

# 多尺度融合与动态自校正旋转的吊弦检测算法

赵峰<sup>1</sup>, 刘瑞<sup>1\*</sup>, 王英<sup>1</sup>, 陈小强<sup>1</sup>, 葛磊蛟<sup>1,2</sup>, 马爱平<sup>3</sup>

(1.兰州交通大学自动化与电气工程学院, 甘肃 兰州 730070; 2.天津大学电气自动化与信息工程学院, 天津 300072;

3.中国铁路兰州局集团有限公司, 甘肃 兰州 730070)

**摘要:**针对高速铁路接触网中因吊弦松弛、断裂严重影响列车正常运行的问题,提出一种基于YOLOv8n的多尺度动态旋转(multi-scale dynamic rotation YOLOv8n, MDR-YOLOv8n)算法,用于检测吊弦的异常状态。通过高速铁路接触网4C检测系统获取高清吊弦图像,进行图像扩充;设计一种卷积局部注意力机制(convolutional local attention version 2, CloAttV2)并嵌入跨阶段部分融合(cross stage partial fusion, C2f)主干网络,通过轴向自适应池化与动态稀疏注意力门控协同作用,强化全局与局部特征融合,增强对吊弦关键特征的捕捉能力;设计一种含自校正机制的多尺度特征融合轻量化动态上采样模块,通过自适应调整特征图的采样权重,有效利用上下文语义信息,降低模型参数量,显著提升抗干扰能力;设计面向旋转框的任务对齐动态检测头(oriented bounding box-task align dynamic detection head, OBB-TADDH),采用任务对齐机制优化旋转目标定位效果,减少冗余信息,提高小目标检测能力。试验结果表明,MDR-YOLOv8n在置信度0.5下的平均精度较YOLOv8n模型提升3.7个百分点,推理速度提升2.3个百分点,在复杂环境下能保持较高的检测性能。MDR-YOLOv8n在检测精度、推理速度和轻量化方面能够优化平衡关系,为4C检测系统的智能升级提供新方案。

**关键词:**YOLOv8n;接触网吊弦;动态上采样;注意力机制;旋转目标检测

**中图分类号:**TP391

**文献标志码:**A

**引用格式:**赵峰,刘瑞,王英,等.多尺度融合与动态自校正旋转的吊弦检测算法[J].山东大学学报(工学版),2026,56(2):1-10.

ZHAO Feng, LIU Rui, WANG Ying, et al. Multi-scale fusion and dynamic self-calibrating rotation-based catenary dropper detection algorithm[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2026, 56(2):1-10.

## Multi-scale fusion and dynamic self-calibrating rotation-based catenary dropper detection algorithm

ZHAO Feng<sup>1</sup>, LIU Rui<sup>1\*</sup>, WANG Ying<sup>1</sup>, CHEN Xiaoqiang<sup>1</sup>, GE Leijiao<sup>1,2</sup>, MA Aiping<sup>3</sup>

(1. School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, Gansu, China; 2. School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China; 3. China Railway Lanzhou Group Co., Ltd., Lanzhou 730070, Gansu, China)

**Abstract:** To address the issue of catenary dropper slackness and fractures in high-speed railway contact networks, which severely disrupt train operations, a multi-scale dynamic rotation YOLOv8n (MDR-YOLOv8n) algorithm was proposed to detect the abnormal states of the catenary dropper. High-resolution dropper images were acquired through the high-speed railway contact network 4C inspection system and enhanced via data augmentation. A convolutional local attention version 2 (CloAttV2) was designed and integrated into the cross stage partial fusion (C2f) backbone network. Through collaborative axial adaptive pooling and dynamic sparse attention gating, the effectiveness of global-local feature fusion was boosted while the capture capability of key dropper features was enhanced. A lightweight multi-scale dynamic upsampling module with self-calibration mechanism was designed to adaptively adjust sampling weights of the feature maps, effectively utilizing contextual semantic information while reducing model parameters and enhancing anti-interference capability. An oriented bounding box-task align dynamic detection head (OBB-TADDH)

收稿日期:2025-06-19

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52367009)

第一作者简介:赵峰(1966—),男,上海人,教授,硕士生导师,硕士,主要研究方向为深度学习目标检测、电力系统故障检测。

E-mail:2632515916@qq.com

\* 通信作者简介:刘瑞(2000—),男,甘肃兰州人,硕士研究生,主要研究方向为接触网缺陷检测。E-mail:1821804826@qq.com

was designed, which leveraged task-aligned optimization to enhance rotated object localization, suppress feature redundancy, and improve detection sensitivity for small targets. Experimental results demonstrated that MDR-YOLOv8n achieved 3.7 percentage points improvement in mean average precision at a confidence threshold of 0.5 and 2.3 percentage points increase in inference speed compared to the YOLOv8n model, while maintaining high detection performance under complex environmental conditions. MDR-YOLOv8n optimized the balance among detection accuracy, inference speed, and lightweight design, providing a novel solution for the intelligent upgrade of 4C inspection system.

**Keywords:** YOLOv8n; overhead contact system dropper; dynamic upsample; attention mechanism; rotating target detection

## 0 引言

铁路交通是我国交通网的重要组成部分。电气化铁路中,接触网供电系统是列车正常运行的关键。列车长时间运行,弓网高频率、高强度作用会影响接触网机械强度,引发吊弦松弛、断裂等故障,威胁列车运行安全。接触网检测车引入4C检测系统后,零部件故障检测效率提升,人工检修压力减轻。随着神经网络发展,深度学习目标检测成果显著。针对接触网零部件检测,尤其是吊弦故障识别,需要一种高效实时算法快速准确识别故障。

应用于接触网的目标检测算法有一阶段目标检测算法(如实时目标检测YOLO(you only look once)系列<sup>[1]</sup>、单次多框检测器(single shot multibox detector, SSD)<sup>[2]</sup>等)及二阶段目标检测算法(如快速区域卷积神经网络(faster region-based convolutional neural network, Faster R-CNN)<sup>[3]</sup>、R-CNN<sup>[4]</sup>等)。二阶段目标检测算法的流程是先生成候选区域,然后进行样本识别与分类。文献[5]设计RefineDet网络的粗调和精调模块对吊弦整体结构进行定位,采用霍夫变换锁定吊弦中部吊悬线所在直线,利用旋转因子沿直线方向提取吊悬线区域;文献[6]在Faster R-CNN网络中更换主干特征提取网络,改进特征金字塔网络,提高小目标检测能力。尽管二阶段算法在检测精度上有突出表现,但速度慢、效率低、实时性差的问题并未改善。在单阶段算法研究中,文献[7]在YOLOv5s中更换跨阶段部分(cross stage partial, C3)模块,加入双向特征金字塔网络(bidirectional feature pyramid network, BiFPN)和卷积块注意力模块(convolutional block attention module, CBAM),加强特征信息提取,提高算法对吊弦的检测能力;文献[8]通过改进EfficientDet

