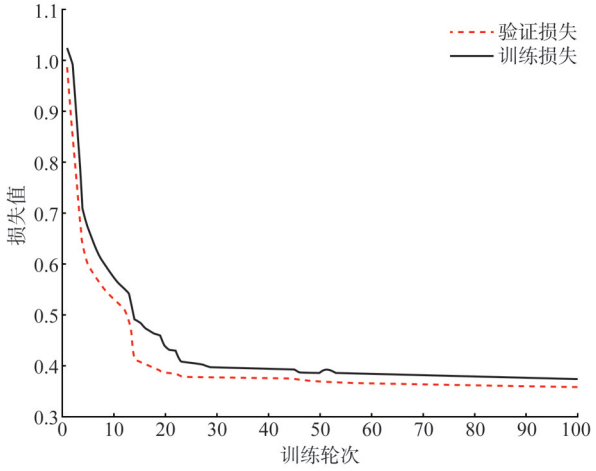



图7 损失函数变化曲线

Fig. 7 Loss function change curves

此外，为验证模型的缺陷检测性能，图8展示了SEDDet在训练过程中mAP变化曲线。

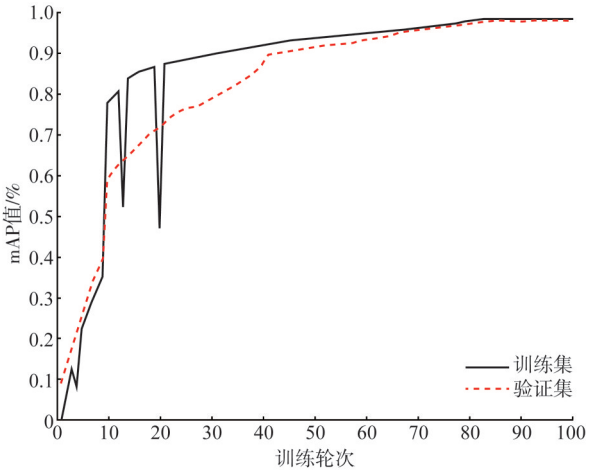



图8 训练过程mAP变化曲线

Fig. 8 mAP change curves during training

从图8可以看出，在前30个轮次内，训练集的mAP迅速提高，这个过程中mAP呈现较多的波动，这是因为训练集数据较为复杂，模型在拟合数据分布时存在偏差，尽管如此，训练集的mAP在80个轮次后逐渐收敛，值趋近于100 %。同时，在前40个轮次内，验证集的准确率提升幅度较大，其过程

较为平缓，并在80个轮次后逐渐收敛至较高的数值，验证了所提模型的准确性能。

此外，为了分析所提模型缺陷识别和分类性能，图9展示了测试结果的混淆矩阵。混淆矩阵可以清晰地展示模型的分类性能，根据矩阵的行和列，可以判断出模型的漏检或误检状况。

从图9可以观察到，SEDDet的识别效果优越，仅有较少的缺陷目标被识别为背景，表明模型可以有效地区分无关背景信息和有关前景信息，验证了其优越的抗漏检能力。在误检性能方面，从图9可知，同一大类别的不同子类别之间容易造成误检现象。例如表盘模糊、表盘破损和外壳破损之间均存在较多误检，其中表盘破损的检测中有5个目标被识别为外壳破损，这可能是因为这两种缺陷的识别目标相同，缺陷特征类似。相比之下，挂空悬浮物和鸟巢的测试结果仅有少量的漏检，这是由于这两种目标具备独特的地理空间，不易与其他类别缺陷混淆。综合所有测试结果，硅胶变色的识别精度最高，仅有2个误检和1个漏检，其他类别也展现出较高的识别准确度，验证了所提方法的检测准确性及鲁棒性。

