

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2417470

# 基于YOLOv8的输电线路巡检算法研究\*

赵福生<sup>1</sup> 尼鹿帕尔·艾克木<sup>2</sup> 伊力哈木·亚尔买买提<sup>1</sup> 郭松杰<sup>1</sup>

(1. 新疆大学电气工程学院 乌鲁木齐 830017; 2. 乌鲁木齐供电公司 乌鲁木齐 830000)

**摘要:** 针对当前输电线路巡检存在检测精度差的问题,提出一种基于YOLOv8的输电线路巡检算法(GCAF-YOLOv8)。首先,设计了一种全局通道-空间注意力模块GCSA,以增强输入特征图的表达能力,该模块结合了通道注意力、通道洗牌和空间注意力机制,旨在捕捉特征图中的全局依赖关系;其次,引入StarNet中的StarBlocks结构,将它与Neck和Backbone部分原有C2f模块进行融合,从而构建出新的C2f\_Star模块,以提高目标检测的准确率并降低模型整体的参数量;然后,提出用ADown卷积模块替换基线模型中的传统卷积,以提高对不明显特征的检测准确率;最后,将Focal Loss和YOLOv8中原始的CIoU进行结合,设计出Focal-CIoU损失函数,以解决类别不平衡问题和提高检测框位置预测精度;实验结果表明,提出的GCAF-YOLOv8模型较原模型检测精度P提高了3.3%,平均精度检测均值mAP提高了3%,可以很好地检测出电力部件各种缺陷以及输电线路上的异物。

**关键词:** 巡检;ADown;YOLOv8;GCSA;C2f-star;检测精度

中图分类号: TN0;TP391 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.4050

## Research on transmission line inspection algorithm based on YOLOv8

Zhao Fusheng<sup>1</sup> Nilupal Ekimu<sup>2</sup> Ilham Yarmaimat<sup>1</sup> Guo Songjie<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830017, China;

2. Urumqi Power Supply Company, Urumqi 830000, China)

**Abstract:** In response to the problem of poor detection accuracy in current transmission line inspections, a transmission line inspection algorithm based on YOLOv8 (GCAF-YOLOv8) is proposed. Firstly, designed a global channel spatial attention module GCSA to enhance the expressive power of input feature maps. This module combines channel attention, channel shuffling, and spatial attention mechanisms to capture global dependencies in feature maps. Secondly, introduce the StarBlocks structure from StarNet and fuse it with the existing C2f modules in Neck and Backbone to construct a new C2f\_Star module, which improves the accuracy of object detection and reduces the overall parameter count of the model. Then, it is proposed to replace the traditional convolution in the baseline model with the ADOWN convolution module to improve the detection accuracy of subtle features. Finally, combining Focal Loss with the original CIoU in YOLOv8, a Focal CIoU Loss function is designed to solve the problem of class imbalance and improve the accuracy of detecting box position prediction. The experimental results show that the proposed GCAF-YOLOv8 model has improved detection accuracy P by 3.3% and average accuracy detection mean mAP by 3% compared to the original model. It can effectively detect various defects in power components and foreign objects on transmission lines.

**Keywords:** inspection;ADown;YOLOv8;GCSA;C2f-star;check the accuracy

## 0 引言

电力作为现代社会最基础和关键的能源,其安全稳定供给关系到国民经济和社会发展<sup>[1]</sup>。输电线路作为电力系统的重要组成部分,承担着电力长距离输送的重任。然而,

由于输电线路长期暴露在复杂多变的户外环境中,常会遭遇各种自然灾害或人为破坏,导致线上出现各种异物、绝缘子损坏、金具松动等各类缺陷隐患<sup>[2]</sup>。这些问题一旦发生,不仅会严重威胁电力供给的可靠性,还可能引发危险事故,给电网运行安全带来极大隐患。因此,如何快速准确地

收稿日期:2024-11-27

\*基金项目:新疆维吾尔自治区自然科学基金(2023D01C21)、国家自然科学基金(62362063)项目资助

检测输电线路上的异物及潜在缺陷,成为电力部门亟待解决的重点难题。

随着国家电网的发展,高压输电线路的人工巡检任务日趋繁重<sup>[3]</sup>,传统的人工巡检方式效率低下,且容易受人为因素影响,难以全面彻底排查线路隐患。随着计算机视觉和人工智能技术的不断发展,基于图像识别的自动化检测方法逐渐应用于电力设施的异物识别和缺陷检测<sup>[4]</sup>。龚钢军等<sup>[5]</sup>提出一种基于 TensorFlow 的深度卷积神经网络的异物识别模型,通过使用框架中的 TensorBoard 模块设计深度卷积神经网络模型结构与优选模型参数,在一定程度上提升了模型检测的精度,然而,改文献中所要检测的类别较少,并且数据集中的图片数量不足,训练轮次仅有 100 轮,容易导致模型出现过拟合的现象。杨剑锋等<sup>[6]</sup>将 Dense-net 网络替代 YOLOv3 网络中倒数第二层网络,建立 Dense-YOLOv3 深度学习网络模型,虽然改进后的模型在提升模型性能、减少过拟合方面有不错的表现,但是 Dense-Net 网络由于全连接结构,需要较大的显存开销,对部署在资源受限的设备上有一定挑战。周央等<sup>[7]</sup>通过在 YOLOv7 主干网络和头部网络中分别引入 BiFormer 注意力机制模块,BiFormer 通过引入局部注意力和全局注意力相结合的方式,大大提高了模型的特征提取能力,进而提高了模型对目标的检测能力。王强等<sup>[8]</sup>以 YOLOv8s 为基础,结合分组卷积和多尺度融合思想设计分组多尺度卷积并使用其对 C2f 进行改进,增强模型特征提取能力,但是该文献提出的模型在可视化实验分析时出现了漏检的现象,并且 YOLOv8s 在 YOLOv8 模型系列中参数量和计算量都过大,不利于部署到移动端进行巡检任务。Xi 等<sup>[9]</sup>基于两阶段网络 Faster RCNN 进行改进,以提取绝缘子缺陷更具区分性的特征,但是改文献对于 Faster-RCNN 网络做出的改进较少,模型的检测精度未获得显著的提升。Qiu 等<sup>[10]</sup>采用了 MobileNet 轻量级卷积神经网络来改进 YOLOv4 模型结构,实现了主干网络的轻量化设计,使得模型的计算速率得到了大幅度提升,但是改进后的模型未能很好的平衡模型的检测精度,导致模型损失了较多的检测精度,具有一定的局限性。