网络对吊弦进行定位,利用视觉Transformer网络对吊弦故障进行识别与分类;文献[9]通过更换主干特征提取层、改进损失函数及将注意力机制融入高效层聚合模块改进YOLOv7,提高算法的缺陷识别能力;文献[10]在SSD网络基础上引入残差结构,采用卷积拆分和权值量化使模型轻量化,实现对小目标的检测识别。现有一阶段目标检测算法虽通过多种方法提升性能,但难以满足4C检测系统高效准确的检测需求。吊弦作为小样本数据,易受噪声干扰,导致特征表达不足,引发误检漏检;复杂场景中易遮挡、重叠、与接触线相交,传统上采样难以捕捉细节语义,采样率低,检测差;其长宽比与标准矩形目标差异大,YOLOv8n等模型固定锚框定位适应性差,检测精度低。

针对上述问题,本研究提出基于YOLOv8n的多尺度融合动态旋转(multi-scale dynamic rotation YOLOv8n, MDR-YOLOv8n)算法,在YOLOv8n基础上设计跨阶段部分融合与卷积局部注意力机制(cross-stage partial fusion with convolutional local attention version 2, C2f-CloAttV2)模块,通过轴向池化层与动态稀疏注意力融合全局与局部特征,增强吊弦特征提取能力;设计多尺度自校准动态上采样(multi-dimensional self-calibrated dynamic upsampling, MDS-DySample)模块,根据输入特征图的不同,自动调整吊弦异常区域特征采样密度,确保关键区域得到高分辨率的关注;设计面向旋转框的任务对齐动态检测头(oriented bounding box-task align dynamic detection head, OBB-TADDH),分类回归双分支并行减少误差,引入旋转检测框适应吊弦细长状态,减少冗余,提升小目标检测能力。

## 1 MDR-YOLOv8n 网络结构

MDR-YOLOv8n网络结构如图1所示,包含输

入端、主干网络、颈部网络、检测头,其中 Conv 为卷积,Concat 为特征纬度拼接。主干网络使用 C2f 与 C2f-CloAttV2 提高运行效率,使用快速空间金字塔池化(spatial pyramid pooling fast, SPPF)连接颈部网络。颈部网络在路径聚合模块(path aggregation

network, PANet)基础上引入 MDS-DySample 模块,融合低层细节和高层语义特征增强检测效果。YOLOv8n 检测头通过解耦特征得出目标物体的位置与类别<sup>[11-14]</sup>,MDR-YOLOv8n 采用 OBB-TADDH 精准定位吊弦,提高目标检测性能。

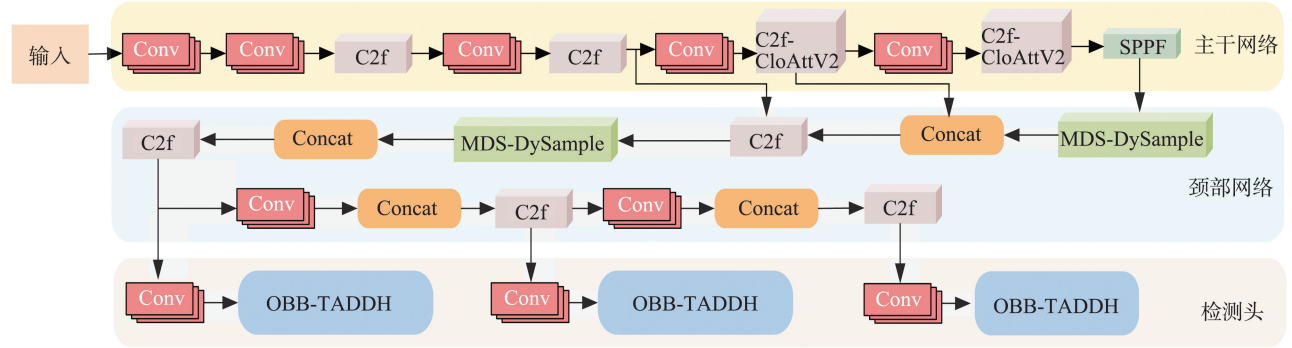


图 1 MDR-YOLOv8n 结构图  
Fig.1 Architecture diagram of MDR-YOLOv8n

## 2 算法改进

### 2.1 C2f-CloAttV2 模块

本研究在 C2f 模块中设计 CloAttV2<sup>[15]</sup> 提升吊弦的特征提取能力。CloAttV2 由全局分支与局部分支组成,具体结构如图 2 所示。

全局分支通过对键矩阵  $K$  和值矩阵  $V$  进行轴向自适应池化,将特征分别沿高度轴和宽度轴拆分后进行全局平均池化。通过解耦空间特征至正交纬度,分别生成沿高度轴和宽度轴的轴向自适应权重  $\alpha_h$  和  $\alpha_w$ ,实现对空间位置信息重要性的自适应调整。将加权池化后的轴向特征进行拼接,

恢复至原始空间维度,得到输出特征图  $Z$ ,强化定位能力与上下文语义连接。上述具体过程的计算式为

$$\alpha_h = \delta(\text{FC}(\sigma(\text{FC}(\text{AvgPool}(X_h))))), \quad (1)$$

$$\alpha_w = \delta(\text{FC}(\sigma(\text{FC}(\text{AvgPool}(X_w))))), \quad (2)$$

$$Z = [\alpha_w \cdot \text{AvgPool}(X_w) + (1 - \alpha_w) \cdot \text{MaxPool}(X_w)] \oplus [\alpha_h \cdot \text{AvgPool}(X_h) + (1 - \alpha_h) \cdot \text{MaxPool}(X_h)], \quad (3)$$

式中,  $X_h$  和  $X_w$  分别为沿高度轴、宽度轴拆分后的特征, AvgPool 为全局平均池化函数, MaxPool 为全局最大池化函数,  $\delta$  为 Sigmoid 函数,  $\sigma$  为 LeakyReLU 函数, FC 为全连接函数,  $\oplus$  为逐元素相加。