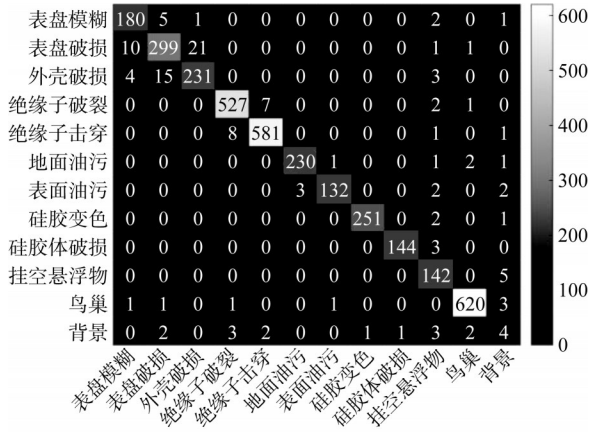



图9　混淆矩阵

Fig. 9　Confused matrix

## 2.4　NWD-CIoU融合权重参数分析

本文为多尺度缺陷检测任务引入了一种NWD-CIoU损失函数，并通过权重参数λ调整NWD损失和CIoU损失对模型训练的贡献。为了验证NWD-CIoU损失函数的有效性，在模型训练过程中将λ参数从0调整到1，测试不同λ值对模型性能的影响，结果如表3所示。

表3　不同λ值的检测性能

Tab. 3　Detection performance of different λ values

| λ | mAP值/% | FPS值 |
|---|---|---|
| 0 | 96. 52 | 78. 7 |
| 0. 2 | 97. 08 | 79. 1 |
| 0. 4 | 97. 56 | 78. 6 |
| 0. 6 | 98. 27 | 78. 4 |
| 0. 8 | 97. 64 | 77. 8 |
| 1 | 96. 93 | 76. 3 |

表3结果表明，当λ值较小时（λ=0，λ=0. 2），模型更关注于优化小目标缺陷回归框，但对常规目标缺陷的改善程度不足，因此准确性较低。同理，当λ值较大时，模型对小目标缺陷的敏感性降低，导致检测精度下降。而当λ的值为0. 6时，检测准确度mAP最高，达到了98. 27 %。这是因为NWD与CIoU之间的贡献达到了均衡，既缓解了交并比对小目标的尺度敏感性，又通过CIoU的长宽比约束提高了对常规目标的定位精度。此外，λ的取值对计算复杂度的影响较小，FPS始终维持在75~80之间，满足实际应用需求。综上，最终选取λ=0. 6作为融合权重，以实现多尺度缺陷检测的精度与效率平衡。

## 2.5　消融实验

为了验证本文方法中C2f+、SimAM以及NWD-CIOU的有效性，将3个模块分别添加到基线网络YOLOv10中，在自制变电站设备缺陷数据集上进行消融实验，结果如表4所示。

表4　消融实验

Tab. 4　Ablation experiment

| 模型 | 网络配置 | | | mAP值/% |
|---|---|---|---|---|
| | C2f+ | SimAM | NWD-CIoU | |
| YOLOv10 | | | | 93. 81 |
| | √ | | | 96. 49 |
| | | √ | | 95. 60 |
| | | | √ | 95. 03 |
| | √ | √ | | 97. 78 |
| | | √ | √ | 96. 95 |
| | √ | √ | √ | 98. 27 |

从表4可以看出，直接应用YOLOv10进行缺陷检测时，mAP仅达到93. 81 %，准确性略有不足。添加C2f+模块后，mAP提高了2. 68 %，表现出较高的性能提升，说明C2f+对于目标特征的提取

更为充分，可以更好地学习到深层次的特征信息，进而提高准确度。SimAM 模块加入后，模型的 mAP 提高了 1. 79 %，这是因为采用 SimAM 改进颈部网络后，模型的特征融合能力会进一步提高，可以更好地捕获不同尺度和抽象级别的特征信息，加强对多尺度特征的感知和理解，从而提高特征的表征能力。同时，由于 SimAM 设计原理简单，添加 SimAM 可以在不增加计算开销的前提下提高模型检测准确度。此外，采用 NWD-CIoU 作为损失函数时，mAP 值提高 1. 22 %，表明 NWD-CIoU 有效地提高了模型对多尺度目标尤其是小目标的检测性能。添加 3 个模块时，mAP 值达到 98. 27 %，相较于基线模型提高 4. 46 %，表现出较大的检测准确度改进，同时对多尺度和小目标缺陷检测性能也得到了大幅增强。

为了直观地展示所提方法的有效性，图 10 为 YOLOv10 和所提方法的定性比较结果。图 10 左列为 YOLOv10 的检测结果，右列为所提方法检测结果。从图 10 可以看出，所提模型对远距离低像素小目标缺陷检测效果更好，同时在有遮挡及复杂背景的图像中仍能较好地识别和定位缺陷目标，体现出较高的检测准确性和鲁棒性。