上述研究在输电线路巡检方面都取得了不错的效果,但是仍旧存在对输电线路小目标和模糊目标检测精度较低、实时性较差、漏检和缺检等问题,输电线路巡检的研究仍有进一步探索的空间。针对上述问题,本文提出了基于 YOLOv8 的 GCAF-YOLOv8 模型,在保证模型检测速度没有大幅度下降的基础上,显著增加模型的检测精度,使得模型检测速度和检测精度二者之间达到一个很好的平衡。本文的主要贡献如下:

1) 在 YOLOv8 的 Backbone 尾部插入全局通道-空间注意力模块 GCSA,以增强输入特征图的表达能力,从而提高目标检测精度和鲁棒性。

2) 将 C2f 模块与 StarNet 中的 StarBlocks 结构进行融

合,构建出新的 C2f\_Star 模块,进而提高目标检测的准确率并降低模型整体的参数量。

3) 用 ADown 卷积模块替换基线模型中的传统卷积 Conv,以提高对不明显特征的检测并降低模型参数量。

4) 引用 Focal 参数与 CIoU 进行结合,设计出 Focal-CIoU Loss 损失函数,以解决类别不平衡问题和提高检测框位置预测精度。

## 1 GCAF-YOLOv8 网络模型简介

YOLOv8 是目前 YOLO 系列目标检测模型中较为稳定的版本<sup>[11]</sup>,它在速度和精度上实现了更好的平衡,并通过多种改进和优化,进一步提升了目标检测的效率与性能。YOLOv8 能够在多个设备上以实时速度运行,适用于各种计算机视觉任务,如对象检测、分割和人脸识别等。

本文基于 YOLOv8 提出一种新的目标检测模型——GCAF-YOLOv8,该模型同样由主干特征提取网络(Backbone)、特征融合网络(Neck)和检测头(Head)组成。首先,设计了一种全局通道-空间注意力模块 GCSA,以增强输入特征图的表达能力,该模块结合了通道注意力、通道洗牌和空间注意力机制,旨在捕捉特征图中的全局依赖关系;其次,引入 StarNet 中的 StarBlocks 结构,将它与 Neck 和 Backbone 部分原有 C2f 模块进行融合,从而构建出新的 C2f\_Star 模块,以提高目标检测的准确率并降低模型整体的参数量;然后,提出用 ADown 卷积模块替换基线模型中的传统卷积,以提高对不明显特征的检测准确率;最后,将 Focal Loss 和 YOLOv8 中原始的 CIoU 进行结合,设计出 Focal-CIoU Loss 损失函数,以解决类别不平衡问题和提高检测框位置预测精度;通过以上这些设计,使得 YOLOv8 在目标检测精度上有了很大的提升,可以很好的适应输电线路巡检的需求。GCAF-YOLOv8 网络模型结构图如图 1 所示。

### 1.1 全局通道-空间注意力模块 GCSA

原始的 YOLOv8 模型在图像特征提取方面存在一定的局限性。为了解决这一问题,研究者们常常在骨干网络中加入各种注意力模块,以增强模型对关键信息的捕捉能力。这些改进通常会引入一些流行的注意力机制,例如 SE-Net、GAM 和 CBAM<sup>[12]</sup>等。然而,这些注意力模块在特定异常物体的局部特征关注上仍显不足,而且它们的引入往往会显著增加模型的计算负担,从而影响到模型的轻量化设计。本文设计了一种全局通道-空间注意力模块(GCSA),插入到模型主干 SPPF 后面,以增强输入特征图的表达能力。GCSA 模块图如图 2 所示。

该模块结合了通道注意力、通道洗牌和空间注意力机制,旨在捕捉特征图中的全局依赖关系。输入特征图先送入通道注意力子模块随后进入空间注意力子模块。初始特征图包含多个通道,每个通道的空间尺寸为  $H \times W$ 。在通道注意力子模块中,输入特征图首先进行维度置换,从