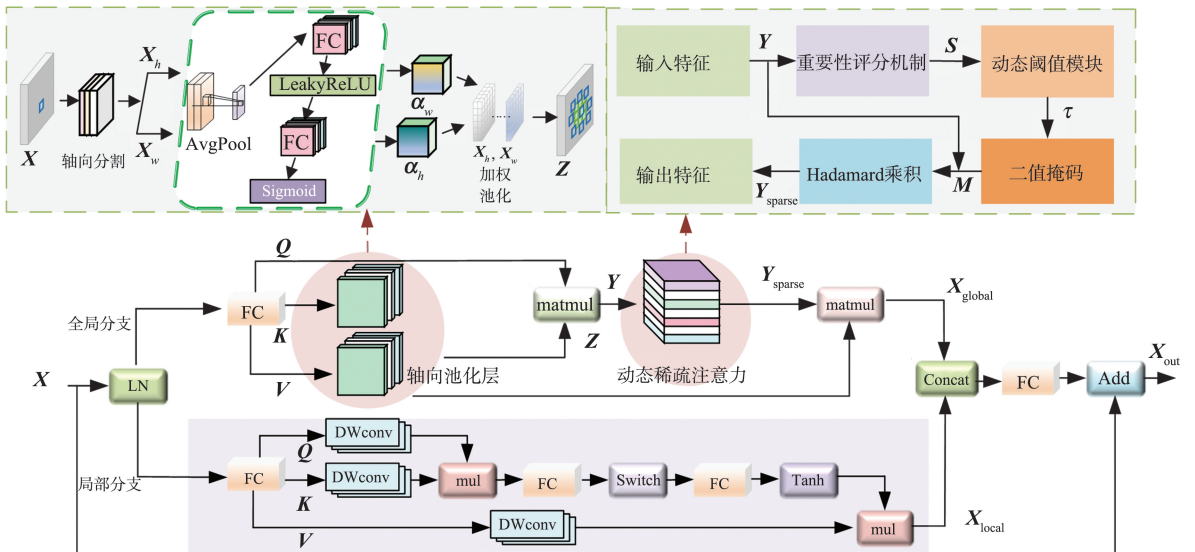


图 2 CloAttV2 结构图  
Fig.2 Architecture diagram of CloAttV2

$Z$  与查询矩阵  $Q$  相乘, 得到动态稀疏注意力的输入特征  $Y$ , 经重要性评分机制生成向量  $S$ , 通过动态阈值模块构建特征选择判据  $\tau$ , 根据特征显著性均值和标准差动态生成通道选择掩码矩阵  $M$ , 扩展后与原始特征进行 Hadamard 乘积<sup>[16]</sup>, 实现结构化稀疏处理。输出的张量保留原始维度特性, 经自适应闭环特征选择显著提升模型全局感受野与小目标敏感性。将经过动态稀疏注意力提取的核心特征  $Y_{\text{sparse}}$  与  $Z$  相乘, 得到全局分支的输出特征。

在局部分支中,  $V$  经深度卷积 (DWconv)<sup>[17]</sup> 完成共享权重局部特征融合,  $Q$ 、 $K$  分别通过 DWconv 聚合局部信息后计算 Hadamard 乘积。经第 1 层全连接层变换纬度并初步计算权重, 通过 Switch 激活函数增强注意力分布的非线性表达; 第 2 层全连接层进一步调整特征维度, 适配局部特征融合, 经 Tanh 激活函数得到  $[-1, 1]$  的上下文感知权重, 强化局部特征。全局与局部分支输出在通道维度拼接, 经全连接层聚合, 结合残差结构输出特征

$$X_{\text{out}} = \text{FC}(\text{Concat}(X_{\text{local}}, X_{\text{global}})) + X, \quad (4)$$

式中,  $X_{\text{local}}$ 、 $X_{\text{global}}$  分别为经局部分支、全局分支处理后的特征, Concat 为特征纬度拼接函数,  $X$  为输入特征。

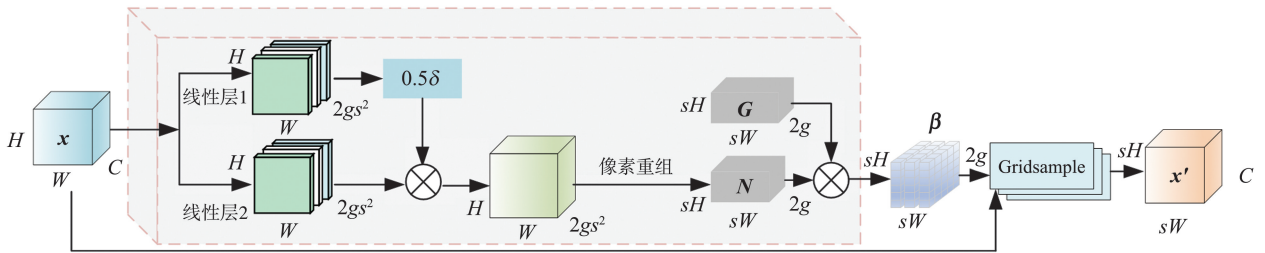


图4 MDS-DySample 上采样模块

Fig.4 MDS-DySample upsampling module

采样时, 给定上采样比例因子  $s$  和尺寸为  $C \times H \times W$  的特征映射  $x$ , 其中  $C$  为通道数,  $H$  为特征高度,  $W$  为特征宽度。经 2 个独立的线性层生成 2 组中间特征, 一组特征经静态范围因子与 Sigmoid 函数加权重构, 与另一组多尺度融合, 生成尺寸为  $2gs^2 \times H \times W$  的偏移量, 其中  $g$  为特征分组数。通过像素重组得到尺寸为  $2g \times sH \times sW$  的输出特征  $N$ , 和高分辨率原始网格  $G$  进行线性相加, 得到尺寸为  $2g \times sH \times sW$  的点采样集  $\beta$ 。网格采样函数 Gridsample 使用  $\beta$  中的位置将特征映射  $x$  重新采样, 得到尺寸为  $C \times sH \times sW$  的初步采样特征  $x'$ 。将  $x'$  输入如图 5 所示的自校正机制, 通过平均池化改

C2f-CloAttV2 模块结构如图 3 所示, 其中 Split 为特征分割模块, Clo-Bottleneck 为上下文瓶颈模块。在 Clo-Bottleneck 层中的第 2 个卷积层后加入 CloAttV2 模块, 通过强化局部异常区域特征, 有效提高模型对吊弦异常区域特征的敏感度, 增强吊弦检测精度。

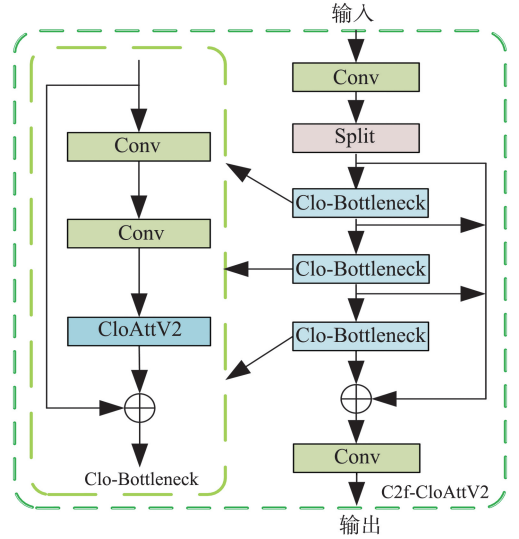


图3 C2f-CloAttV2 结构图

Fig.3 Architecture diagram of C2f-CloAttV2

## 2.2 MDS-DySample 上采样模块

MDS-DySample 基于动态上采样结构<sup>[18]</sup>, 网络结构如图 4 所示。

变分辨率, 得到中间特征  $x_{\text{down}}$ , 与原始特征融合, 以增强多样性, 保留多尺度空间结构。融合特征经卷积操作和 ReLU 激活函数增强特征表达能力, 经卷积和 Sigmoid 函数加权重构, 输出校正系数  $V$ 。 $x'$  与  $V$  逐元素相乘后输出上采样特征  $x''$ , 实现动态采样过程中局部信息的误差补偿与上下文语义的高效利用。上述过程的具体计算式为