## 2. 6　对比实验

本文在变电设备缺陷检测数据集上进行了对比实验，对比模型分别为主流的目标检测模型 Faster R-CNN[27]、YOLOv9[28]、YOLOv10[29]以及当前较为先进的电力设备缺陷检测模型 AdIn-DETR[30]、CACS-YOLO[31]、LiteYOLO-ID[32]。分别对不同方法的准确率和计算复杂度进行分析，以充分地验证所提方法的缺陷检测性能。

### 2. 6. 1　准确率对比实验

准确率对比结果如表 5 所示。从表 5 可知，SEDDet 在变电站设备缺陷数据集的平均检测精度 mAP 达到 98. 27 %，与主流的目标检测模型 Faster R-CNN、YOLOv9 和 YOLOv10 相比，分别提高了 6. 68 %、5. 15 %和 4. 46 %，与先进的电力设备缺陷检测模型 AdIn-DETR、CACS-YOLO 和 LiteYOLO-ID 相比，分别提高了 2. 14 %、0. 76 %和 2. 69 %。在具体的缺陷类别方面，SEDDet 在 11 个类别中的 9 个类别均实现了最高的平均精度，尤其对于表盘、绝缘子这一类具有多尺度特性和复杂背景的目标，本文所提方法均实现了较高的检测准确

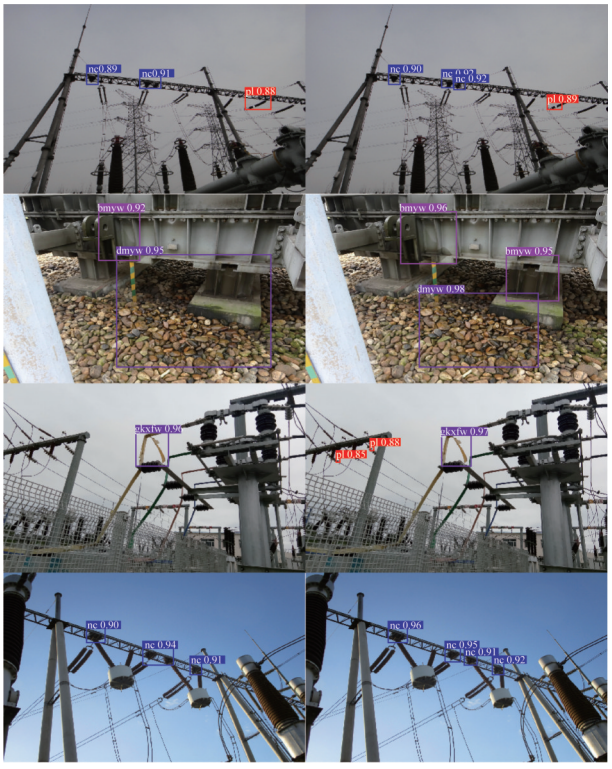


图 10　消融实验可视化结果

Fig. 10　Visualization results of ablation experiment

度。此外，挂空悬浮物和鸟巢属于相对独立的目标，与其他类型的缺陷目标几乎没有关联，且它们的位置具有随机性，通常位于不同设备之间，缺陷图像会呈现复杂的背景和遮挡现象，而 SEDDet 对于这 2 种缺陷检测准确度分别达到了 98. 85 %和 98. 35 %，具有较高的准确性，且优于其他对比方法，充分验证了所提方法的优越检测性能。

### 2. 6. 2　可视化对比结果

为了直观地展示 SEDDet 相较于其他对比方法的优势，选取表 5 中准确率最高的 3 个方法（AdIn-DETR、CACS-YOLO、LiteYOLO-ID）与 SEDDet 进行可视化效果比较，结果如图 11 所示。

从图 11 可以看出，SEDDet 能够准确地识别到目标缺陷并分类，对低像素小目标也能实现较为精确的检测，同时定位边界框更接近真实目标框，且具有较高的检测置信度。而其他方法也能较为准确地检测和分类缺陷目标，但检测框定位存在偏差，且在遮挡或背景相对复杂时存在漏检或误检问题。这一结果表明，SEDDet 在具有挑战性的场景中仍能实现缺陷目标的准确检测，具有较高的鲁棒性能。