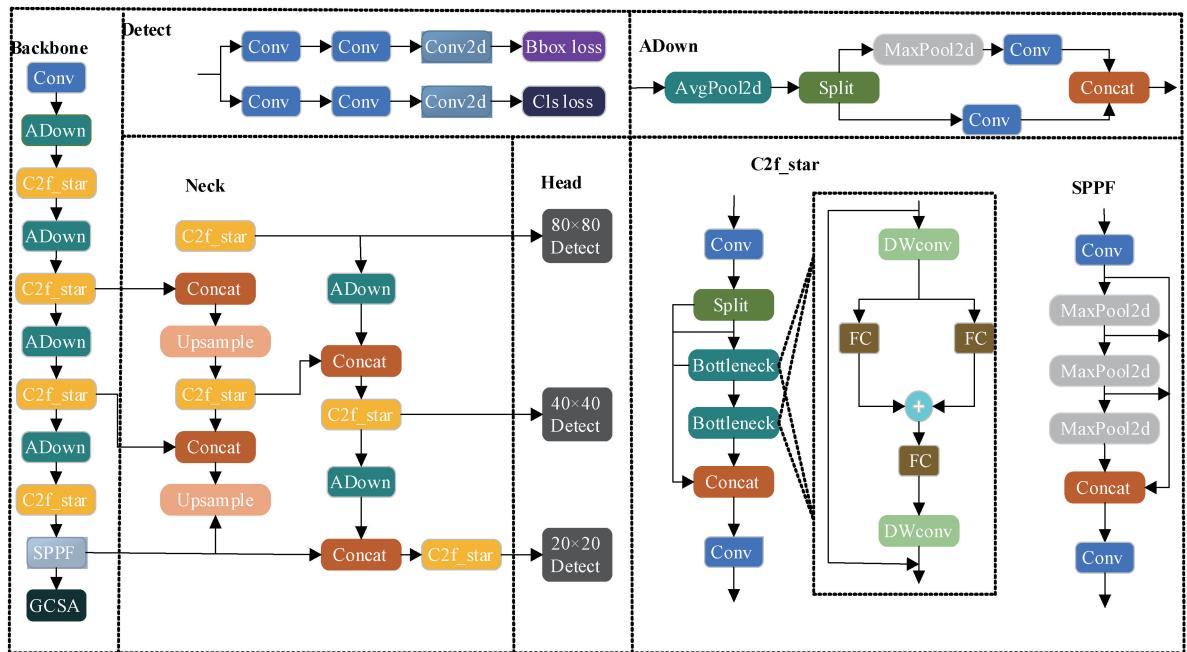


图 1 GCAF-YOLOv8 模型结构

Fig. 1 GCAF-YOLOv8 model structure

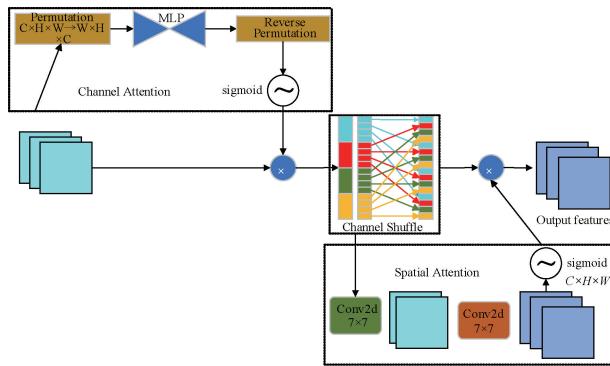


图 2 GCSA 模块结构

Fig. 2 GCSA module structure

$C \times H \times W$  变换到  $W \times H \times C$ 。接着,通过两层的多层感知器 MLP 对通道间依赖关系进行捕捉。第 1 层 MLP 将通道数缩减为原来的  $1/4$  倍,随后通过 ReLU 激活函数引入非线性,再通过第 2 层 MLP 将通道数恢复到原始维度。最后,进行逆置换恢复到  $C \times H \times W$ ,并通过 Sigmoid 激活函数生成通道注意力图。输入特征图和通道注意力图逐元素相乘,得到增强的特征图。为了进一步混合和共享信息,应用通道洗牌操作。增强后的特征图被分成 4 组,每组包含  $C/4$  个通道。对分组后的特征图进行转置操作,打乱各组内的通道顺序。随后,将打乱后的特征图恢复为原始形状  $C \times H \times W$ 。这种方式能够更好地混合特征信息,增强特征表达能力。

## 1.2 改进 C2f 模块

本文对原 YOLOv8 模型的 Backbone 和 Neck 部分进

行了改进,引入了 StarNet 结构。尽管 StarNet 具备一定的优越性,但其整体构造相对复杂,若直接采用,可能会导致模型结构臃肿,并显著增加模型的参数量<sup>[13]</sup>。因此,本文提出了一种创新的方案,只引入 StarNet 中的 StarBlocks 结构<sup>[14]</sup>。具体而言,将 Neck 和 Backbone 部分原有 C2f 模块中的 Bottleneck 结构替换为 StarBlocks,从而构建出新的 C2f\_Star 模块。改进后的 C2f\_Star 模块和原始的 C2f<sup>[15]</sup>模块的结构如图 3 所示。

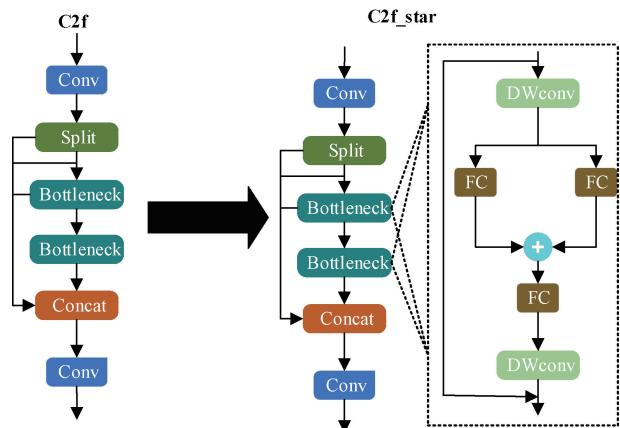


图 3 C2f\_Star 模块

Fig. 3 C2f\_Star module

C2f\_Star 模块的设计有效地提升了输入特征的映射维度,增强了模型的特征提取能力,进而显著提高了目标检测的准确率。这一丝毫不减的性能提升使得模型在处理复杂场景时表现更加出色。此外,StarBlocks 结构不仅

参数量较小,而且设计简洁且轻巧,这使得 YOLOv8 模型的整体参数量得以有效降低,并且在计算速度上也表现出了明显的优势。通过这样的优化,希望能在保证模型性能的同时,实现更快速的推理速度和更低的资源消耗,为实际应用提供更具竞争力的解决方案。

### 1.3 ADown 卷积模块

当目标及其特征不够明显时,主干网络的特征提取阶段可能会面临一些挑战。特别是标准卷积往往使用较大的步长进行采样,这可能会导致一些细微特征的忽略,从而使得提取的特征不够全面。为了应对这一问题,本研究提出用 ADown 卷积模块替换基线模型中的传统卷积,以期提升检测效果。在比较普通 CBS 卷积与 ADown 卷积模块的网络结构时,如图 4 所示。