$$x' = \text{Gridsample}(x, \beta), \quad (5)$$

$$x_{\text{down}} = \text{AvgPool}(x'), \quad (6)$$

$$V = \delta(\text{Conv}(\text{ReLU}(\text{Conv}(\text{Concat}(x, x_{\text{down}}))))), \quad (7)$$

$$x'' = V \cdot x', \quad (8)$$

式中 Conv 为卷积函数。

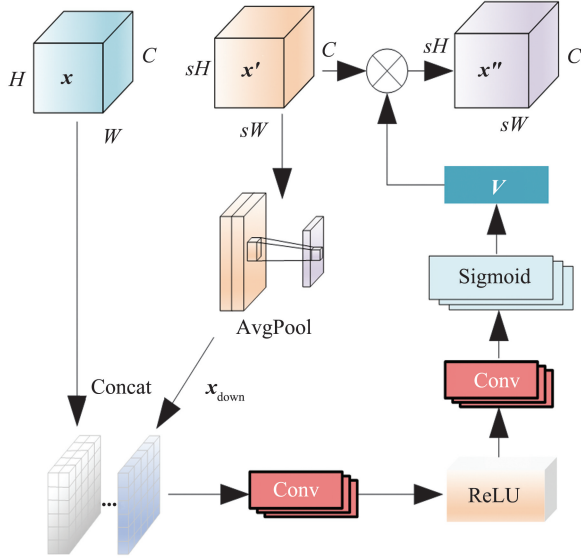


图5 自校正机制

Fig.5 Self-calibration mechanism

### 2.3 OBB-TADDH 检测头

针对吊弦图像细长多向分布特性,为实现精准定位,本研究提出 OBB-TADDH 检测头结构,如图6所示。P3、P4、P5 层经共享卷积层提取特征,使用

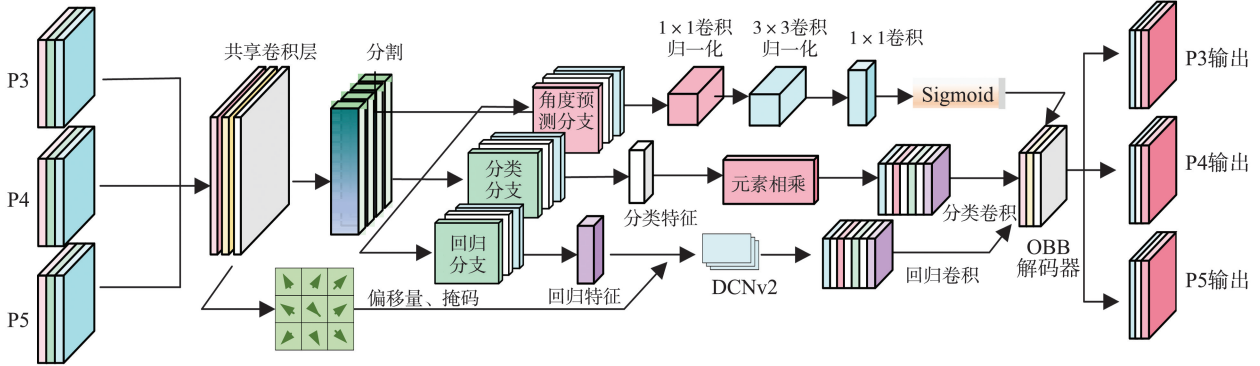


图6 OBB-TADDH 检测头结构

Fig.6 OBB-TADDH detection head structure

## 3 试验与结果分析

### 3.1 试验环境配置与评价指标

本研究试验环境为:操作系统为 Windows 11, CPU 为 AMD Ryzen 9 7945HX with Radeon Graphics(16 GB), GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 4060(8 GB),基于 Pytorch2.1.0 框架,配置 Cuda12.1、Python3.8 网络。选取计算量  $O$ 、平均精度  $P_A$ 、置信度 0.5 下的平均精度  $\bar{P}_{A,@.0.5}$ 、精确率  $P$ 、召回率  $R$ 、检测速度  $F_{speed}$  作为评价指标。其中,  $P$ 、 $R$ 、 $P_A$ 、 $\bar{P}_{A,@.0.5}$  的计算式分别为

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p}, \quad (11)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n}, \quad (12)$$

$$P_A = \int_0^1 P(R) dR, \quad (13)$$

$$\bar{P}_{A,@.0.5} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{A_i}, \quad (14)$$

Split 层分解为角度预测<sup>[19-20]</sup>、分类、回归 3 个分支,消除彼此之间的任务干扰。3 路输出经 OBB 解码器参数解耦与角度约束,转化为旋转框坐标参数。其中,回归分支嵌入动态可变形卷积网络(deformable convolutional networks v2, DCNv2),通过自适应调整感受野优化采样布局;角度预测分支采用 3 级卷积网络并结合 Sigmoid 函数,将角度预测范围约束在  $[-\pi/4, 3\pi/4]$ 。为了缓解角度回归周期不连续导致的损失值与真实值之间拟合效果不一致问题,将原损失函数中的完全交并比  $I_{ou,C}$  替换为概率交并比  $I_{ou,P}$ <sup>[21]</sup>,通过高斯分布建模与 Helinger 距离优化,提升定向检测精度,获得更好的拟合效果。 $I_{ou,P}$ 与对应的损失函数分别为

$$I_{ou,P} = 1 - D_H(p, q), \quad (9)$$

$$L_{ProbIoU}(p, q) = 1 - I_{ou,P}(p, q), \quad (10)$$

式中:  $p$  和  $q$  分别为真实框和预测框的高斯分布概率密度函数,  $p \sim g(\mu, \Lambda)$ ,  $q \sim g(\mu_1, \Lambda_1)$ , 其中  $\mu$ 、 $\mu_1$  为真实框、预测框对应的均值向量,  $\Lambda$ 、 $\Lambda_1$  为真实框、预测框对应的协方差矩阵;  $D_H(p, q)$  为  $p$ 、 $q$  之间的 Helinger 距离。

式中:  $T_p$  为预测与实际均为正的样本数;  $F_p$  为预测为正但实际为负的样本数;  $F_n$  为预测为负但实际为正的样本数;  $P_{A_i}$  为第  $i$  类样本的平均精度;  $N$  为吊弦类别总数,本研究取  $N=3$ 。