**表 5　检测准确率对比结果**

Tab. 5　Comparison results of detection accuracies

| 缺陷类型 | | Faster R-CNN | YOLOv9 | YOLOv10 | AdIn-DETR | CACS-YOLO | LiteYOLO-ID | SEDDet |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| AP值/% | 表盘模糊 | 91. 02 | 92. 92 | 93. 63 | 95. 74 | 96. 94 | 95. 34 | **99. 78** |
| | 表盘破损 | 90. 64 | 92. 45 | 93. 27 | 95. 21 | 96. 85 | 94. 51 | **98. 04** |
| | 外壳破损 | 90. 42 | 92. 30 | 93. 29 | 94. 50 | 95. 17 | 95. 71 | **97. 18** |
| | 绝缘子破裂 | 92. 51 | 93. 89 | 94. 07 | 94. 62 | 95. 70 | 94. 12 | **96. 91** |
| | 绝缘子击穿 | 88. 83 | 92. 21 | 93. 14 | 94. 58 | **96. 53** | 95. 56 | 96. 08 |
| | 地面油污 | 92. 30 | 93. 75 | 93. 46 | 97. 43 | 99. 61 | 96. 18 | **99. 62** |
| | 表面油污 | 91. 98 | 91. 34 | 92. 41 | 95. 65 | 98. 10 | 96. 53 | **98. 85** |
| | 硅胶变色 | 93. 95 | 95. 85 | 96. 49 | 98. 13 | 99. 53 | 97. 20 | **98. 94** |
| | 硅胶体破损 | 92. 03 | 93. 75 | 94. 67 | 97. 07 | **98. 69** | 96. 64 | 98. 37 |
| | 挂空悬浮物 | 90. 25 | 91. 32 | 92. 13 | 96. 10 | 97. 88 | 95. 23 | **98. 85** |
| | 鸟巢 | 93. 51 | 94. 56 | 95. 39 | 98. 37 | 97. 65 | 94. 38 | **98. 35** |
| mAP值/% | | 91. 59 | 93. 12 | 93. 81 | 96. 13 | 97. 51 | 95. 58 | **98. 27** |



(a) AdIn-DETR



(b) CACS-YOLO



(c) Lite-YOLO-ID



(d) SEDDet

**图 11　可视化比较结果**

Fig. 11　Comparison results of visualizations

2. 6. 3　计算复杂度对比实验

为进一步分析 SEDDet 的性能，将其计算复杂度与其他 6 种检测方法进行对比，结果如表 6 所示。

表6 计算复杂度对比结果

Tab. 6 Comparison results of computational complexity

| 模型 | 参数量/M | FLOPs值/G | FPS值 |
|---|---|---|---|
| Faster R-CNN | 42. 3 | 125. 8 | 32. 7 |
| YOLOv9 | 7. 2 | 26. 7 | 87. 9 |
| YOLOv10 | 7. 2 | 21. 6 | 93. 6 |
| AdIn-DETR | 44. 2 | 144. 3 | 23. 5 |
| CACS-YOLO | 27. 4 | 66. 6 | 60. 1 |
| LiteYOLO-ID | **3. 7** | **8. 7** | **108. 2** |
| SEDDet | 10. 8 | 37. 1 | 78. 4 |

从表6可知，LiteYOLO-ID参数量仅有3. 7 M，计算量仅有8. 7 G，在所有方法中计算复杂度最低，这是因为LiteYOLO-ID采用了幽灵卷积进行轻量化设计，大幅降低了参数量和计算量。而AdIn-DETR、CACS-YOLO更专注于精度方面的提升，所以模型复杂度较高。相比之下，SEDDet的参数量和计算量仅为10. 8 M和37. 1 G，相比于基线模型YOLOv10略微提高了3. 6 M和15. 5 G，而这些额外的参数和计算量使得模型能够更好地捕获目标的关键特征信息，从而实现更准确和可靠的目标检测结果。尽管如此，SEDDet的FPS值仍能达到78. 4，表明SEDDet可以在1 s时间内检测78. 4张图像，而实际应用中对实时性的要求一般为30 FPS左右，这一结果验证了SEDDet较高的实时性能，适用于实际变电设备缺陷检测。

## 3 结论

为解决变电站设备缺陷检测中存在的缺陷类型复杂、目标尺度多变以及背景干扰问题，提出了一种基于深度特征感知的缺陷检测方法SEDDet。该方法在主干网络中引入一种优化模块C2f+，提高模型的特征提取性能。然后在特征融合网络中嵌入SimAM，加强模型对多尺度特征的融合能力。最后，设计了一种NWD-CIOU损失函数，增强模型对不同尺度目标和缺陷位置的学习能力。主要结论如下。