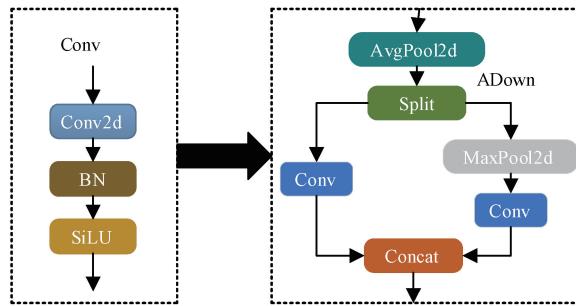


图 4 ADown 卷积模块

Fig. 4 ADown convolution module

输入张量首先经过平均池化层进行采样,接着在通道维度上将其分为两部分。一部分直接通过  $3 \times 3$  卷积进行特征提取和维度转换<sup>[16]</sup>;另一部分则先经过  $3 \times 3$  的最大池化操作提取主要信息,随后通过  $1 \times 1$  卷积层进行特征提取及维度变换。最终,两个部分的输出特征图垂直堆叠,形成最终的输出张量。

ADown<sup>[17]</sup> 卷积模块所引入的分支结构成功实现了更多特征组合和信息交互,极大地保留了上下文信息,有效减少了特征的丢失。这种设计使得模型在处理不同尺度的物体时表现出良好的感知能力。此外,采用小尺寸卷积核<sup>[18]</sup>的方式在保持高特征表达能力的同时,能够有效地控制参数数量,这为模型的训练和推理效率带来了显著的提升,有效的提高了输电线路目标的检测精度<sup>[19]</sup>。通过这些改进,期望在确保准确性的同时,进一步优化模型的整体性能。

### 1.4 Focal-CIoU Loss

目标检测中常用 IoU<sup>[20]</sup>(intersection over union)作为损失函数,它衡量了预测框和真实框的重叠程度。IoU 定义为预测框与真实框的交集与并集之比,计算公式如下:

$$IoU = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (1)$$

$$IoU\_LOSS = -\ln(IoU) \quad (2)$$

YOLOv8 采用 CIoU 评估预测框和目标框的差异。CIoU 综合考虑了重叠面积、中心距离和长宽比等因素,并引入平滑处理来调整超参数,提高了计算的稳定性。

在输电线路无人机巡检任务中,由于目标缺陷在无人机视角中占比较小,正样本数量相对较少,而负样本数量相对较多,导致 YOLOv8 模型训练中出现类别不平衡问题。在总体损失计算中,负样本占比过大,影响了网络的训练。

Focal Loss 是针对类别不平衡问题的损失函数,可应用于目标检测和图像分类等任务,提高模型对少数类别的识别精度。标准交叉熵损失函数<sup>[21]</sup>在类别不平衡问题上存在不足,其定义为:

$$CE(p, y) = \begin{cases} -\log(p), & y = 1 \\ -\log(1-p), & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $p$  为样本预测概率,  $y$  为样本标签。正负样本预测概率越接近正确样本,损失趋向于 0。Focal Loss 在交叉熵损失基础上引入了平衡因子,降低易分类样本权重,使模型更关注难分类样本,从而提高对少数类别的识别能力。Focal Loss 定义为:

$$FL(pt) = -\alpha_t(1-p_t)^\gamma \log(pt) \quad (4)$$

其中,  $p_t$  为样本预测概率;  $\alpha_t$  和  $\gamma$  为权重系数,用于处理正负样本不平衡和样本难易程度。当  $p_t$  为难分类样本时,  $(1-p_t)^\gamma$  值较大,导致整体损失偏高,从而提高了难分类样本在损失函数中的贡献。

本文采用将 Focal Loss 和 YOLOv8 中原始的 CIoU 进行结合,设计出 Focal-CIoU 损失函数,在解决类别不平衡问题和提高检测框<sup>[22]</sup>位置预测精度之间达到了平衡,从而能快速收敛到较优的检测性能。

## 2 实验设计

### 2.1 实验环境

本实验的操作系统为 64 位 Windows11 专业版, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 4060, 编程语言为 Python-3.8.19, 使用深度学习框架 pytorch-1.8.2 进行训练, 训练参数配置如表 1 所示。

表 1 训练参数配置

Table 1 Training parameter configuration

参数名称	参数值
epochs	200
batch	8
imgsize	640
Lr0	0.01
optimizer	SGD
workers	0
momentum	0.9

## 2.2 实验数据集

本实验采用 Github 提供的电力缺陷公开数据集,并通过后续的数据增强进行扩充,扩充后的数据集总共包括 8 088 张图片,每张图像的高清分辨率为 640 pixel × 480 pixel,共计 8 个类别,标注物体包括绝缘子(insulator)、绝缘子掉串(insulator\_stringdrop)、绝缘子破损(insulator\_breakage)、绝缘子闪络(insulator\_flashover)、防震锤(damper)、防震锤缺陷(damper\_defect)、鸟巢(nest)、漂浮物(flotage)。将数据集按照 7:2:1 划分为训练集、验证集和测试集。

## 2.3 评价指标

本实验采用精确率(precision, P)<sup>[23]</sup>、召回率(recall, R)、平均精度均值(mean average precision, mAP)、检测速度(frames per second, FPS)等指标来评价模型性能。介绍如下:

1)mAP 是一种衡量目标检测模型精度的指标,通常在不同的召回率下计算平均精度(AP),然后取所有类别 AP 的平均值。计算公式:

$$AP = \int_0^1 P dR \quad (5)$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^N AP_i}{N} \quad (6)$$

其中,  $P(R)$  是精度-召回曲线下的精度值。

2)FPS 是指系统每秒能够处理的图像或视频帧的数量,反映了模型的推理速度。计算公式:

$$FPS = \frac{Total \cdot Frames}{Time \cdot Taken \cdot (sec\ ond)} \quad (7)$$

其中, Frameum 代表检测图片总数, ElapsedTime 表示检测所需总时间。

3)P 衡量的是模型在预测为正样本的结果中,有多少是实际为正的比例。计算公式:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