### 3.2 试验数据集

本试验数据为接触网 4C 检测车拍摄的 700 张

5 120 像素×5 120 像素吊弦高清图像,经扩充后得到 1 800 张,其中正常吊弦 996 张、松弛吊弦 413

张、断裂吊弦 391 张。按 8:1:1 划分训练集、验证集和测试集。部分吊弦样本图如图 7 所示。

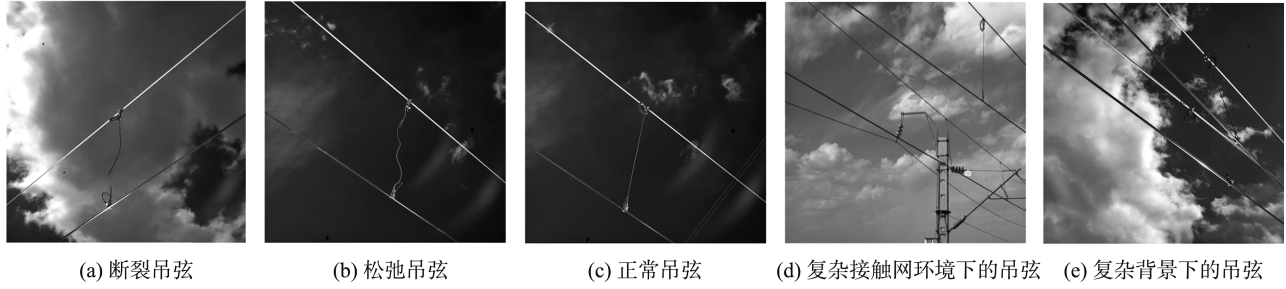


图 7 吊弦样本图

Fig.7 Diagram of dropper sample

### 3.3 C2f 主干网络不同设计方案的对比验证

在 MDR-YOLOv8n 网络的 C2f 模块分别引入可变形注意力 (deformable attention, DAttention) 机制<sup>[22]</sup>、聚合注意力 (aggregate attention, AgAttention) 机制<sup>[23]</sup>、混合局部通道注意力 (mixed local channel attention, MLCA) 机制<sup>[24]</sup>、空洞残差机制 (dilated residual mechanism, DWR)、局部窗口注意力 (local window attention, LWAttention) 机制、高效多分支上下文 (efficient multi-branch context, EMBC) 机制、动态卷积 (dynamic convolution, DynamicConv)、感受野注意力卷积 (receptive field attention convolution, RFACnv) 及频率自适应膨胀卷积 (frequency-adaptive dilated convolution, FADC) 作为对照组。以上模块涵盖注意力机制的关键类型和改进方向,以此验证不同模型对吊弦的检测能力。不同设计的 C2f 模块试验结果对比如表 1 所示。

表 1 不同设计的 C2f 模块试验结果对比

Table 1 Experimental results comparison of different C2f module designs

模型	O/GFlops	R/%	P/%	$\bar{P}_{A,@0.5}/\%$
YOLOv8n	8.1	86.9	91.5	90.8
C2f-DAttention	8.2	77.5	93.0	93.2
C2f-AgAttention	8.6	73.9	89.2	92.1
C2f-MLCA	8.2	76.0	92.5	92.7
C2f-DWR	8.0	83.1	80.3	82.0
C2f-LWAttention	8.2	85.2	85.6	87.4
C2f-EMBC	6.9	84.2	89.8	90.1
C2f-DynamicConv	6.9	80.8	86.5	85.2
C2f-RFACnv	8.8	83.9	76.1	87.0
C2f-FADC	8.0	79.6	72.6	82.5
C2f-CloAttV2(本研究)	8.2	85.0	93.4	93.9

由表 1 可以看出,3 种卷积策略的  $\bar{P}_{A,@0.5}$  均不如 YOLOv8n 模型,难以适配吊弦复杂场景。在注意力机制中,C2f-EMBC 简化计算路径,但牺牲特征

捕获能力,限制精度提升;C2f-DAttention 和 C2f-MLCA 计算量与 C2f-CloAttV2 相当,检测精度相比 YOLOv8n 有所提高,但仍不如 C2f-CloAttV2;C2f-AgAttention 计算量增至 8.6 GFlops,但特征聚合效率低,导致精度提升较少。综上,C2f-CloAttV2 在计算量较低的同时显著提升特征表达的精准性,模型性能更加优越。

### 3.4 不同设计上采样和检测头模块验证

上采样模块分别采用动态采样 (dynamic sample, DySample)、内容感知特征重组 (content aware reassembly of features, CARAFE) 与 MDS-DySample 进行对比;检测头模块使用旋转检测头 (OBB-head)、高效检测头 (Efficient-head)、多尺度注意力机制检测头 (multi squeeze-excitation attention module head, MultiSEAM-head)、轻量级共享卷积检测头 (lightweight shared convolutional detection head, LSCD-head)、OBB-LSCD、TADDH-head 与 OBB-TADDH 作为对照组进行试验。不同设计上采样和检测头模块试验对比结果如表 2 所示。

表 2 不同设计上采样和检测头模块试验对比

Table 2 Experimental comparison of different upsampling and detection head module designs

模块	模型	O/GFlops	R/%	P/%	$\bar{P}_{A,@0.5}/\%$
上采样	DySample	8.2	85.0	92.9	92.2
	CARAFE	8.4	80.1	89.5	87.8
	MDS-DySample	8.2	89.7	92.6	93.2
检测头	OBB-head	8.3	84.4	91.1	92.7
	Efficient-head	8.2	78.9	82.1	83.6
	MultiSEAM-head	7.3	82.1	77.3	80.5
	LSCD-head	6.5	77.4	78.6	79.7
	OBB-LSCD	6.6	83.9	92.1	91.7
	TADDH-head	8.4	85.2	90.4	92.5
	OBB-TADDH	8.5	92.1	90.2	93.9

由表2可以看出,在上采样模块的对比试验中,CARAFE计算量为8.4 GFlops,但 $\bar{P}_{A,@0.5}$ 相对欠佳,主要原因是其侧重于扩大感受野,忽略了局部与全局信息平衡;DySample的 $\bar{P}_{A,@0.5}$ 相较于表1中的YOLOv8n提升1.4个百分点,主要原因是其动态调整采样点聚焦关键特征;本研究的MDS-DySample在DySample基础上引入自校正机制,进一步增强局部信息处理能力, $\bar{P}_{A,@0.5}$ 显著提升至93.2%。在检测头对照组中,MultiSEAM-head和LSCD-head轻量化效果显著,但 $\bar{P}_{A,@0.5}$ 较低;Efficient-head由于精简分支模型,特征提取能力不足;OBB-TADDH虽然计算量有所增加,但 $R$ 和 $\bar{P}_{A,@0.5}$ 均为最佳,实现对目标更精准地定位和分类。

### 3.5 不同模型检测结果对比

本研究选用YOLOv5s、YOLOv8n、YOLOv8s、YOLOv8-Faster、YOLOv10n、SER-YOLOv8s<sup>[25]</sup>、文献[26]的模型与本研究模型在同一测试集下进行试验,结果如表3所示。在检测精度上,MDR-YOLOv8n的 $\bar{P}_{A,@0.5}$ 、 $P$ 、 $R$ 、正常吊弦的 $P_A$ 与松弛吊弦的 $P_A$ 均为最优。在检测速度上,MDR-YOLOv8n接近YOLOv8n,显著优于YOLOv8-Faster和文献[26]的模型。此外,MDR-YOLOv8n的计算量为8.7 GFlops,远低于YOLOv8-Faster、SER-YOLOv8s和YOLOv8s。综上,本研究所提模型兼具高精度、高效性与轻量化,尤其适用于对实时性和检测精度要求较高的吊弦检测任务。

