

文章编号: 1671-7449(2026)01-0112-12

J. Test Measur. Technol., 2026, 40(1): 112-123.

GIS-YOLO: 改进YOLOv8的GIS隔离开关实例分割算法

黎泽阳¹, 胡欣^{1*}, 马滨滨², 邵良彬¹, 王茜玉¹

(1. 长安大学 能源与电气工程学院, 陕西 西安 710064; 2. 广东电网有限责任公司汕头供电局, 广东 汕头 515000)

摘要: 气体绝缘全封闭组合电器(Gas Insulated Substation, GIS)智能可视化监测系统中受内部复杂结构和空间全封闭等因素影响, 采集到的图像存在不均匀光照和细节模糊等问题, 从而导致漏检和误检。为解决上述问题, 提出一种基于YOLOv8的改进模型, 以提高GIS隔离开关图像的实例分割效率和精度, 获得更精准的分合闸状态判断。首先, 采用RepNCSPPELAN4模块替换原有C2f模块, 利用输入通道并行处理多尺度特征, 高效融合特征信息以增强模型对不同目标的感知和捕获能力; 其次, 提出的SPPELAN_LSKA模型由SPPELAN模块融合大核分离卷积注意力(Large Separable Kernel Attention, LSKA)机制构成, 可有效提升模型在不均匀光照和细节模糊图像中的特征提取能力; 最后, 改进的分割头Segment_EfficientHead显著减少了参数量, 提高了模型的分割效率和精度。实验结果表明, 在自制的GIS隔离开关数据集上, GIS-YOLO模型相较于YOLOv8模型, 在精确度、 $mAP_{mask}@0.5$ 及 $mAP_{mask}@0.5:0.95$ 上分别提升了8.1、7.8和16.8个百分点, 模型的参数量和计算量分别降低了37.3%和13.3%。改进后的模型不仅分割性能更高, 而且结构更加轻量化, 满足GIS隔离开关图像在线实例分割任务。

关键词: 实例分割; YOLOv8; 气体绝缘全封闭组合电器隔离开关; 大核分离卷积注意力; 轻量化

中图分类号: TP391

文献标识码: A

DOI: 10.62756/csjs.1671-7449.2026043

引用格式: 黎泽阳, 胡欣, 马滨滨, 等. GIS-YOLO: 改进YOLOv8的GIS隔离开关实例分割算法[J]. 测试技术学报, 2026, 40(1): 112-123.

LI Zeyang, HU Xin, MA Binbin, et al. GIS-YOLO: an improved YOLOv8 algorithm for instance segmentation of GIS isolating switches[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2026, 40(1): 112-123.

GIS-YOLO: An Improved YOLOv8 Algorithm for Instance Segmentation of GIS Isolating Switches

LI Zeyang¹, HU Xin^{1*}, MA Binbin², SHAO Liangbin¹, WANG Xiyu¹

(1. School of Energy and Electrical Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China;

2. Shantou Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Shantou 515000, China)

Abstract: In the gas insulated substation (GIS) intelligent visualization monitoring system, factors such as internal complex structures and fully enclosed spaces affect the quality of the collected images, leading to issues like uneven lighting and blurred details, which result in missed and false detection. An improved model based on YOLOv8 is proposed to enhance the efficiency and accuracy of instance segmentation for GIS isolation switch images, thereby obtaining more precise on-off judgment. Firstly, the original C2f module is replaced with the RepNCSPPELAN4 module, which splits the input channels into two parts for separate processing before merging the results, making more efficient use of channel information and enhancing the model's ability to recognize targets of different sizes. Secondly, the proposed SPPELAN_LSKA model is composed of the SPPELAN

【收稿日期】2025-07-22

【基金项目】咸阳市重大科技创新专项(L2025-ZDKJ-ZDGG-RGZN-005)

【作者简介】黎泽阳(1975—), 男, 硕士生, 主要从事机器学习与图像分割研究。E-mail: 3431134035@qq.com。

*【通信作者】胡欣(1975—), 女, 教授, 博士, 主要从事机器学习、计算机视觉及深度学习等研究。E-mail: huxin@chd.edu.cn。

module fused with the LSKA attention mechanism, further improving the model's feature extraction capabilities in images with uneven lighting and blurred details. Lastly, the redesigned segmentation head, Segment_EfficientHead, significantly reduces the number of parameters, enhancing the model's segmentation efficiency and accuracy. Experimental results show that on the self-construction GIS isolation switch data-set, the GIS-YOLO model outperforms the YOLOv8 model in terms of precision, $mAP_{mask}@0.5$, and $mAP_{mask}@0.5:0.95$ by 8.1, 7.8, and 16.8 percentage points, respectively, while reducing the model's parameter count and computational load by 37.3% and 13.3%, respectively. The improved model not only has higher segmentation performance but also possesses a more lightweight structure, addressing the requirements for online instance segmentation tasks of GIS isolation switch images.

Key words: instance segmentation; YOLOv8; gas insulated substation (GIS) isolating switch; large separable kernel attention (LSKA) attention; lightweight

0 引言

随着电力系统朝着高效、智能化的方向发展, 气体绝缘全封闭组合电器(Gas Insulated Substation, GIS)已成为高压输电和配电系统中的重要组成, 广泛应用于各电压等级电网工程中^[1]。GIS中的隔离开关起到隔离电源、承载和切断电流电路的关键任务, 隔离开关的动静触头通过操作机构完成分合闸操作^[2], 在长期运行过程中容易承受过电压、电弧和放电等瞬态电气应力^[3], 同时多次分合闸操作易造成机械部件磨损, 导致机构分合闸不到位、动静触头间隙不足、位置判定失效等机械故障^[4], 进而影响设备的长期稳定运行。因此, 检测和监测GIS内部隔离开关状态对于GIS设备正常运行和电网安全保障至关重要。

常规的GIS隔离开关状态检测采用人工目视或内窥镜检查的方法, 存在耗时且安全性差的问题。随着电力系统检测技术的发展, 脉冲电流法^[5]、超高频法^[6]、超声波法^[7]、气体分解法^[8]、振动分析^[9]等方法不断涌现, 在一定程度提高了对GIS设备的检测能力, 但在直观性和可操作性上仍显不足。目前, GIS智能可视化监测系统采用观察窗和多波段光源采集实时开关状态的高分辨率图像^[10], 利用图像分割算法实现开关精确分割和高精度提取, 以获取快速、高效和量化的状态分析结果来提升设备智能化和运维水平。然而, 固定观察窗与成像设备的视角和观察范围受限, 内部腔体环境封闭狭小, 暗黑环境和光源方向性会导致采集的图像光照不均匀、边缘细节模糊, 从而在机械结构表面和腔体壁上出现阴影或强反射亮点, 为实时GIS图像分割带来了额外难度。