其中, TP 和 FP 分别表示正确检测的真阳性和误报阳性数量。

4)R 衡量的是在所有实际为正的样本中,模型能够正确识别出的比例。计算公式:

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

其中, TP 和 FN 分别表示正确检测的真阳性和漏报阳性数量。这些指标可以有效地帮助评估和比较不同模型的性能。

## 3 实验结果分析

### 3.1 对比实验

#### 1)改进注意力机制 GCSA 对比试验

为了验证本文设计的注意力机制 GCSA 的有效性,本

文选用了当前主流的一下注意力机制来作为对比,包括无参注意力机制 SimAM;空间和通道相结合的注意力机制 CBAM;高效通道注意力机制 ECA。对比实验均在同一环境同一设备下进行,迭代相同次数,其中最优值加粗表示,实验结果如表 2 所示。

表 2 不同注意力机制对比实验

Table 2 Comparison experiment of different attention mechanisms

注意力机制	P	R	mAP50	FPS
YOLOv8	0.865	0.788	0.838	88.29
YOLOv8-CBAM	0.848	0.793	0.837	89.32
YOLOv8-SimAM	0.837	<b>0.806</b>	0.839	89.58
YOLOv8-ECA	0.833	0.776	0.832	<b>90.25</b>
Ours	<b>0.875</b>	0.776	<b>0.845</b>	85.74

由表 2 和图 5(a)可以看出,加入不同注意力机制后,模型的检测精度分别有不同的上升和下降。加入 CBAM 注意力机制和 SimAM 注意力机制精度分别下降 2.3% 和 2.8%,加入本研究的 GCSA 注意力机制精度上升 1%。由此可见,加入 GCSA 注意力机制相比于其他注意力机制效果最好。

#### 2)C2f-star 替换不同位置对比试验

考虑到 C2f-star 在 YOLOv8 中不同位置替换,会有不同的模型性能,为了找到最优的模型性能结果,对 C2f-star 在 YOLOv8 中不同替换位置设计对比实验,其中最优值加粗表示,实验结果如表 3 所示。

表 3 C2f-star 不同位置替换对比实验

Table 3 Comparison experiment of C2f star replacement at different positions

位置替换	P	R	mAP50	FPS
YOLOv8	0.865	0.788	0.838	88.29
替换 Backbone	0.869	<b>0.798</b>	0.839	93.78
替换 Head	0.872	0.795	0.84	<b>94.52</b>
全部替换	<b>0.878</b>	0.783	<b>0.843</b>	89.92

由表 3 可以看出当 C2f-star 替换 Backbone 部分时,精度 P 提高 0.4%。当替换 Head 部分时,精度提高 0.7%。当全部替换时,精度提高 1.3%。所以当 C2f-star 全部替换时效果最好,故本模型选用 C2f-star 全部替换。

#### 3)ADown 卷积模块对比实验

本文提出用 ADown 卷积模块来替换 YOLOv8 中的 Conv 卷积模块,以提高对不明显特征的检测准确率并降低模型参数量,为了验证模块的有效性,进行对比实验,其中最优值加粗表示,实验结果如表 4 所示。

由表 4 可以看出,ADown 卷积模块替换原模型卷积后,检测精度 P 提高了 0.9%,模型整体的参数量下降了将

表 4 ADOWN 卷积模块对比实验

Table 4 Comparison experiment of ADOWN convolution module

模块	P	R	mAP50	FPS
YOLOv8	0.865	0.786	0.838	88.29
Ours	<b>0.874</b>	<b>0.787</b>	<b>0.840</b>	<b>94.56</b>

近 24%，检测速度提升了将近 7%，证明了模块的有效性。

#### 4) 不同损失函数对比实验

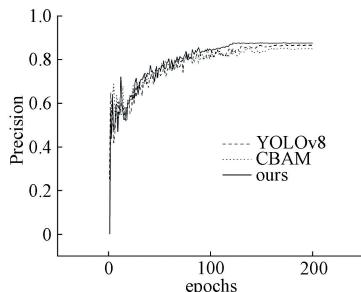
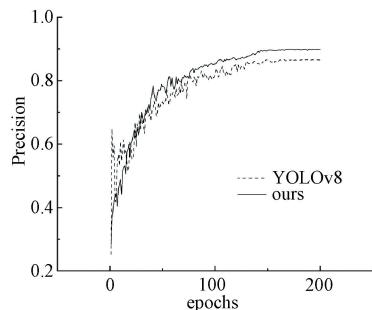
为了验证本文所采用的 Focal-CIoU 损失函数的优越性，将原始模型与多个当前常用于改进的损失函数一起做对比试验，严格控制实验变量，其中最优值加粗表示，实验结果如表 5 所示。

表 5 不同损失函数对比实验

Table 5 Comparison experiment of different loss functions

损失函数	P	R	mAP50
CIoU	0.865	0.788	0.838
EIoU	0.863	0.785	0.834
WIoU	0.868	0.789	0.842
Focal-CIoU	<b>0.876</b>	<b>0.823</b>	<b>0.846</b>

由表 5 可以看出，相比于 YOLOv8 原始的损失函数 CIoU 而言，更换为 EIoU 后，模型的精度下降了 0.2%，几乎可以忽略不计。而替换为 WIoU 后，模型精度 P 和平均精度检测均值 mAP 虽然都得到了提升，但是提升仍然不大，可以忽略不计。最后，当把不平衡损失函数 Focal 引入

(a) YOLOv8 添加不同注意力机制后准确率P和mAP50实验对比  
(a) Comparison of YOLOv8's accuracy P and mAP50 experiments after adding different attention mechanisms(b) 模型改进前后准确率P和mAP50实验对比  
(b) Comparison of accuracy P and mAP50 experiments before and after model improvement