表3 不同模型检测结果  
Table 3 Detection results of different models

模型	$P/\%$	$R/\%$	$O/\text{GFlops}$	$P_A/\%$			$F_{\text{speed}}/(\text{帧}\cdot\text{s}^{-1})$	$\bar{P}_{A,@0.5}/\%$
				正常	松弛	断裂		
YOLOv5s	61.9	77.4	7.1	89.3	52.1	72.8	90.9	70.5
YOLOv8n	91.5	86.9	8.1	92.9	86.0	93.8	185.2	90.9
YOLOv8s	93.0	89.5	28.4	93.1	90.7	95.2	173.5	93.1
YOLOv8-Faster	68.2	77.1	10.7	89.6	62.2	79.5	138.8	78.2
YOLOv10n	89.6	78.1	8.2	93.2	85.9	89.6	196.3	89.6
SER-YOLOv8s	66.4	78.4	10.5	89.1	45.6	72.5	192.3	69.1
文献[26]的模型	86.5	77.2	8.1	90.4	72.6	90.7	84.7	84.6
MDR-YOLOv8n	91.9	90.2	8.7	96.8	91.3	94.8	189.4	94.6

### 3.6 消融试验与性能增益分析

改进点消融试验结果如表4所示。相比YOLOv8n模型,MDS-DySample在增加0.1 GFlops计算量的前提下, $F_{\text{speed}}$ 提高10.1帧/s,3种吊弦的 $P_A$ 均提高;引入OBB-TADDH后,计算量增加

0.4 GFlops, $\bar{P}_{A,@0.5}$ 提升0.8个百分点;集成C2f-CloAttV2后, $\bar{P}_{A,@0.5}$ 为94.6%, $F_{\text{speed}}$ 为189.4帧/s。3个模块协同作用,在计算负载增加0.6 GFlops的情况下, $\bar{P}_{A,@0.5}$ 提升3.7个百分点, $F_{\text{speed}}$ 提高4.2帧/s。

表4 改进点消融试验结果  
Table 4 Ablation experiment results of improvement points

序号	MDS-DySample	OBB-TADDH	C2f-CloAttV2	$O/\text{GFlops}$	$F_{\text{speed}}/(\text{帧}\cdot\text{s}^{-1})$	$P_A/\%$			$\bar{P}_{A,@0.5}/\%$
						正常	松弛	断裂	
1	×	×	×	8.1	185.2	92.9	86.0	93.8	90.9
2	√	×	×	8.2	195.3	94.6	89.2	95.8	93.2
3	√	√	×	8.6	186.6	96.1	90.5	95.5	94.0
4	√	√	√	8.7	189.4	96.8	91.3	94.8	94.6

注:“√”表示使用该模块,“×”表示不使用该模块。

### 3.7 改进前后模型在不同场景下的性能对比分析

为系统评估MDR-YOLOv8n在不同环境的目标检测能力,本研究构建简单、复杂2类测试集,将3种吊弦样本数量比例设为1:1:1,具体试验结果如表5所示。

由表5可知,松弛吊弦的 $\bar{P}_{A,@0.5}$ 始终低于其他

2种,因为吊弦轻微松弛时易与正常吊弦产生视觉混淆,松弛程度加剧至接近断裂状态时,会与断裂吊弦形成特征域重叠,导致模型产生误判。在2种场景下,相较于基准模型YOLOv8n,MDR-YOLOv8n对3种吊弦的 $\bar{P}_{A,@0.5}$ 均有所提升,充分验证所提改进策略的有效性 with 泛化能力。

表5 改进模型在不同场景下检测结果  
Table 5 Detection results of the improved model under different scenarios

模型	$\bar{P}_{A, @ 0.5}$ (简单场景)/%			$\bar{P}_{A, @ 0.5}$ (复杂场景)/%		
	正常	松弛	断裂	正常	松弛	断裂
YOLOv8n	93.4	87.2	94.6	90.3	84.6	92.1
MDR-YOLOv8n	97.6	93.5	96.3	93.4	89.2	94.5

### 3.8 可视化对比试验

采用不同模型进行可视化试验,部分检测结果

如图8、9所示。由图8可知,在简单场景下,YOLOv5s、YOLOv8n等模型出现不同程度的错检和检测框重叠情况。由图9可知,在复杂场景下,包括YOLOv5s、YOLOv8n在内的前4种模型同时出现错检、检测框重叠问题,部分模型还存在误检、漏检的情况,甚至在标签置信度分配上出现重叠。相比之下,本研究提出的MDR-YOLOv8n在特征提取与复杂背景处理方面的能力更为突出,能够有效识别吊弦的各类状态。