随着计算机视觉的发展, 出现了许多端到端的

深度学习图像分割算法, 包括全卷积网络(Fully Convolutional Network, FCN)^[11]、DeepLab^[12]、U-Net^[13]等语义分割算法及Faster R-CNN^[14]、Mask R-CNN^[15]等实例分割算法。研究人员已逐步将深度学习算法应用到光照不均匀、细节模糊和局部亮反射等特征的图像分割领域。针对光照不均匀、GIS腔体强反射问题, 郭民扬等^[16]提出了一种改进DeepLab3+网络的GIS腔体异物分割网络, 为增强腔体异物边缘的分割效果, 引入四元数以保留色彩通道间的相关性, 同时借助Gabor滤波器对光线不敏感的特性, 从图像中提取出多方向、多尺度的特征。廖扬航等^[17]提出了一种改进YOLOv3的GIS内部异物检测算法, 设计CSP-Darknet36主干网络以及多尺度特征信息复用特征金字塔, 解决了精度不高且耗时长的问题, 达到实时要求。以上方法通过机器人的摄像头获取GIS设备内部图像, 面对多处遮挡和图像特征相似等问题, 结果达不到预期分割效果。针对细节模糊、图像纹理相似等问题, Wang等^[18]首次将Mask R-CNN模型应用于红外绝缘子图像的自动故障诊断中, 红外图像中绝缘子数目多、纹理相似且细节丢失严重, 采用迁移学习对多目标的图像数据集进行训练, 增强了模型泛化性, 但存在模糊过于复杂的问题。刘云鹏等^[19]提出一种多尺度特征融合方法实现FCN全卷积神经网络模型构建, 通过学习绝缘子的纹理、形状等特征, 实现了劣化绝缘子片的分割, 但存在精度和效率不足的问题。针对金属表面对比度低等问题, 赵鹤等^[20]设计了一种融合注意力机制的语义分割网络, 下采样采用位置注意力与不同尺寸特征图相结合, 增加了特征与背景对比度, 提高了分割精度, 但参数、计算量大, 耗时长。为了兼容算法的准确性和实时性, YOLO系列^[21]算法逐渐被应用到此类图像分割中^[22-23], 针对煤炭

智能化中的低光照和缺失纹理信息的图像采集,王福奇等^[24]提出一种改进YOLOv8-seg模型,引入全局注意力机制、空间金字塔池化以及轻量化检测头,实现了精准、快速检测。卢子册等^[25]基于Yolov8实例分割网络对分割精准度、分割速度进行改进,在处理纹理相似、遮挡、对比度低的分割任务上表现出优势。

综上所述,本文针对GIS图像光照不均匀和细节模糊,使用YOLOv8分割网络时存在开关动静触头、连杆机构及标识线的边缘区域欠分割或过分割等问题,提出一种改进YOLOv8的GIS图像分割算法GIS-YOLO。该算法提高了GIS智能可视化监测系统图像实例分割的效率和精度,为后续实现量化分析分合闸到位程度和行程精确测量提供了可靠的数据支持。主要贡献如下:

1) 引入特征提取-融合模块RepNCSPELAN4代替C2f模块,并行利用通道信息,聚合多尺度特征,增强开关触头、机械连杆及标识线等目标之间的全局空间关系,提升模型处理不同

大小目标边缘和纹理的能力;

2) 选用SPPELAN模块并引入大核分离卷积注意力(Large Separable Kernel Attention, LSKA)^[26],提升模型对实例特征信息的捕捉能力,进一步增强特征的代表性,在光照不均匀干扰条件下保持稳定的性能表现;

3) 为节约模型所需计算成本,结合卷积模块改进分割头Segment_EfficientHead,提高模型的分割效率、精度和泛化性,进而提升对GIS内部隔离开关的状态监测效果。

1 改进的YOLOv8图像分割模型

1.1 GIS-YOLO实例分割模型

本文提出了一种改进的YOLOv8模型GIS-YOLO,主要用于GIS在线设备的监测。GIS-YOLO模型架构由三个主要部分组成:主干特征提取网络(Backbone)、颈部网络(Neck)及生成实例分割结果的头部网络(Head),网络结构如图1所示。