CIOU 中后，可以看到，模型的精度 P 提升了 1.1%，平均精度检测均值 mAP 提升了 0.8%，说明了本研究引用的 Focal-CIOU 损失函数在输电线路巡检中检测的有效性。

#### 3.2 消融实验

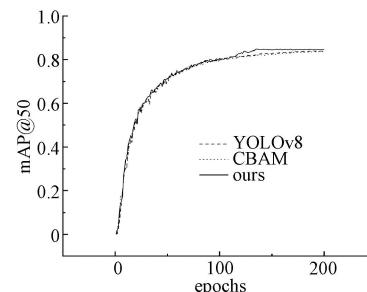
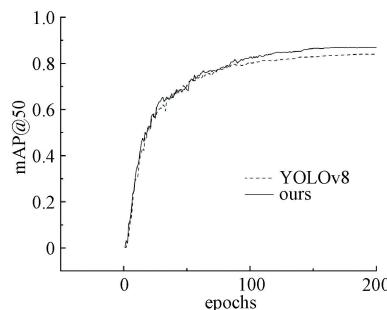
为了证明本文提出模型的每一部分改进的有效性，对每一个改进过的模块进行消融实验，实验过程中严格控制模型各个参数变量一致，其中最优值加粗表示，消融实验结果如表 6 所示。

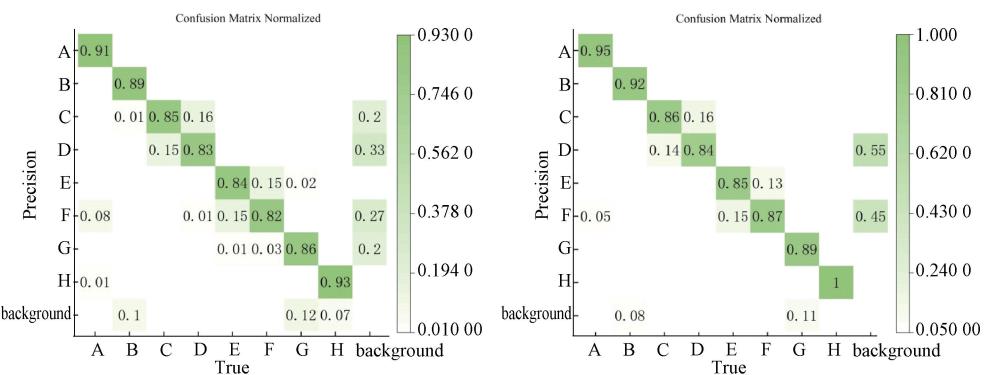
表 6 消融实验结果

Table 6 Results of ablation experiment

序号	C2f-star	ADOWN	GCSA	Focal	P	mAP50	FPS
1					0.865	0.838	88.29
2	✓				0.878	0.843	89.92
3	✓	✓			0.883	0.849	<b>91.23</b>
4	✓	✓	✓	✓	0.894	0.861	85.62
5	✓	✓	✓	✓	<b>0.898</b>	<b>0.868</b>	85.62

由表 6 和图 5(b)可得，第 1 组实验为 YOLOv8 最初原始实验数据，作为其他组实验的对比，检测精度 P 为 86.5%，平均精度检测均值 mAP 为 83.8%。第 2 组实验为添加 C2f-star 模块，对 YOLOv8 的 Backbone 和 Head 部分全部进行替换，检测精度 P 上升到了 87.8%，平均精度检测均值 mAP 上升到了 84.3%，相比于第 1 组实验，整体性能有所提升。第 3 组实验在第 2 组实验的基础上引入了 ADOWN 模块，检测精度 P 上升到了 88.3%，平均精度检测均值 mAP 上升到了 84.9%，参数量下降了 15%，相

(b) YOLOv8 添加不同注意力机制后准确率P和mAP50实验对比  
(b) Comparison of accuracy P and mAP50 experiments after adding different attention mechanisms



(c) Comparison of confusion matrix before and after the improvement of the YOLOv8 model  
 (c) YOLOv8 model improvement before and after the confusion matrix comparison

图5 改进前后模型性能对比

Fig. 5 Comparison of model performance before and after improvements

比于第2组实验不仅精度有所提高,参数量也明显下降。

第3组实验是在第2组实验基础上添加注意力机制GCSA模块,检测精度 $P$ 上升到了89.4%,平均精度检测均值 $mAP$ 上升到了86.1%,相比于第2组实验,模型的精度得到有效提升。第4组实验是在第3组实验基础上引入Focal-CIoU损失函数,检测精度 $P$ 上升到了89.8%,平均精度检测均值 $mAP$ 上升到了86.8%。最后,相比与原始YOLOv8模型,本文提出的模型检测精度 $P$ 提升了3.3%,平均精度检测均值 $mAP$ 提升了3%。从图中消融实验的结果可以看出,本文提出的模型,在检测精度 $P$ 和平均精度检测均值上都得到了有效的提升,可以满足输电线路巡检中对目标检测的需求。

表7为改进后模型针对不同类别的检测效果。图5(c)为YOLOv8和本文改进后YOLOv8模型的混淆矩阵对比图,左侧为原始模型混淆矩阵,右侧为改进后模型混淆矩阵,从图5(c)中可以看出改进后的模型可以更好的识别输电线路异物,识别的准确率更高了,漏检和误检的概率得到了显著降低,可以有效的体现出本文模型的有效性。

表7 改进后模型针对不同类别的检测效果

Table 7 The improved model has different detection effects for different categories

类别	$P$	$R$	$mAP_{50}$
all	0.898	0.834	0.868
insulator	0.932	0.871	0.925
insulator_stringdrop	<b>0.941</b>	0.883	<b>0.927</b>
insulator_breakage	0.822	0.696	0.714
insulator_flashover	0.893	0.76	0.78
damper	0.891	0.802	0.862
damper_defect	0.921	<b>0.928</b>	0.918
nest	0.822	0.852	0.862
flotage	0.923	0.883	0.918