1)消融实验结果显示，SEDDet的平均检测精度mAP达到98. 27 %，相较于基准模型提高了4. 46 %，实现了较高的检测性能提升，特别是对多尺度目标、远距离小目标以及受背景干扰的目标。

2)准确率对比结果显示，SEDDet在对11种缺陷类别的缺陷检测中，有9个类别均达到了最高的精度，且平均精度高于其他6种对比方法，表现出卓越的准确性。

3)计算复杂度实验结果显示，SEDDet的参数量为10. 8 M，计算量为37. 1 G，检测速度达到78. 4 FPS，具有较低的复杂度和较高的实时性能。

由于SEDDet多模块嵌入后的协同作用，导致其参数量和计算量略高于基准模型。未来工作中将进一步优化模型的复杂度，以更好地适应实际巡检需求。

## 参考文献

[1] ABBASI A R，BALEANU D. Recent developments of energy management strategies in microgrids：an updated and comprehensive review and classification［J］. Energy Conversion and Management，2023(297)：117723.

[2] 王帅，姜敏，李江林，等. 全维度智能变电站设备状态监测关键技术研究[J]. 电测与仪表，2020，57(7)：82－86.
WANG Shuai，JIANG Min，LI Jianglin，et al. Research on key technologies of condition monitoring of full-dimensional intelligent substation equipment［J］. Electrical Measurement & Instrumentation，2020，57(7)：82－86.

[3] 陈德辉，须雷，赵希才. 智能变电站自动化与保护核心IEC标准的进展与分析[J]. 电力系统自动化，2019，43(21)：229－239.
CHEN Dehui，XU Lei，ZHAO Xicai. Development and analysis of core IEC standards for smart substation automation and relay protection［J］. Automation of Electric Power Systems，2019，43(21)：229－239.

[4] 白艳峰，王立彪，高卫东，等. 面向电力设备缺陷检测的多模态层次化分类[J]. 中国图象图形学报，2024，29(7)：2011－2023.
BAI Yanfeng，WANG Libiao，GAO Weidong，et al. Multimodal hierarchical classification for power equipment defect detection［J］. Journal of Image and Graphics，2024，29(7)：2011－2023.

[5] 李绪，肖志云，姜晔东，等. 基于改进YOLOv7的异源绝缘子的故障检测与识别[J]. 红外技术，2024，46(11)：1325－1333.
LI Xu，XIAO Zhiyun，JIANG Yedong，et al. Fault detection and identification of multi-source insulators based on improved YOLOv7［J］. Infrared Technology，2024，46(11)：1325－1333.

[6] 李浩，魏繁荣，王浩，等. 基于振动信号与深度学习的电力变压器故障诊断方法[J]. 电工电能新技术，2024，43(10)：1－12.
LI Hao，WEI Fanrong，WANG Hao，et al. Power transformer fault diagnosis method based on vibration signal and deep learning［J］. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy，2024，43(10)：1－12.

[7] 田云龙，申贝贝，杜永杰，等. 基于双向特征融合的输电线路异常目标检测[J]. 计算机工程与设计，2024，45(10)：3051－3058.
TIAN Yunlong，SHEN Beibei，DU Yongjie，et al. Transmission line anomaly object detection based on twodirections

feature fusion[J]. Computer Engineering and Design，2024，45(10)：3051－3058.

[8] 何锦强，李锐海，李昊，等. 基于Yolo v5与Grabcut的架空线路绝缘子可见光图像自动识别与分割方法[J]. 南方电网技术，2023，17(6)：128－135.
HE Jinqiang，LI Ruihai，LI Hao，et al. Visible light image automatic recognition and segmentation method for overhead power line insulators based on Yolo v5 and grabcut [J]. Southern Power System Technology，2023，17(6)：128－135.

[9] HE H，LUO D，LEE W，et al. A contactless insulator contamination levels detecting method based on infrared images features and RBFNN [J]. IEEE Transactions on Industry Applications，2019，55(3)：2455－2463.

[10] SADYKOWA D，PERNEBAYEVA D，BAGHERI M，et al. IN-YOLO：Real-time detection of outdoor high voltage insulators using UAV imaging [J]. IEEE Transactions on Power Delivery，2020，35(3)：1599－1601.