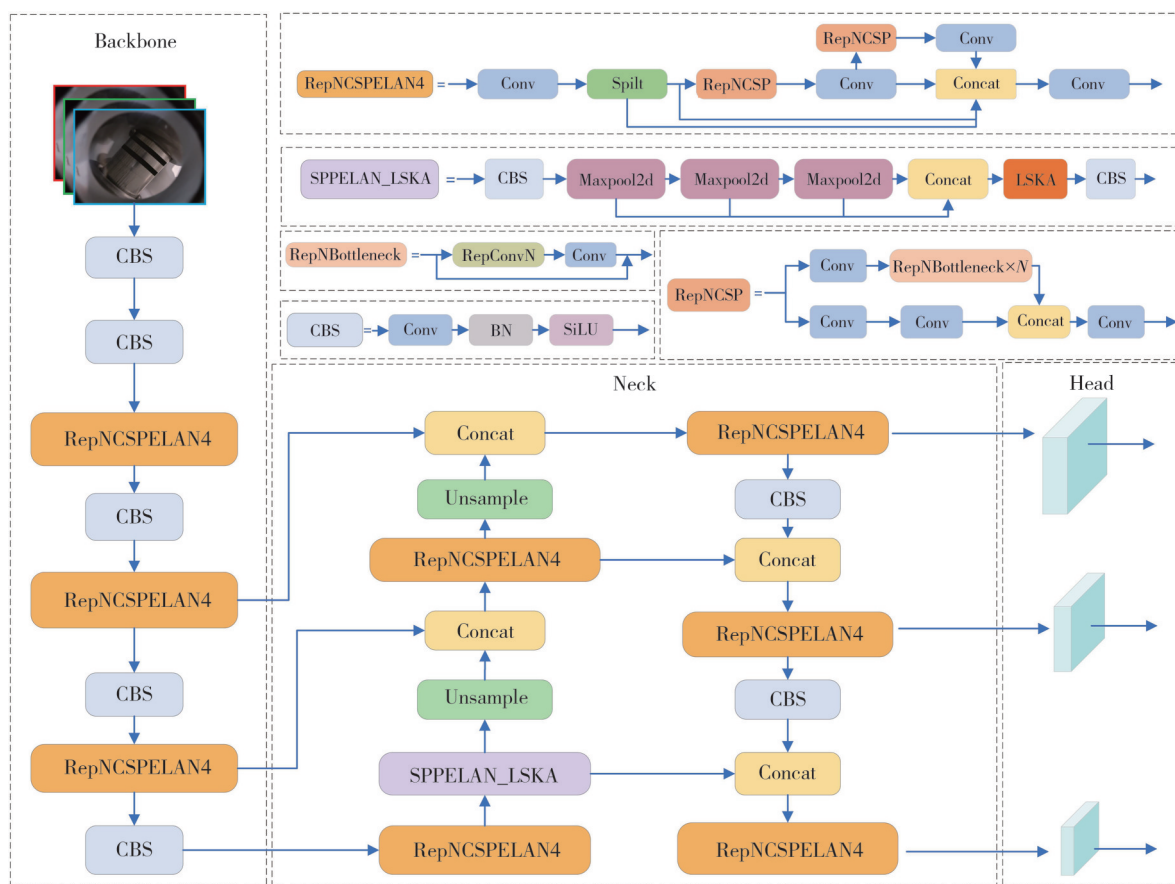


图1 GIS-YOLO网络结构图

Fig. 1 Structure diagram of GIS-YOLO network

首先,该模型采用RepNCSPELAN4特征提取-融合模块替换YOLOv8原有的C2f模块;使用

SPPELAN模块替换快速空间金字塔池化(Spatial Pyramid Pooling Fast, SPPF),并引入LSKA构建

SPPELAN_LSKA 模块;模型的头部网络中对原有的分割头进行了改进,采用 Segment_EfficientHead 分割头来实现更精确的实例分割。

1.2 引入的 RepNCSPELAN4 特征提取-融合模块

YOLOv8 模型中, C2f 模块作为一种轻量化设计,旨在通过部分特征的跨阶段传递实现不同深度特征的融合,以提升目标检测性能。然而, C2f 模块在特征表达能力上存在局限性,尤其在处理复杂场景时,如遮挡、模糊边缘或密集目标,其特征提取效果并不理想。此外, C2f 模块对多尺度特征的利用不足,可能导致对小目标或大型复杂目标的检测性能下降。针对环境光照不均匀条件下, GIS 图像中目标特征相似、边缘模糊, C2f 模块的多层特征提取和空间变换会引起图像信息丢失严重,导致模型性能不佳。

为了解决上述问题,本文提出将 YOLOv8 中的 C2f 模块替换为 RepNCSPELAN4 模块。RepNCSPELAN4 模块融合了 CSPNet^[27] (Cross Stage Partial Networks) 和 ELAN^[28] (Efficient Layer Aggregation Network) 两种神经网络架构的优势,展现出更优的特征提取能力和性能。CSPNet 通过跨阶段部分连接增强了网络的学习能力,显著减少了冗余计算,并提升了远程特征交互能力,增强了对全局上下文的感知。同时, RepNCSPELAN4 继承了 ELAN 的高效层级聚合能力,通过深层次的特征融合,增强了对目标细节的捕获和对多尺度信息的利用能力,显著提升了分割模型的性能。

RepNCSPELAN4 模块的网络结构如图 2 所示。

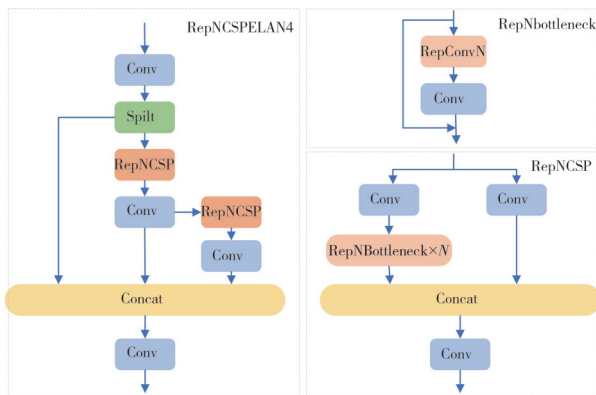


图 2 RepNCSPELAN4 模块结构图

Fig. 2 structure diagram of RepNCSPELAN4 module

该模块主要由卷积层和 RepNCSP 结构组成。RepNCSP 结构与 C2f 类似,其核心组件 RepN-

Bottleneck 由卷积层和重参数化卷积层 (Reparametric Convolution Networks, RepConvN)^[29] 组成。在结构实现中, RepNCSPELAN4 模块首先接收来自上一层 256 通道的输入特征图,通过一个 1×1 卷积进行初步的通道压缩来匹配后续操作所需要的维度配比以及计算资源控制。经过压缩后的特征图被划分成两个子特征图 y_1 和 y_2 , y_1 用于与之后深层特征拼接,承担浅层信息的传递功能, y_2 则作为主干通道提取深度纹理特征。该主干通道通过一个 RepNCSP 模块和 3×3 的标准卷积组合处理得到一份中间特征,在保留一份后将其传输至另一结构相同的 RepNCSP 模块中,以获得更深层次的图像特征。最后,三路输出特征进行拼接并经由一个 1×1 的卷积调整通道数,使得输出特征在维度上满足后续网络要求。在本研究中,一共使用了 4 个 RepNCSPELAN4 模块。

RepConvN 是一种重参数化操作,能够在推理阶段将多个计算模块合并为一个,从而提高模型的效率和性能。RepConvN 在训练时采用多分支结构 (包含 3×3 卷积、 1×1 卷积和 Identity 连接) 以增强特征表达能力并优化梯度流,而在推理阶段通过重参数化技术将所有分支无缝等价地融合为单个 3×3 卷积层,这一转换显著降低了计算图的复杂性及内存访问成本,从而大幅提升推理速度,同时可保持与训练阶段多分支结构完全一致的输出性能,实现了精度与效率的兼得。

1.3 构建的 SPPELAN_LSKA 模型

图像中如果环境光线不足和互相遮挡,会使得传统卷积神经网络在提取隔离开关的有效特征时结果不好。为了克服这一难题,本文引入了大核分离卷积注意力模块 LSKA,以增强模型的感受野,并更有效地捕捉长距离依赖性和适应性,从而实现对图像特征的精确提取。

LSKA 是一种融合了大卷积核和可分离卷积核的注意力模块,具体结构如图 3 所示。LSKA 将 $k \times k$ 的大卷积核分解为 $(2d-1) \times (2d-1)$ 的深度卷积、 $[k/d] \times [k/d]$ 的深度扩张卷积,以及 1×1 的卷积。深度卷积可以保持输入特征图的空间维度,因此,输出特征图仍然包含丰富的空间信息,这对于需要精确空间定位的分割任务非常重要。深度扩张卷积通过在卷积核元素之间插入空洞来增加卷积核的覆盖范围,而不增加额外的参数,这使得网络能够在保持参数数量相对较少

的同时,捕获更广泛的上下文信息,从而提高模型对输入图像中全局特征的感知能力。鉴于2D深度卷积和深度扩张卷积的参数数量和计算成本较高,LSKA模块将2D卷积核分解为水平和垂直的1D卷积核,两个1D卷积的总参数量为 $(K \times 1 \times C_{in}) + (1 \times K \times C_{in}) = 2 \times K \times C_{in}$,其中, C_{in} 为输入通道数。因此,当 $K > 2$ 时,分解后的参数量远小于标准2D卷积 $K^2 C_{in}$;当 $K=21$ 时,参数量减少为

原来的9.5%。同时,级联的两个1D卷积拥有与原有2D卷积相同的感受野,从而保证了特征提取的能力。这种分解方式在保持性能的同时,有效减少了模型的参数数量和计算复杂度。经过深度卷积和深度扩张卷积处理后的特征图,随后通过 1×1 的卷积核生成注意力图。最终,注意力图与原始输入特征图进行逐元素相乘,以突出重要特征并抑制不重要的特征。