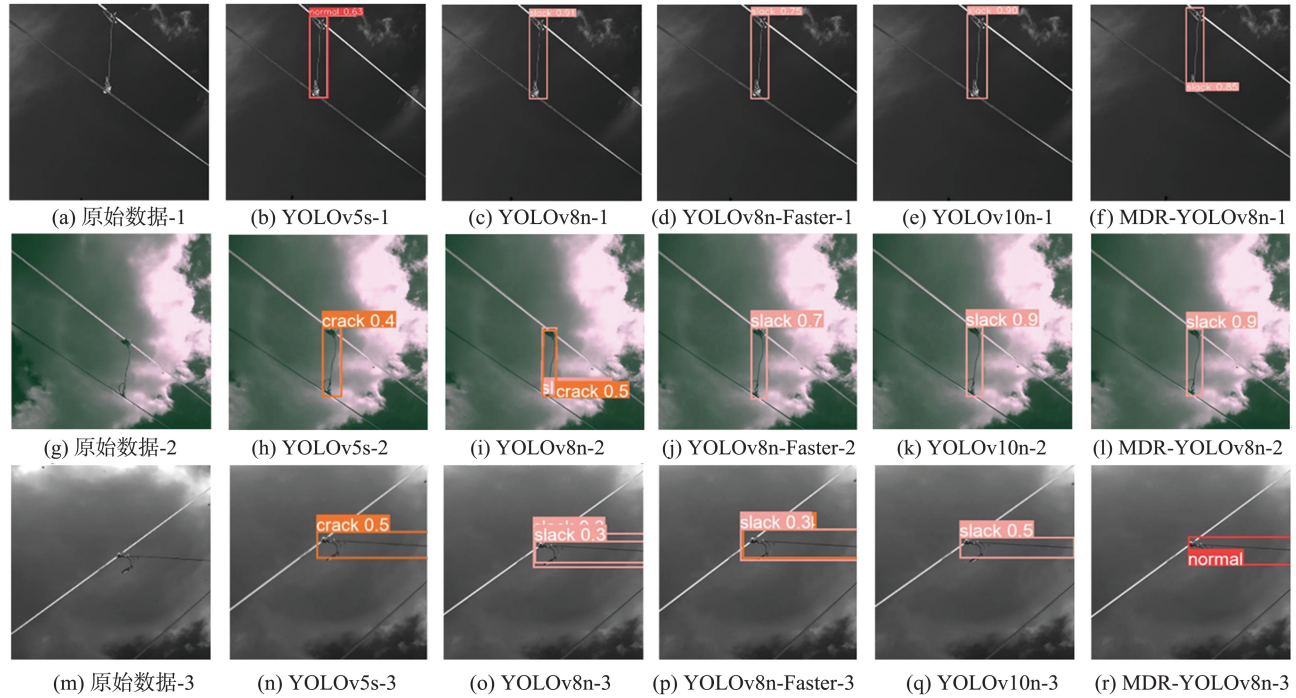
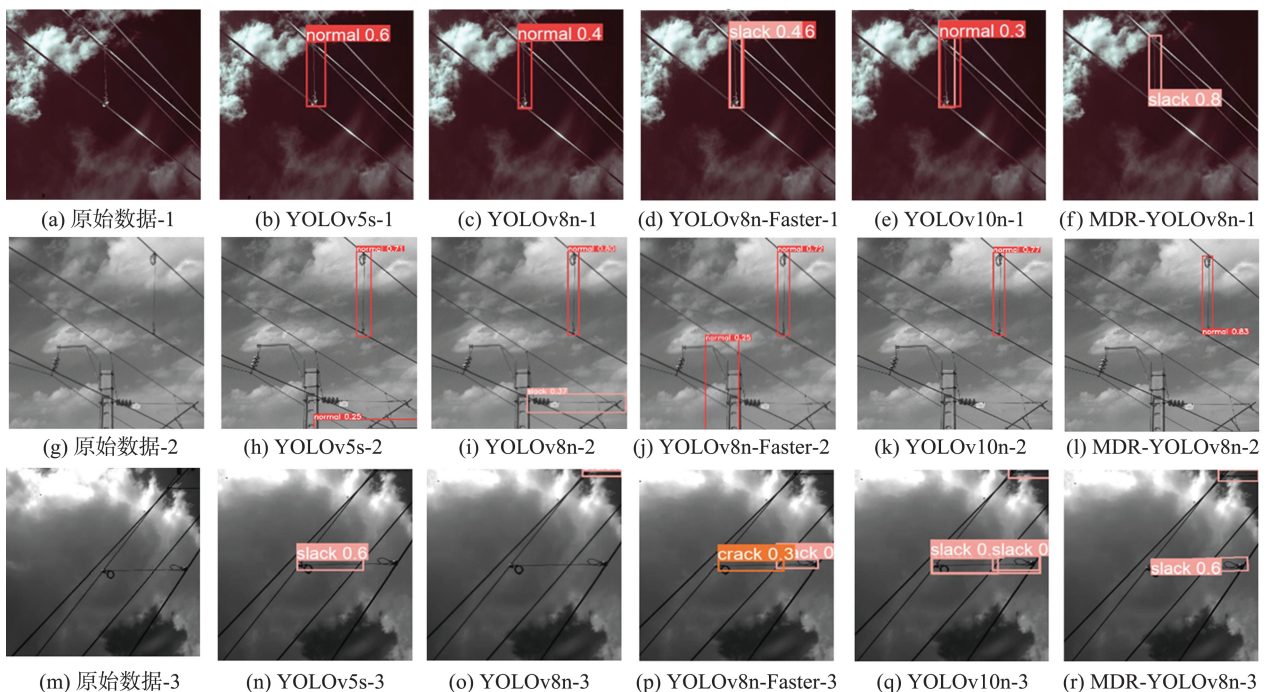


图8 简单场景下各算法检测效果图

Fig.8 Detection results visualization of various algorithms under simple scenarios



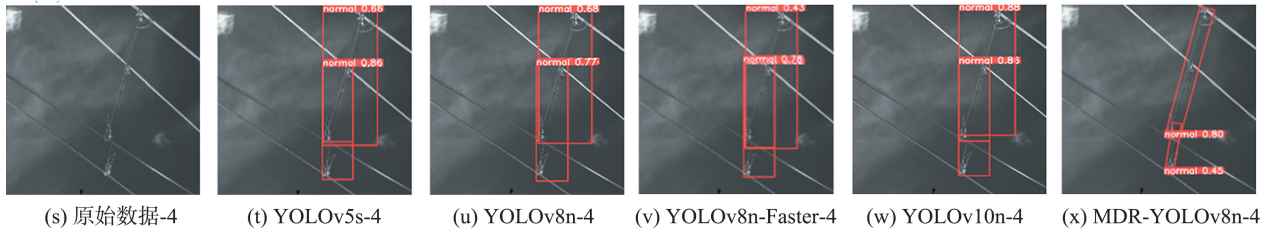


图9 复杂场景下各算法检测效果图

Fig.9 Detection results visualization of various algorithms under complex scenarios

## 4 结论

本研究针对高速铁路接触网中吊弦异常状态检测,提出MDR-YOLOv8n算法,具体结论如下。

(1) 在C2f中引入CloAttV2,提升算法对吊弦细长结构的特征表征能力。引入MDS-DySample,使算法聚焦于异常部位关键特征。采用OBB-TADDH有效减少误差干扰,使用旋转检测框契合吊弦特性,提升定位精度。

(2) MDR-YOLOv8n的 $\bar{P}_{A, @0.5}$ 为94.6%, $F_{speed}$ 为189.4帧/s,相比YOLOv8n,吊弦检测精度和速度分别提高3.7个百分点和2.3个百分点,性能优化明显。与其他模型相比,MDR-YOLOv8n在检测精度、速度和参数量方面表现出显著的综合性能优势。

综上,本研究改进算法可在复杂背景下精准定位并检测异常,解决了传统检测中吊弦定位边界模糊与特征混淆问题,在关键性能指标上平衡优化,为4C检测系统的吊弦缺陷检测提供可靠技术支持。

### 参考文献:

[1] YANG Y, GENG S P, CHENG C, et al. An edge algorithm for assessing the severity of insulator discharges using a lightweight improved YOLOv8[J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2025, 20(1): 807-816.

[2] ZHOU F, HE F J, GUI C C, et al. SAR target detection based on improved SSD with saliency map and residual network[J]. Remote Sensing, 2022, 14(1): 180.

[3] MA H Y, YANG B H, WANG R R, et al. Automatic extraction of discolored tree crowns based on an improved Faster-RCNN algorithm[J]. Forests, 2025, 16(3): 382.

[4] DEWANGAN S K, CHOUBEY S, PATRA J, et al. IMU-CNN: implementing remote sensing image restoration framework based on mask-upgraded cascade R-CNN and deep autoencoder[J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 83(27): 69049-69081.