[11] 严宇平，杨秋勇，谢翰阳，等. 基于改进YOLOv7的输电线路异物检测模型[J]. 南方电网技术，2024，18(9)：47－58.
YAN Yuping，YANG Qiuyong，XIE Hanyang，et al. Foreign object detection model of transmission line based on improved YOLOv7[J]. Southern Power System Technology，2024，18(9)：47－58.

[12] 王安宁，范荣奇，张旸，等. 基于多特征量判据的新型配电系统早期故障检测[J]. 中国电力，2024，57(9)：181－193.
WANG Anning，FAN Rongqi，ZHANG Yang，et al. Multiple characteristics criterion based incipient fault detection of distribution systems [J]. Electric Power，2024，57 (9)：181－193.

[13] 袁博雅，李尧，叶青. 面向输电线路绝缘子的GER-YOLO缺陷检测算法[J]. 激光与光电子学进展，2024，61(22)：149－159.
YUAN Boya，LI Yao，YE Qing. GER-YOLO fault-detection algorithm for transmission-line insulators [J]. Laser & Optoelectronics Progress，2024，61(22)：149－159.

[14] 胡益民，曲光，王夏兵，等. 一种EO-YOLOX输电线绝缘子检测方法[J]. 计算机科学，2024，51(S2)：239－244.
HU Yimin，QU Guang，WANG Xiabing，et al. EO-YOLOX model for insulators detection in transmission lines [J]. Computer Science，2024，51(S2)：239－244.

[15] 宋智伟，黄新波，纪超，等. 基于PCSA-YOLOv7 Former的输电线路连接金具及其锈蚀检测方法[J]. 中国电力，2024，57(6)：141－152.
SONG Zhiwei，HUANG Xinbo，JI Chao，et al. Transmission line connection fittings and corrosion detection method based on PCSA-YOLOv7 former[J]. Electric Power，2024，57(6)：141－152.

[16] MEI H，JIANG H，YIN F，et al. Terahertz imaging method for composite insulator defects based on edge detection algorithm [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement，2021(70)：4504310.

[17] CHEN S，TSAI C. SMD LED chips defect detection using a YOLOv3-dense model[J]. Advanced Engineering Informatics，2021(47)：101255.

[18] 丁锴，杨佳熹，杨耀，等. 基于小样本StyleGAN的多类别车损图像生成方法[J]. 计算机工程与应用，2023，59(23)：202－210.
DING Kai，YANG Jiaxi，YANG Yao，et al. Multi-label car damage image generation based on few shot StyleGAN [J]. Computer Engineering and Applications，2023，59(23)：202－210.

[19] 李春华，付睿智，刘玉坤，等. 基于改进DCGAN轮胎缺陷图像生成方法[J]. 河北科技大学学报，2023，44(4)：346－355.
LI Chunhua，FU Ruizhi，LIU Yukun，et al. A method for generating tire defect images based on improved DCGAN[J]. Journal of Hebei University of Science and Technology，2023，44(4)：346－355.

[20] QIAO S，CHEN L，YUILLE A. DetectoRS：detecting objects with recursive feature pyramid and switchable atrous convolution[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition，June 20 － 25，2021，Nashville，TN，USA. New York：IEEE，2021：10208－10219.

[21] HOU Q，ZHOU D，FENG J. Coordinate attention for efficient mobile network design [C]//2021 IEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)，June 20－25，2021，Nashville，TN，USA. New York：IEEE，2021：13708－13717.

[22] YANG L，ZHANG R，LI L，et al. SimAM：a simple，parameterfree attention module for convolutional neural networks[J]. Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning，2021(139)：11863－11874.

[23] 胥小我，张晓玲，张天文，等. 基于自适应锚框分配与IOU监督的复杂场景SAR舰船检测[J]. 雷达学报，2023，12(5)：1097－1111.
XU Xiaowo，ZHANG Xiaoling，ZHANG Tianwen，et al. SAR ship detection in complex scenes based on adaptive anchor assignment and IOU supervise[J]. Journal of Radars，2023，12(5)：1097－1111.

[24] XU C，WANG J，YANG W，et al. Detecting tiny objects in aerial images：a normalized Wasserstein distance and a new benchmark[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing，2022(190)：79－93.

[25] ZHENG Z，WANG P，REN D，et al. Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation[J]. IEEE Transactions on Cybernetics，2022，52(8)：8574－8586.

[26] 孙杨，徐波，洪石林，等. 基于改进孪生网络的变电站设备缺陷判别算法[J]. 供用电，2022，39(8)：100－107.
SUN Yang，XU Bo，HONG Shilin，et al. Discriminant algorithm of substation equipment defects based on improved siamese network[J]. Distribution & Utilization，2022，39(8)：100－107.