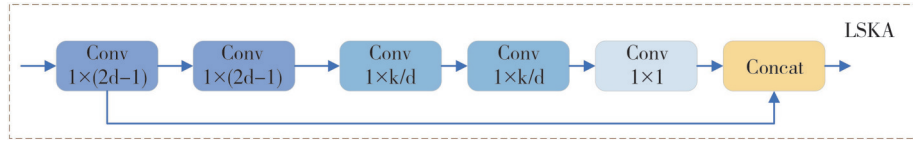


图3 LSKA模块结构图

Fig. 3 Structure diagram of LSKA module

LSKA的具体公式为

$$Z_1^C = \sum_{H,W} W_{(2d-1) \times 1}^C * \left(\sum_{H,W} W_{1 \times (2d-1)}^C * F_1^C \right), \quad (1)$$

$$Z^C = \sum_{H,W} W_{\left[\frac{k}{d}\right] \times 1}^C * \left(\sum_{H,W} W_{1 \times \left[\frac{k}{d}\right]}^C * Z_1^C \right), \quad (2)$$

$$A^C = W_{1 \times 1} * Z^C, \quad (3)$$

$$F^C = A^C \otimes F_1^C, \quad (4)$$

式中: $*$ 表示卷积; $\otimes$ 表示哈达玛卷积; d 为扩张率; k 为内核大小; H 和 W 分别为特征图的高度和宽度; C 为输入通道数; W 为各种卷积核,其下标即为各卷积核的尺寸; F_1^C 为输入的特征图; Z_1^C 为

深度卷积输出; Z^C 为全局空间信息,输入特征图经过深度卷积和深度扩张卷积后的结果; A^C 为注意力图谱; F^C 为LSKA的输出特征。

本文将YOLOv8模型中的SPPF模块替换为SPPELAN模块。SPPELAN模块虽然与SPPF结构类似,但每个最大池化层都是独立设计的,以适应不同的特征融合和尺度捕获需求。本文将LSKA模块添加在SPPELAN模块之后,构建成SPPELAN_LSKA模块,模型结构如图4所示,在本研究中,采用大小为 $k=21$ 的大卷积核,扩张率 $d=3$ 。

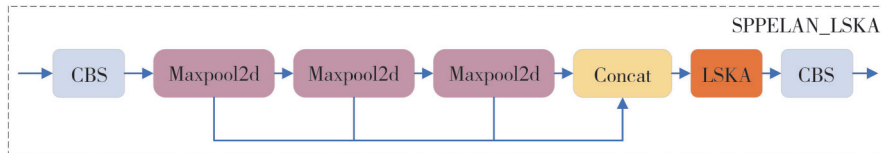


图4 SPPELAN_LSKA模块结构图

Fig. 4 Structural diagram of SPPELAN_LSKA module

1.4 改进的分割头 Segment_EfficientHead

在YOLOv8模型中,通过将原有的检测头替换为分割头,实现了目标检测与实例分割的双重功能。然而,这一改进在分割效率和精度方面仍存在一定的局限性,本文提出了一种改进的分割头 Segment_EfficientHead,以替代原有 Segment_Head。

Segment_EfficientHead是在YOLOv8的 Segment_Head基础上进行了优化。首先,针对 Segment_Head中固定的特征提取模块,Segment_EfficientHead采用了模块化设计,使其能够灵活地集成多种卷积变体,如GroupConv、Rep-

Conv等,以适应不同的硬件配置和任务需求,从而优化模型的特征提取能力。其次,Segment_EfficientHead对Segment_Head中的卷积模块进行了优化。在Segment_Head中,模型通过多层 3×3 卷积实现回归与分类,但在训练过程中,这种设计导致了不必要的计算冗余,并增加了模型参数数量,降低了推理效率。Segment_EfficientHead保持了Segment_Head的解耦头设计,即分类、回归和mask coefficients三支结构,但将多层 3×3 卷积简化为单层 3×3 卷积,以融合各层提取的特征,实现更有效的特征表示。这种简化不仅减少了模型的参数数量和计算量,还提高了模型的推理效率,具体结构如图5所示。

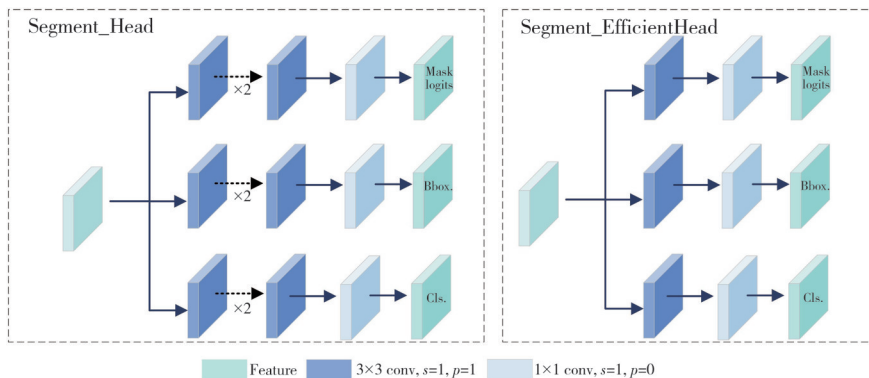


图 5 改进前后分割头结构图

Fig. 5 Improved before and after segmentation head structure diagram

此外, Segment_EfficientHead 引入了分布式焦距损失^[30], 这一改进显著提升了回归精度, 尤其是在检测小目标和密集目标时, 效果更为显著。通过这些改进, Segment_EfficientHead 不仅提高了分割的效率和精度, 还增强了模型对不同目标的适应性和鲁棒性。

2 实验结果与分析

2.1 图像数据集准备

目前不存在公开的 GIS 隔离开关图像数据集, 本文所采用的是上海思源电气某类型 GIS 设备, 并据此自制了 GIS 隔离开关图像数据集。实验所用 GIS 设备及采集的图像如图 6 所示。由于 GIS 设备内部结构紧凑, 存在多处遮挡, 且设备完全封闭、缺乏自然光源, 为获取高质量图像, 在设备上设置了多个观察窗口, 这有利于实现多角度、多光源的图像采集。采集过程中, 实时获取了 GIS 隔离开关在不同状态下的图像, 涵盖分合闸过程中的状态。

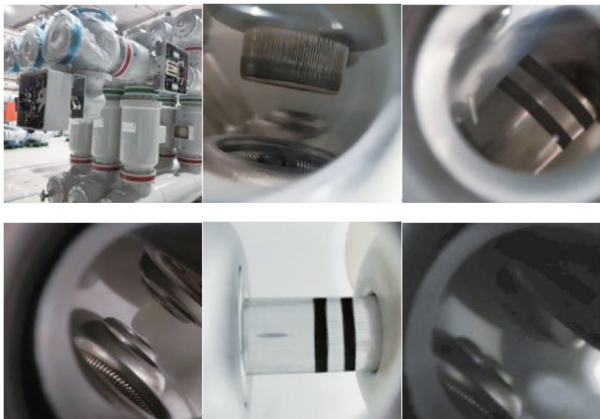


图 6 GIS 设备及采集图像示例

Fig. 6 Appearance diagram of GIS equipment and example of GIS isolating switch image

在不同观察窗、不同光源和不同运行环境下, 采集到可用图片 680 幅, 再通过裁剪、曝光、随机亮度的方法进行数据增强, 最终得到扩充后的数据集共 980 张图像。本文构建的 GIS 隔离开关实例分割数据集的构成如表 1 所示。将标注完成的数据集按照 7:2:1 的比例均匀划分为训练集、验证集和测试集, 包括训练集 686 幅图像、验证集 196 幅图像和测试集 98 幅图像。GIS 隔离开关的状态监测是通过图像分割结果分析分合闸到位程度和行程精确量程, 图像标注标签主要包括连杆(link)、标识线(tag line)和触头(contacts)。获取精度高的连杆、标识线和触头的分割图会为后续量化分析提供可靠的数据支持, 获得更精准的开关分合闸状态判断。