### 3.3 整体模型对比实验

为了验证本文提出的算法的整体效果,将本文模型和目前市面上较为流行的二阶段模型和单阶段模型进行对比分析,严格控制实验参数变量,实验结果如表8所示。

表8 整体模型对比实验

Table 8 Overall model comparison experiment

模型	$P$	$R$	$mAP_{50}$	FPS
FasterR-CNN	0.789	0.701	0.742	39.2
SSD	0.758	0.689	0.716	45.5
YOLOv3-tiny	0.833	0.717	0.754	<b>126.19</b>
YOLOv5	0.831	0.772	0.822	81.95
YOLOv6	0.854	0.762	0.802	73.2
YOLOv8	0.865	0.788	0.838	88.29
Ours	<b>0.898</b>	<b>0.795</b>	<b>0.868</b>	85.62

由表8可以看出,本文提出的模型与经典的双阶段检测算法FasterR-CNN相比,在精度 $P$ 和平均精度检测均值方面都得到了大幅度的提升。相比于YOLOv8原始模型而言,精度达到了89.8%,提高了3.3%;平均精度检测均值达到了86.8%,提高了3%。整体相比,本文提出的改进模型在对比实验中,精度 $P$ 和平均精度检测均值 $mAP$ 都达到了最高水平,具有较好的检测效果。

### 3.4 实验结果可视化分析

为了更加直观的对比本文提出的模型GCAF-YOLOv8与原始YOLOv8模型的检测效果,从测试集中随机选取大目标和密集目标分别进行验证。验证结果如图6所示。左侧为原始算法检测图,右侧为改进后的算法检测图。

由图6(a)可以看出,当检测大目标时,本文提出的模型相比于原模型,检测精度大幅度提升。由图6(b)可以看出,当检测多个小目标时,本文提出的模型,不仅在检测精度上高于原模型,而且还检测出原模型漏检的一些绝缘子



(b) 密集目标检测示意图

(b) Schematic diagram of dense target detection

图 6 可视化结果对比

Fig. 6 Comparison of visualization results

缺陷。因此,新改进的算法模型在检测精度和准确度上具有很好的效果。

## 4 结 论

本文针对当前输电线路巡检存在检测精度差的问题,提出一种基于 YOLOv8 的输电线路巡检算法(GCAF-YOLOv8)。该算法通过在 Backbone 尾部添加 GCSA 注意力机制,有效的增强了输入特征图的表达能力。然后,使用 C2f-star 模块替换原模型中全部的 C2f 模块,以提高目标检测的准确率并降低模型整体的参数量,接着使用 ADown 卷积模块替换原模型中的部分 Conv 卷积模块,以提高对不明显特征的检测并降低模型参数量。最后,提出一种 Focal-CIoU 损失函数,将 Focal 参数来和 YOLOv8 中原始的 CIoU 进行结合,设计出 Focal-CIoU 损失函数,以解决类别不平衡问题和提高检测框位置预测精度。实验结果表明,改进后的模型精度  $P$  提升了 3.3%,平均精度检

测均值  $mAP$  提高了 3%,可以识别绝缘子及防震锤的各种缺陷,如掉串、闪络等,也可以识别输电线路上的鸟巢、漂浮物等异物,且具有一定的实时性和高效性。

## 参考文献

- [1] 熊伟,路鑫,邱维进,等. 基于改进 YOLOv8 的输电线路绝缘子表面缺陷识别算法[J]. 电子测量技术,2025, 48(2):178-188.
- [2] XIONG W, LU X, QIU W J, et al. Surface defect identification algorithm of transmission line insulator based on improved YOLOv8 [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(2):178-188.
- [3] 廖丽瑛,刘洪. 基于改进 YOLOv8 的绝缘子自爆缺陷检测[J]. 电子测量技术,2024,47(18):138-144.
- [4] LIAO L Y, LIU H. Self-explosion defect detection of insulator based on improved YOLOv8[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(18):138-144.
- [5] 卢坤媛,王吉岱. 高压输电线路巡检机器人机械结构研究现状及发展趋势[J]. 机床与液压, 2021, 49(9): 41-45.
- [6] LU K Y, WANG J D. Research status and development trend of mechanical structure of inspection robot for high voltage transmission line[J]. Machine Tools & Hydraulics, 2021, 49(9):41-45.
- [7] 李帅,赫宗尧,左萍萍. 图像识别技术在无人机航标巡视巡检中的应用[J]. 装备制造技术, 2024 (9): 138-140.
- [8] LI SH, HE Z Y, ZUO P P. The application of image recognition technology in the inspection of unmanned aerial vehicle (UAV) navigation beacons [J]. Equipment Manufacturing Technology, 2024 (9): 138-140.
- [9] 龚钢军,张帅,吴秋新,等. 基于 TensorFlow 的高压输电线路异物识别[J]. 电力自动化设备,2019,39(4): 204-209,216.
- [10] GONG G J, ZHANG SH, WU Q X, et al. Foreign body identification based on TensorFlow for high voltage transmission line [J]. Electric Power Automation Equipment, 2019,39(4):204-209,216.
- [11] 杨剑锋,秦钟,庞小龙,等. 基于深度学习网络的输电线路异物入侵监测和识别方法[J]. 电力系统保护与控制,2021,49(4):37-44.
- [12] YANG J F, QIN ZH, PANG X L, et al. Foreign body intrusion monitoring and recognition method based on Dense-YOLOv3 deep learning network [J]. Power System Protection and Control, 2021,49(4):37-44.
- [13] 周央,廖斌. 基于改进 YOLOv7 算法的输电线路异物检测[J/OL]. 华北电力大学学报(自然科学版),1-9 [2025-02-19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/>