[5] 齐冬莲, 钱佳莹, 闫云凤, 等. 一种基于RefineDet网络和霍夫变换的高速铁路接触网吊弦状态多尺度检测方法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(7): 2014-2022.

QI Donglian, QIAN Jiaying, YAN Yunfeng, et al. A multi-scale detection method for dropper states in high-speed railway contact network based on RefineDet network and Hough transform[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(7): 2014-2022.

[6] 李雪峰, 刘海莹, 刘高华, 等. 基于深度学习的输电线路销钉缺陷检测[J]. 电网技术, 2021, 45(8): 2988-2995.

LI Xuefeng, LIU Haiying, LIU Gaohua, et al. Transmission line pin defect detection based on deep learning[J]. Power System Technology, 2021, 45(8): 2988-2995.

[7] 顾桂梅, 贾耀华, 温柏康. 基于YOLOv5s的接触网吊弦线和载流环缺陷识别算法[J]. 铁道科学与工程学报, 2023, 20(3): 1066-1076.

GU Guimei, JIA Yaohua, WEN Bokang. Defect identification algorithm of dropper line and current-carrying ring of catenary based on YOLOv5s[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2023, 20(3): 1066-1076.

[8] 卞建鹏, 薛秀茹, 崔跃华, 等. 基于EfficientDet与Vision Transformer的接触网吊弦故障检测[J]. 铁道科学与工程学报, 2023, 20(6): 2340-2349.

BIAN Jianpeng, XUE Xiuru, CUI Yuehua, et al. Fault detection of catenary hanger based on EfficientDet and Vision Transformer[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2023, 20(6): 2340-2349.

[9] 王晓明, 陈智宇, 董文涛, 等. 基于YOLOv7x的接触网吊弦缺陷检测方法[J]. 华东交通大学学报, 2024, 41(3): 65-73.

WANG Xiaoming, CHEN Zhiyu, DONG Wentao, et al. Detection method of catenary hanging string based on YOLOv7x[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2024, 41(3): 65-73.

[10] 李瑞生, 张彦龙, 翟登辉, 等. 基于改进SSD的输电线路销钉缺陷检测[J]. 高电压技术, 2021, 47(11): 3795-3802.

LI Ruisheng, ZHANG Yanlong, ZHAI Denghui, et al.

- Pin defect detection of transmission line based on improved SSD[J]. *High Voltage Engineering*, 2021, 47(11): 3795-3802.
- [11] XIE G B, XU Z J, LIN Z Y, et al. GRFS-YOLOv8: an efficient traffic sign detection algorithm based on multiscale features and enhanced path aggregation[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2024, 18(6/7): 5519-5534.
- [12] XIE T Y, JIANG Y T, WANG C L, et al. A drone system for PV panel cleaning based on YOLOv8 and automated flight path planning[J]. *World Scientific Research Journal*, 2025, 11(2): 47-54.
- [13] 董明书, 陈俐企, 马川义, 等. 沥青路面内部裂缝雷达图像智能判识算法研究[J]. *山东大学学报(工学版)*, 2025, 55(3): 72-79.
- DONG Mingshu, CHEN Liqi, MA Chuanyi, et al. Deep learning-based intelligent judgment for radar detection of pavement cracks[J]. *Journal of Shandong University (Engineering Science)*, 2025, 55(3): 72-79.
- [14] 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): 2212005.
- YUAN Boya, LI Yao, YE Qing. GER-YOLO fault-detection algorithm for transmission-line insulators[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2024, 61(22): 2212005.
- [15] 栗莎, 王永雄, 王哲, 等. 融合局部和全局特征的铸件缺陷检测[J]. *应用科学学报*, 2024, 42(5): 757-768.
- LI Sha, WANG Yongxiong, WANG Zhe, et al. Casting defect detection based on local and global features[J]. *Journal of Applied Sciences*, 2024, 42(5): 757-768.
- [16] WANG T, CHEN Q M, LANG X, et al. Detection of oscillations in process control loops from visual image space using deep convolutional networks[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2024, 11(4): 982-995.
- [17] KIM W J, KIM I, LEE S H. Enhancing the performance of the neural network model for the EMG regression case using Hadamard product[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2024, 38(7): 3607-3613.
- [18] 李洪, 石艳, 范桃. 改进 YOLOv8n 的 O 型密封圈表面缺陷检测算法研究[J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60(18): 126-135.
- LI Qi, SHI Yan, FAN Tao. Research on O-ring surface defect detection algorithm based on improved YOLOv8n[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60(18): 126-135.
- [19] 曲优, 李文辉. 基于锚框变换的单阶段旋转目标检测方法[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2022, 52(1): 162-173.
- QU You, LI Wenhui. Single-stage rotated object detection network based on anchor transformation[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2022, 52(1): 162-173.
- [20] 王亚彬, 徐爱俊, 周素茵, 等. 基于 Byte 的生猪多目标跟踪算法[J]. *农业工程学报*, 2025, 41(7): 145-155.
- WANG Yabin, XU Aijun, ZHOU Suyin, et al. Multi-object tracking of pig behavior using Byte algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2025, 41(7): 145-155.
- [21] 朱玉敏, 孙光灵, 缪飞. 基于改进 YOLOv8 算法的鱼眼图像下行人检测[J]. *计算机科学与探索*, 2025, 19(2): 443-453.
- ZHU Yumin, SUN Guangling, MIAO Fei. Pedestrian detection in fisheye images based on improved YOLOv8 algorithm[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2025, 19(2): 443-453.
- [22] 杨茜, 熊炜, 孟圣哲, 等. 基于改进 YOLOv8 的绝缘子缺陷检测方法[J]. *电子测量技术*, 2025, 48(7): 86-97.
- YANG Qian, XIONG Wei, MENG Shengzhe, et al. Insulator defect detection method based on improved YOLOv8[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2025, 48(7): 86-97.
- [23] XU S H, WANG J H, HE N, et al. Optimizing under water image enhancement: integrating semi-supervised learning and multi-scale aggregated attention[J]. *The Visual Computer*, 2025, 41(5): 3437-3455.
- [24] SU Q H, MU J H. Complex scene occluded object detection with fusion of mixed local channel attention and multi-detection layer anchor-free optimization[J]. *Automation*, 2024, 5(2): 176-189.
- [25] 郑水云, 蒙阳. 基于改进 YOLOv8s 的铁路车站信号平面布置图信息提取方法[J]. *中国铁道科学*, 2024, 45(5): 209-220.
- ZHENG Yunshui, MENG Yang. Information extraction method of railway station signal plan layout based on improved YOLOv8s[J]. *China Railway Science*, 2024, 45(5): 209-220.
- [26] 肖振久, 严肃, 曲海成. 基于多重机制优化 YOLOv8 的复杂环境下安全帽检测方法[J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60(21): 172-182.
- XIAO Zhenjiu, YAN Su, QU Haicheng. Safety helmet detection method in complex environment based on multi-mechanism optimization of YOLOv8[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60(21): 172-182.