表 1 GIS 隔离开关实例分割数据集

Tab. 1 GIS disconnector instance segmentation dataset

类别	标签名称	标签索引	原始数据量	最终数据量
连杆	link	0	589	797
标识线	tag line	1	973	1 459
触头	contacts	2	1 408	2 011

2.2 实验环境及参数配置

本实验的环境配置如表 2 所示。

表 2 实验环境配置

Tab. 2 Experimental environment configuration

配置环境	配置名称
操作系统	Ubuntu 22.04.5 LTS
CPU	Intel(R) Core(TM) i7-10700 CPU @ 2.90 GHz
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3090
编译器	Python 3.10.9
深度学习框架	Pytorch 2.1.0
加速模块	CUDA 11.7

训练输入图像尺寸为 640×640 , cache 设为 False, epochs 为 1 000 轮, Batch 设为 32, workers 设为 8, 优化器选择 SGD, 初始学习率设为 0.01, 最终学习率 0.000 1。

2.3 评价指标

针对本实验模型的训练情况,使用掩码精确率(Mask Precision, P_{mask})、掩码平均精度均值(Mask mean Average Precision, mAP_{mask})作为评价指标,同时,参数量和计算量(GFLOPs)也作为模型优劣的评判标准。具体公式为

$$P_{\text{mask}} = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (5)$$

$$AP_{\text{mask}} = \int_0^1 P_{\text{mask}}(R_{\text{mask}}) dR_{\text{mask}}, \quad (6)$$

$$mAP_{\text{mask}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_{\text{mask}i}, \quad (7)$$

式中: TP 为真正例; FP 为假正例; P_{mask} 为掩码精确率; R_{mask} 为掩码召回率; AP_{mask} 为掩码平均精度; N 为类别总数; mAP_{mask} 为多个类别的掩码平均精度均值。在本实验中,还使用了 $mAP_{\text{mask}}@0.5$ 及 $mAP_{\text{mask}}@0.5:0.95$ 。 $mAP_{\text{mask}}@0.5$ 表示 IOU 阈值为 0.5 时的 mAP ; $mAP_{\text{mask}}@0.5:0.95$ 表示 IOU 阈值为 0.5~0.95, 步长为 0.05 时, 10 种情况下 mAP_{mask} 的平均值。

2.4 实验结果与分析

2.4.1 注意力机制改进实验

为了验证本文提出的 LSKA 注意力机制的优势, 本文选取了 SegNext、deformable_LKA 和 ELA 注意力机制作为对比实验的对象, 实验结果如表 3 所示。分析这些数据可以发现, LSKA 注意力机制在 $mAP_{\text{mask}}@0.5$ 和 $mAP_{\text{mask}}@0.5:0.95$ 两个评价指标上均展现出了最佳性能。在 $mAP_{\text{mask}}@0.5$ 指标上, LSKA 相较于 SegNext、deformable_LKA 和 ELA 分别提升了 1.7、0.8 和 0.1 百分点。而在 $mAP_{\text{mask}}@0.5:0.95$ 指标上, LSKA 相较于上述 3 种机制分别提高了 0.3、0.4 和 0.9 百分点。这些结果表明, LSKA 注意力机制在分割效果上具有明显优势。

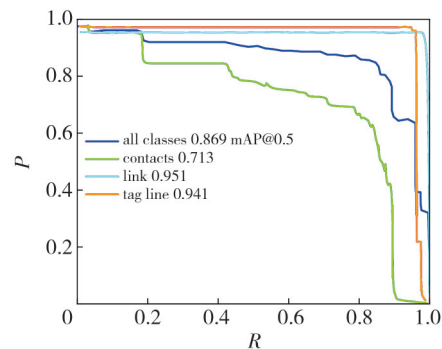
表 3 注意力机制性能对比

Tab. 3 Performance comparison of attention mechanisms

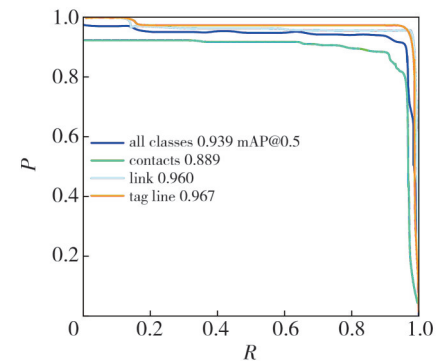
模型	$mAP_{\text{mask}}@0.5/\%$	$mAP_{\text{mask}}@0.5:0.95/\%$
YOLOv8n-seg	86.6	58.7
YOLOv8n-seg+SegNext	91.6	74.5
YOLOv8n-seg+deformable_LKA	92.5	74.4
YOLOv8n-seg+ELA	93.2	73.9
YOLOv8n-seg+LSKA	93.3	74.8

2.4.2 GIS-YOLO 与 YOLOv8 实验结果对比

为了展示改进后 GIS-YOLO 模型分割性能的提升, 使用 GIS 隔离开关数据集在相同的实验环境下, 对 GIS-YOLO 模型和原 YOLOv8 模型的实验结果进行了对比, 如图 7 所示。其中, 图 7(a) 展示了原 YOLOv8 模型在 GIS 隔离开关数据集下训练得到的 MaskPR (Mask Precision-Recall) 曲线, 图 7(b) 展示了 GIS-YOLO 模型在同一数据集下训练得到的 MaskPR 曲线, 这两条曲线不仅展示了训练过程中模型掩码准确率(P)与掩码召回率(R)的变化情况, 同时也显示了训练后模型的 $mAP_{\text{mask}}@0.5$ 的大小。通过两条曲线的对比, 可以明显观察到 GIS-YOLO 模型的 MaskPR 曲线所围面积明显大于 YOLOv8 模型, 并且 GIS-YOLO 模型训练得到的掩码 $mAP_{\text{mask}}@0.5$ 达到了 93.9%, 相较于 YOLOv8 模型提升了 7 个百分点, 这种对比验证了 GIS-YOLO 模型改进的有效性。



(a) YOLOv8 模型的 MaskPR 曲线



(b) GIS-YOLO 模型的 MaskPR 曲线

图 7 GIS-YOLO 与 YOLOv8 模型的 MaskPR 曲线对比

Fig. 7 Comparison of MaskPR curves between GIS-YOLO and YOLOv8 models

为了展示 GIS-YOLO 模型改进后对 GIS 隔离开关分割性能的提升效果, 本文对模型改进前后的分割结果进行了可视化对比, 如图 8 所示。在

改进前的 YOLOv8 模型中, 由于采集图像的光源分布不均, 模型在分割 GIS 隔离开关时常常将图像中的黑色素块错误地识别为触头。此外, 图像中的阴影导致模型产生误检, 分割结果与实际状况存在偏差; 而图像中标识线由于触头的遮挡,