[27] 于虹，龚泽威一，张海涛，等. 基于Faster R-CNN算法的变电站设备识别与缺陷检测技术研究[J]. 电测与仪表，2024，61(3)：153－159.
YU Hong，GONG Zeweiyi，ZHANG Haitao，et al. Research on substation equipment identification and defect detection technology based on Faster R-CNN algorithm [J]. Electrical Measurement & Instrumentation，2024，61(3)：153－159.

[28] 李文璞，谢可，廖道，等. 基于Faster RCNN变电设备红外图像缺陷识别方法[J]. 南方电网技术，2019，13(12)：79－84.
LI Wenpu，XIE Ke，LIAO Xiao，et al. Intelligent diagnosis method of infrared image for transformer equipment based on improved faster rcnn[J]. Southern Power System Technology，2019，13(12)：79－84.

[29] 曹子玉，张文宇，闫磊，等. 基于YOLOv9-B模型的港口船舶红外检测方法[J]. 燕山大学学报，2024，48(6)：528－536.
CAO Ziyu，ZHANG Wenyu，YAN Lei，et al. Infrared ship

detection in harbor based on YOLOv9-B model[J]. Journal of Yanshan University, 2024, 48(6): 528 - 536.
[30] 靳学萌, 梁西银, 邓鹏飞. 基于改进YOLOv10的轻量级黄花菜分级检测模型[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(5): 108 - 118.
JIN Xuemeng, LIANG Xiyin, DENG Pengfei. Lightweight daylily grading and detection model based on improved YOLOv10[J]. Smart Agriculture, 2024, 6(5): 108 - 118.
[31] CHENG Y, LIU D. AdIn-DETR: adapting detection transformer for end-to-end real-time power line insulator defect detection [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024(73): 3528511.
[32] CAO Z, CHEN K, CHEN J, et al. CACS-YOLO: a lightweight model for insulator defect detection based on improved YOLOv8m [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024(73): 3530710.
[33] 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.

**收稿日期**: 2024-12-28; **网络首发日期**:2025-03-27
**作者简介**:
罗悦冬(2003), 女, 学士, 研究方向为电气工程及其自动化, luoydhdd@163. com;
杜思超(1983), 男, 通信作者, 副教授, 博士, 研究方向为传感器与系统集成, dusichao1987@163. com;
李猷(1985), 男, 高级工程师, 硕士, 研究方向为电力系统及其自动化, 18647264777@163. com。

(上接第 36 页 Continued from Page 36)

DU Yi, SUN Huadong, ZHENG Chao, et al. Mechanism analysis and improvement of grid-forming VSC transient stability considering DC dynamics [J]. Proceedings of the CSEE, 2026, 46(6): 2179 - 2193.
[21] WANG L, HU P, ZHANG W. A current limiting strategy for grid-forming converters based on voltage deviation adaptive virtual impedance[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2025(173): 111356.1 - 111356.10.
[22] SI W, FANG J. Transient stability improvement of grid-forming converters through voltage amplitude regulation and reactive power injection [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(10): 12116 - 12125.
[23] ZAPATA A, SANTOS D, WU D, et al. High penetration of inverter based resources assessment on stability and system strength [C]//2023 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM), July 16 - 20, 2023, Orlando, FL, USA. New York: IEEE, 2023: 1 - 5.
[24] LUO C, LIAO S, LIU Y, et al. Estimation of stability region for grid-forming inverters considering switching characteristics via constructing damping-reflected energy functions [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2025, 16(3): 1737 - 1748.
[25] LUO C, CHEN Y, LIAO S, et al. Stability region estimation and decentralized transient control for parallel grid-tied grid-forming inverters [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2025, 16(3): 2015 - 2028.

**收稿日期**: 2026-04-30
**作者简介**:
李霞林(1986), 男, 通信作者, 教授, 博士生导师, 博士, 研究方向为全电力电子电力系统构建与稳定运行、高比例新能源电力系统稳定与控制, xialinlee@tju. edu. cn;
罗宇轩(2003), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力电子化电力系统稳定性分析, yuxuanluo@tju. edu. cn;
项烨鋆(1982), 男, 高级工程师, 学士, 研究方向为电力系统及其自动化、微电网调度运行, 17914554@qq. com。