- [13] 1212. TM. 20240712. 1820. 002. html.
- ZHOU Y, LIAO B. Foreign object detection of transmission lines based on improved YOLOv7 algorithm[J/OL]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science), 1-9 [2025-02-19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1212.TM.20240712.1820.002.html>.
- [8] 王强,冯云涛,周超. 基于 GE-YOLO 算法的输电线路绝缘子多类型缺陷检测研究[J/OL]. 高压电器,1-12 [2025-02-19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1127.TM.20241025.1656.005.html>.
- WANG Q, FENG Y T, ZHOU CH. Research on multi-type defect detection of transmission line insulator based on GE-YOLO algorithm[J/OL]. High Voltage Electrical Apparatus, 1-12 [2025-02-19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1127.TM.20241025.1656.005.html>.
- [9] XI Y, ZHOU K, MENG L W, et al. Transmission line insulator defect detection based on swin transformer and context [J]. Machine Intelligence Research, 2023, 20(5): 729-740.
- QIU ZH B, ZHU X, LIAO C B, et al. Detection of transmission line insulator defects based on an improved lightweight YOLOv4 model [J]. Applied Sciences, 2022, 12(3): 1207.
- [11] 游越,伊力哈木·亚尔买买提,吐松江·卡日. 基于 YOLOv6 的输电线路电力部件识别及缺陷检测算法研究[J]. 高压电器,2024, 60(5): 194-205, 213.
- YOU Y, YILIHAMU Y, TOSONGJIANG K. Research on power component identification and defect detection algorithm of transmission line based on YOLOv6[J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(5): 194-205, 213.
- [12] 游越,伊力哈木·亚尔买买提. 基于改进 YOLOv5 在电力巡检中的目标检测算法研究[J]. 高压电器,2023, 59(2): 89-96.
- YOU Y, YILIHAMU Y. Research on target detection algorithm based on improved YOLOv5 in power inspection[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(2): 89-96.
- [13] 黄福珍,王天赐. 基于轻量化 GCP-YOLOv8s 的绝缘子缺陷检测[J]. 激光与光电子学进展, 2025, 62(2): 124-135.
- HUANG F ZH, WANG T C. Insulator defect detection based on lightweight GCP-YOLOv8s[J]. Laser and Optoelectronics Progress, 2025, 62(2): 124-135.
- [14] MA X, DAI X, BAI Y, et al. Rewrite the stars[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2024(21): 5694-5703.
- [15] 杨世芳,臧欣怡,朱明曦,等. 融合多尺度卷积注意力机制的绝缘子表面藻类污秽语义分割和识别算法研究[J]. 绝缘材料,2024, 57(11): 135-143.
- YANG SH F, ZANG X Y, ZHU M X, et al. Research on semantic segmentation and recognition algorithm of algae pollution on insulator surface based on multi-scale convolutional attention mechanism[J]. Insulating Materials, 2024, 57(11): 135-143.
- [16] 刘易晓. 基于计算机视觉的运动目标跟踪算法优化研究[J]. 软件,2024, 45(11): 105-107.
- LIU Y X. Research on optimization of motion target tracking algorithms based on computer vision [J]. Software, 2024, 45(11): 105-107.
- [17] 李宗霖,王广祥,张立亚,等. 基于改进 YOLOv8n 的煤矿带式输送异物检测研究[J]. 矿业安全与环保,2024, 51(4): 41-48.
- LI Z L, WANG G X, ZHANG L Y, et al. Research on detection of foreign bodies in coal mine belt conveying based on improved YOLOv8n[J]. Mining Safety and Environmental Protection, 2024, 51(4): 41-48.
- [18] 吴锦辉,姜远. 四元数神经网络的万有逼近与逼近优势[J]. 计算机研究与发展,2025, 62(5): 1205-1215.
- WU J H, JIANG Y. Universal approximation and approximation advantage of quaternion neural network[J]. Journal of Computer Research and Development, 2025, 62(5): 1205-1215.
- [19] 孔庆丰. 基于 Sigmod 数据规则化的 2-Wasserstein 全波形反演方法[J]. 石油物探,2024, 63(4): 778-789.
- KONG Q F. 2-Wasserstein full waveform inversion method based on Sigmod data regularization [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2024, 63(4): 778-789.
- [20] 黄子恒,芮杰,林雨淮,等. 基于改进的 YOLOv5 遥感影像飞机目标检测[J]. 测绘通报,2024(8): 73-78, 89.
- HUANG Z H, RUI J, LIN Y ZH, et al. Aircraft target detection based on improved YOLOv5 remote sensing image [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2024(8): 73-78, 89.
- [21] 宋晔,吴一全. 基于无人机航拍的风力发电机叶片表面缺陷检测综述[J]. 仪器仪表学报,2024, 45(10): 1-25.
- SONG Y, WU Y Q. A review of surface defect detection of wind turbine blades based on UAV aerial photography [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(10): 1-25.
- [22] 邹磊,冯治国,梁鹏翔,等. 基于 U-Net 的启闭机钢丝绳缺陷定位方法研究[J]. 国外电子测量技术,2024, 43(9): 155-160.
- ZOU L, FENG ZH G, LIANG P X, et al. Research on

- defect positioning method of hoist wire rope based on U-Net [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(9): 155-160.
- [23] 周建新, 李忠泽, 郝英杰. 基于改进 YOLOv9 的钢板表面缺陷检测的方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(22): 181-188.  
ZHOU J X, LI ZH Z, HAO Y J. Method for detecting surface defects of steel plate based on improved YOLOv9 [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(22): 181-188.

### 作者简介

赵福生, 硕士研究生, 主要研究方向为模式识别、缺陷

检测。

E-mail: 18737710754@163.com

尼鹿帕尔·艾克木, 主要研究方向为电力设备维护。

E-mail: 2496216464@qq.com

伊力哈木·亚尔买买提(通信作者), 教授, 主要研究方向为人工智能、模式识别、人脸识别、无人驾驶、图像篡改检测研究等。

E-mail: 65891080@qq.com

郭松杰, 硕士研究生, 主要研究方向为图像识别、目标检测。

E-mail: 1945726067@qq.com