则导致模型漏检。相比之下, 改进后的 GIS-YOLO 模型显著减少了这些问题的发生, 提高了分割的准确性和可靠性。通过对比改进前后的分割效果, 可以明显看出 GIS-YOLO 模型在处理 GIS 隔离开关分割任务时的性能提升。

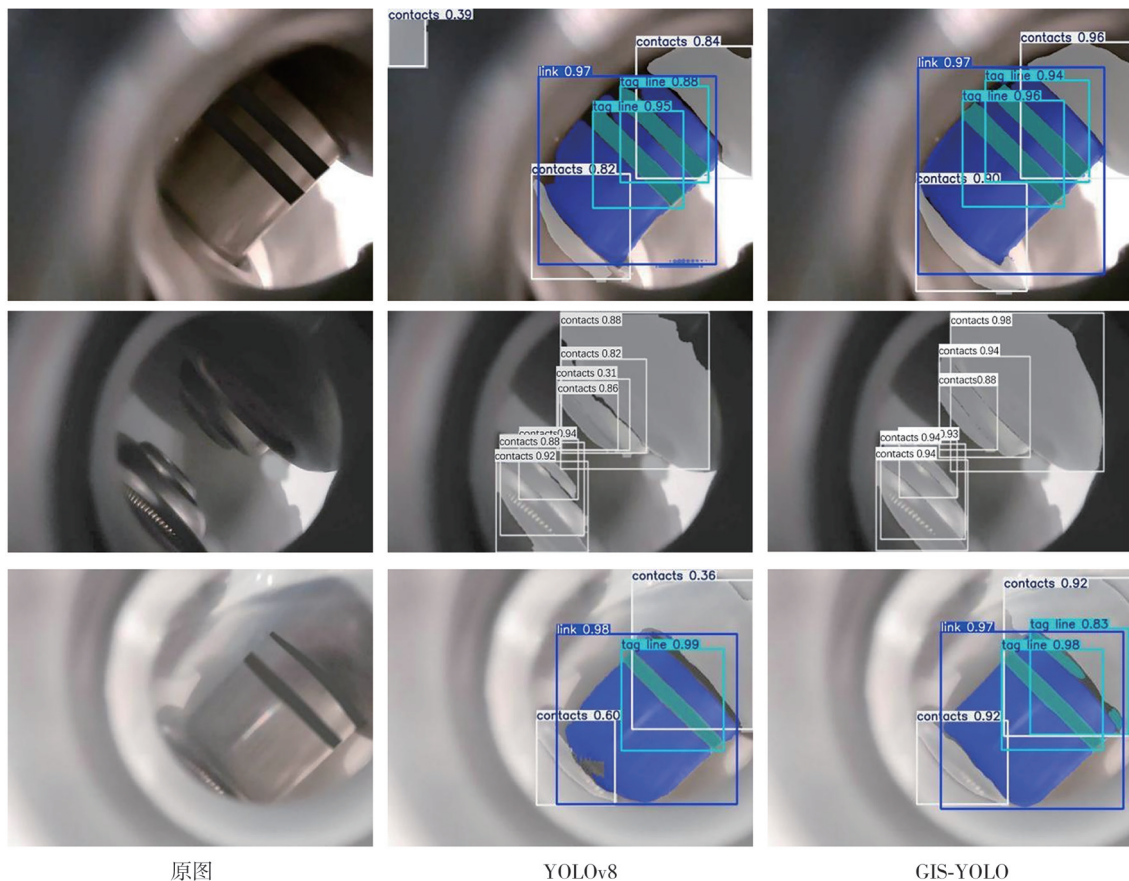


图 8 算法改进前后分割效果对比

Fig. 8 The algorithm improves the comparison before and after segmentation

2.4.3 消融实验

为了验证本文提出的 GIS-YOLO 模型在 GIS 隔离开关实例分割任务中的有效性, 针对引入的 RepNCSPPELAN4、SPPELAN_LSKA 以及 Seg-

ment_EfficientHead 3 种改进策略, 本节设计了 8 组消融实验。

实验基于 GIS 隔离开关数据集, 以 YOLOv8 n-seg 模型为基准, 分别融入不同的改进方法, 并记录了相应的实验结果, 如表 4 所示。

表 4 消融实验结果

Tab. 4 Results of ablation experiments

RepNCSPPELAN4	SPPELAN_LSKA	Segment_EfficientHead	$P_{mask}/\%$	$mAP_{mask}@0.5/\%$	$mAP_{mask}@0.5:0.95/\%$	参数量/M	计算量/GFLOPs
—	—	—	85.1	86.6	58.7	3.35	12.0
✓	—	—	90.1	92.2	73.9	2.13	10.4
—	✓	—	92.7	93.3	74.8	3.36	12.1
—	—	✓	90.2	88.9	60.9	4.09	11.9
✓	✓	—	91.3	92.3	72.5	3.23	12.1
✓	—	✓	92.5	93.2	70.4	2.96	10.3
—	✓	✓	93.0	93.9	74.8	3.24	12.2
✓	✓	✓	93.2	94.4	75.5	2.12	10.4

注: —表示未添加此模块, ✓表示添加了此模块。

实验结果表明,集成了这3种改进的GIS-YOLO模型在各项性能指标上相较于YOLOv8n-seg均有显著提升: P_{mask} 提高了8.1个百分点, $mAP_{\text{mask}@0.5}$ 提升了7.8个百分点, $mAP_{\text{mask}@0.5:0.95}$ 提升了16.8个百分点,同时模型参数量减少了37.3%,计算量减少了13.3%。在 P_{mask} 、 $mAP_{\text{mask}@0.5}$ 、 $mAP_{\text{mask}@0.5:0.95}$ 以及模型参数量方面,集成3种改进的GIS-YOLO模型均优于仅集成1种或2种改进方法的模型。尽管计算量指标略高于仅集成RepNCSPeLAN4和Segment_EfficientHead的模型,但与其他改进方法相比,计算量仍然较低。GIS-YOLO模型在GIS隔离开关的 P_{mask} 达到了93.2%, $mAP_{\text{mask}@0.5}$ 为94.4%, $mAP_{\text{mask}@0.5:0.95}$ 为75.5%,满足了GIS隔离开关分割的要求。此外,较低的模型参数量和计算量也有利于模型在实际应用设备上的部署。因此,本文提出的GIS-YOLO模型显著提高了算法的分割性能,更加适合应用于GIS隔离开关的实例分割任务。

2.4.4 不同模型的对比实验结果

为了全面评估本文中改进算法的实例分割性能,选取了当前主流的实例分割算法,包括Mask R-CNN、SOLOv2^[31]、Faster R-CNN、YOLO11、YOLO12和Mask2former^[32],作为对比实验的基准模型。在统一的实验设置下,本文采用GIS隔离开关数据集对这些模型进行了实验比较,实验结果如表5所示。

表5 对比实验结果

Tab. 5 Comparison of experimental results

组	模型	$mAP_{\text{mask}@0.5}/\%$	参数量/M	计算量/GFLOPs
1	Mask R-CNN	93.5	63.41	235.0
2	SOLOv2	92.5	46.59	179.0
3	Faster R-CNN	90.3	65.5	156.2
4	Mask2former	94.8	78.95	152.5
5	YOLOv8	86.6	3.35	12.0
6	YOLOv11	93.9	2.84	9.7
7	YOLOv12	94.3	2.81	9.6
8	GIS-YOLO(Ours)	94.4	2.12	10.4

改进后的GIS-YOLO模型在 $mAP_{\text{mask}@0.5}$ 指标上相较于Mask R-CNN、SOLOv2、Faster R-CNN、YOLOv8、YOLO11和YOLO12分别提升了0.9、1.9、4.1、7.8、0.5和0.1百分比,而与Mask2former相比, $mAP_{\text{mask}@0.5}$ 略有下降,降幅为0.4%。尽管GIS-YOLO模型的 $mAP_{\text{mask}@0.5}$ 在所有对比模型中并非最高,但其性能与

Mask2former相比并无显著差距,足以满足GIS隔离开关实例分割的实际需求。此外,GIS-YOLO模型在参数量上均优于其他模型,尽管计算量上稍大于YOLO11和YOLO12,但YOLO11和YOLO12出现了较多漏检现象,GIS-YOLO仅需 2.12×10^6 参数量和10.4 GFLOPs即可实现94.4%的 $mAP_{\text{mask}@0.5}$ 。综合考虑分割精度与模型轻量化,本文提出的GIS-YOLO模型在性能和效率上展现出了明显的优势。

为了进一步展示不同模型的分割情况,本文通过可视化分析对比了不同模型的分割效果,如图9所示。

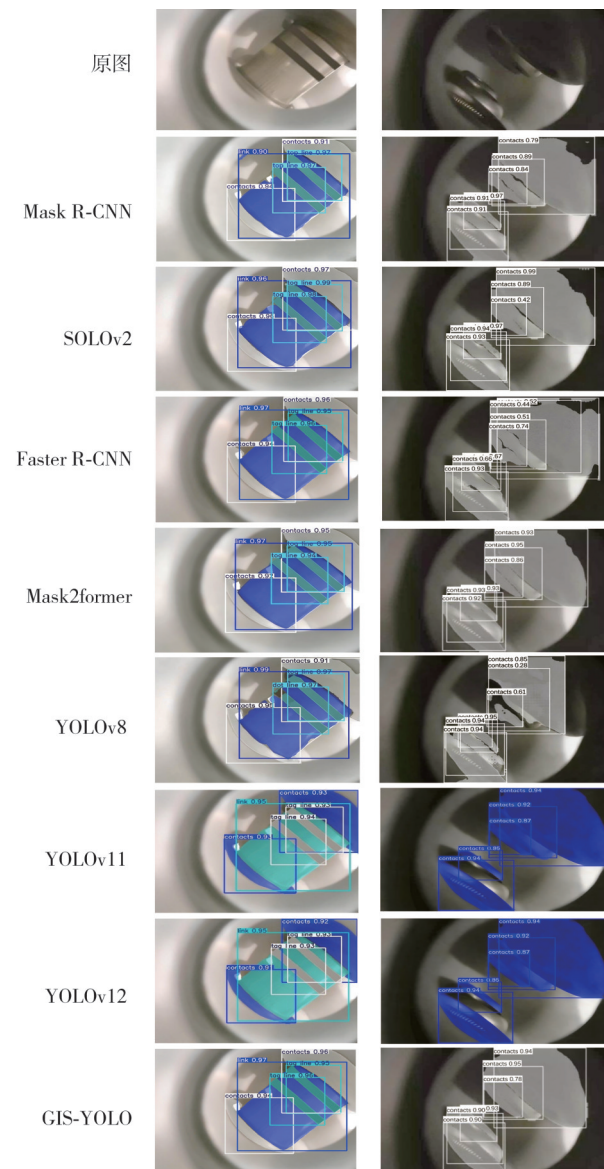


图9 不同模型的可视化对比

Fig. 9 Visual comparison of the different models

结果表明,在处理亮度较高且轮廓清晰的图像时,各模型均能获得较好的分割效果。然而,当图像出现阴影或亮度较低时,其他模型的分割准确性会受到影响,容易出现误检和漏检,且分割边缘不够平滑,与实际物体存在一定差异。相比之下,改进后的 GIS-YOLO 模型在这些情况下的表现显著优于其他模型,漏检和误检现象大幅减少,分割效果与原物体更为接近,从而验证了改进措施的有效性。

3 结 论

本文提出了一种基于 YOLOv8 的 GIS 隔离开关分割算法 GIS-YOLO,该算法旨在解决现有算法在处理采集到的 GIS 图像存在不均匀光照和细节模糊等导致误检和漏检的问题。GIS-YOLO 模型通过引入 RepNCSPELAN4 模块,以增强模型对目标细节的捕获能力和对多尺度信息的利用,从而提高分割效果;通过利用 SPPELAN 模块融合 LSKA 注意力机制构建 SPPELAN_LSKA 模块,显著增强了模型的特征提取能力,使其能够有效区分昏暗图像中的模糊边界;提出改进分割头 Segment_EfficientHead,以实现图像的高效和精准分割。

在 GIS 隔离开关数据集上的实验结果表明,与原始 YOLOv8 模型相比,改进后的 GIS-YOLO 模型在精确度上提高了 8.1 百分点, mAP_{50} 提升了 7.8 百分点, mAP_{50-95} 提升了 16.8 百分点。同时,模型参数量减少了 37.3%,计算量减少了 13.3%。证明该模型是一种有效的 GIS 智能可视化图像分割算法。

利益冲突声明/Conflict of Interests

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors declare no relevant conflict of interests.

参考文献

[1] 庞先海,顾朝敏,路士杰,等. GIS 局部放电光、电信号传播特性对比研究[J]. 高压电器, 2023, 59(8): 146-153.
PANG Xianhai, GU Chaomin, LU Shijie, et al. Comparative study on propagation characteristics of optical and electrical signals during partial discharge in GIS [J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(8): 146-153. (in Chinese)

[2] 吴小虎,吕东明,高美华,等. 高压 GIS 用三工位隔离接地开关的结构类型[J]. 高压电器, 2024, 60(1): 197-204.
WU Xiaohu, LÜ Dongming, GAO Meihua, et al. Structure types of three-position disconnecter and earthing switches for high voltage GIS[J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(1): 197-204. (in Chinese)
[3] 方舟,张伟,刘辉,等. 基于图像形态学特征的 GIS 局部放电模式识别算法与监测系统[J]. 电气技术, 2024, 25(10): 48-54.
FANG Zhou, ZHANG Wei, LIU Hui, et al. Pattern recognition algorithm and monitoring system of GIS partial discharge based on image morphological features [J]. Electrical Engineering, 2024, 25(10): 48-54. (in Chinese)
[4] 郝建,刘清松,彭华东,等. GIS 三工位开关典型机械缺陷的特征量差异分析及辨识方法[J]. 高电压技术, 2024, 50(6): 2567-2579.
HAO Jian, LIU Qingsong, PENG Huadong, et al. Characteristic difference analysis and identification method of typical mechanical defects for GIS three-position switches [J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(6): 2567-2579. (in Chinese)
[5] 许渊,刘卫东,陈维江,等. GIS 绝缘子局部放电高灵敏测量方法及应用[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(5): 1703-1713.
XU Yuan, LIU Weidong, CHEN Weijiang, et al. High-sensitivity measurement method and application of GIS spacer partial discharge [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(5): 1703-1713. (in Chinese)
[6] 李伟,张连根,李乐颖,等. GIS 绝缘子表面金属异物附着缺陷局部放电 UHF 信号间歇性与有效检出率分析[J]. 绝缘材料, 2024, 57(8): 122-129.
LI Wei, ZHANG Liangen, LI Leying, et al. Analysis on UHF signal intermittency and effective detection rate of partial discharge of metal particles on GIS insulator surface [J]. Insulating Materials, 2024, 57(8): 122-129. (in Chinese)
[7] 刘钊,李晓溪,弓艳朋,等. 基于声光联合法发现的 GIS 内部绝缘子裂纹引起的局部放电缺陷[J]. 广东电力, 2023, 36(9): 100-106.
LIU Zhao, LI Xiaoxi, GONG Yanpeng, et al. A partial discharge defect caused by cracks in GIS internal insulator based on acoustic and optic joint [J]. Guangdong Electric Power, 2023, 36(9): 100-106. (in Chinese)
[8] 张国治,胡栩焜,邓广宇,等. SF₆及 SF₆故障分解气体与局部放电柔性特高频天线传感器基底相容性实

- 验研究[J]. 电工技术学报, 2023, 38(15): 4050-4062.
- ZHANG Guozhi, HU Xukun, DENG Guangyu, et al. Experimental study on substrate compatibility of SF₆ and SF₆ faultdecomposing gases with partial discharge flexible uhf antenna sensors[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(15): 4050-4062. (in Chinese)
- [9] 梁博渊, 高骏, 刘宏亮, 等. 基于振动特征估计的气体绝缘开关设备故障检测与定位[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(31): 12836-12842.
- LIANG Boyuan, GAO Jun, LIU Hongliang, et al. Fault detection and location of gas insulated switchgear based on vibration characteristic estimation[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(31): 12836-12842. (in Chinese)
- [10] 张永强, 郭诚, 张豪俊, 等. 基于图像识别技术的气体绝缘金属封闭开关设备中开关触头位置监测系统[J]. 电气技术, 2019, 20(5): 51-54.
- ZHANG Yongqiang, GUO Cheng, ZHANG Haojun, et al. GIS contact position monitoring system based on image recognition technology[J]. Electrical Engineering, 2019, 20(5): 51-54. (in Chinese)
- [11] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015: 3431-3440.
- [12] CHEN L, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(4): 834-848.
- [13] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation [M]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015. Cham: Springer, 2015: 234-241.
- [14] 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.
- [15] HE K, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017: 2980-2988.
- [16] 郭民扬, 钟羽中, 赵涛, 等. 基于深度学习的GIS腔体内部异物分割[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(1): 152-156.
- GUO Minyang, ZHONG Yuzhong, ZHAO Tao, et al. Foreign objects segmentation in GIS cavity based on deep learning[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2023(1): 152-156. (in Chinese)
- [17] 廖扬航, 佃松宜, 钟羽中, 等. 基于改进YOLOv3的GIS内部异物检测方法[J]. 计算机仿真, 2023, 40(3): 529-535.
- LIAO Yanghang, DIAN Songyi, ZHONG Yuzhong, et al. Foreign object detection method in GIS based on improved YOLOv3[J]. Computer Simulation, 2023, 40(3): 529-535. (in Chinese)
- [18] WANG B, DONG M, REN M, et al. Automatic fault diagnosis of infrared insulator images based on image instance segmentation and temperature analysis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(8): 5345-5355.
- [19] 刘云鹏, 张喆, 裴少通, 等. 基于深度学习的红外图像中劣化绝缘子片的分割方法[J]. 电测与仪表, 2022, 59(9): 63-68.
- LIU Yunpeng, ZHANG Zhe, PEI Shaotong, et al. Faulty insulator segmentation method in infrared image based on deep learning[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(9): 63-68. (in Chinese)
- [20] 赵鹤, 杨晓洪, 杨奇, 等. 融合注意力机制的金属缺陷图像分割方法[J]. 光电子·激光, 2021, 32(4): 403-408.
- ZHAO He, YANG Xiaohong, YANG Qi, et al. Metal defect image segmentation algorithm combined with attention mechanism[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2021, 32(4): 403-408. (in Chinese)
- [21] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H M. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2023: 7464-7475.
- [22] 赵伟达, 陈海文, 郭陆阳, 等. 基于YOLO-E与改进OCRNet图像分割的变电站仪表读数自适应识别方法[J]. 电力建设, 2023, 44(11): 75-85.
- ZHAO Weida, CHEN Haiwen, GUO Luyang, et al. Substation meter readings and dial information identification method based on YOLO-E and enhanced OCRNet image segmentation[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(11): 75-85. (in Chinese)
- [23] 谭旭, 赵骥. 改进YOLOv8的汽车表面损伤实例分割模型[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(14): 197-208.

- TAN Xu, ZHAO Ji. Enhancing YOLOv8 for improved instance segmentation of automotive surface damage[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(14): 197-208. (in Chinese)
- [24] 王福奇, 王志峰, 金建成, 等. 基于GSL-YOLO模型的综放工作面混矸率检测方法[J]. 工矿自动化, 2024, 50(9): 59-65.
- WANG Fuqi, WANG Zhifeng, JIN Jiancheng, et al. Detection method for gangue mixed ratio in fully mechanized caving faces based on the GSL-YOLO model[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(9): 59-65. (in Chinese)
- [25] 卢子册, 刘小芳, 王德伟. 基于改进YOLOv8的PCB焊点语义分割方法[J]. 无线电工程, 2024, 54(7): 1614-1621.
- LU Zice, LIU Xiaofang, WANG Dewei. Semantic segmentation method for PCB solder joint based on improved YOLOv8[J]. Radio Engineering, 2024, 54(7): 1614-1621. (in Chinese)
- [26] LAU K W, PO L M, REHMAN Y A U. Large separable kernel attention: rethinking the large kernel attention design in CNN[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 236: 121352.
- [27] WANG C Y, MARK LIAO H Y, WU Y H, et al. CSPNet: a new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2020: 1571-1580.
- [28] ZHANG X, ZENG H, GUO S, et al. Efficient long-range attention network for image super-resolution [M]//Computer Vision-ECCV 2022. Cham: Springer Nature Switzerland, 2022: 649-667.
- [29] DING X, ZHANG X, MA N, et al. RepVGG: making VGG-style ConvNets great again [C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2021: 13728-13737.
- [30] LI X, WANG W, HU X, et al. Generalized Focal Loss V2: learning qualified and distributed bounding boxes for dense object detection [C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2021: 11627-11636.
- [31] WANG X, ZHANG R, SHEN C, et al. SOLO: a simple framework for instance segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(11): 8587-8601.
- [32] CHENG B, MISRA I, SCHWING A G, et al. Masked-attention mask transformer for universal image segmentation [C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2022: 1280-1289.