

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2026.01.017

## 基于改进YOLOv5s的绝缘子缺陷检测方法

彭晏飞, 袁晓龙, 赵涛, 陈炎康

(辽宁工程技术大学电子与信息工程学院, 辽宁葫芦岛 125105)

**摘要:** 基于无人机航拍的电力巡检成为目前绝缘子缺陷检测方法的主流,但当遇到图像特征不够明显或干扰特征较多等问题时,绝缘子缺陷识别困难,检测精度不高。由此,提出了一种基于改进YOLOv5s的绝缘子缺陷检测方法。首先,重新设计卷积模块,然后将CA注意力机制与其相融合,并且在主干网络加入注意力机制与颈部网络的特征图进行多尺度特征融合,抑制复杂环境下的干扰特征,专注缺陷特征提取;其次,对空间金字塔池化结构(SPPF)进行改进,扩大感受野,减少被模型过滤掉的有用信息;接着,将Transformer与C3模块中的残差结构(Bottleneck)相结合,增强模型对绝缘子缺陷特征的识别能力;最后,使用K-means算法对数据集进行聚类分析,重新计算最适合的锚框尺寸。在数据集上进行验证,改进后的方法平均精度达到97.4%,召回率达到94.8%,均值平均精度为97.6%,该方法有效提升了复杂环境下的绝缘子缺陷检测能力,进一步满足了对绝缘子缺陷检测精度的需求。

**关键词:** YOLOv5s; 绝缘子; 注意力机制; 缺陷检测; SPPF

### Detection Method for Insulator Defect Based on Improved YOLOv5s

PENG Yanfei, YUAN Xiaolong, ZHAO Tao, CHEN Yankang

(School of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Liaoning Huludao 125105, China)

**Abstract:** Electric power inspection based on UAV aerial photography has become presently the mainstream method for insulator defect detection. However, in case of such issues as insufficiently distinct image features or excessive interfering features, the defect identification of the insulator is difficult and the detection accuracy is not high. Therefore, a method for insulator defect detection based on improved YOLOv5s is proposed. First, the convolutional module is redesigned, and then integrated with the CA attention mechanism. Furthermore, the attention mechanism is incorporated into the backbone network to perform multi-scale feature fusion with feature maps from the neck network. This helps to suppress interference features in complex environments and enhance focus on defect feature extraction. Then, the spatial pyramid pool structure (SPPF) is improved to enlarge the receptive field and reduce the useful information filtered out by the model. After that, a Bottleneck in the C3 module is combined with Transformer to enhance the model's ability to recognize insulator defect characteristics. Finally, the K-means algorithm is used to perform cluster analysis on the data set and recalculate the most suitable anchor frame size. Verification is performed on the data set, and the average accuracy of the improved method reaches 97.4%, the recall rate reaches 94.8%, and the average accuracy is 97.6%. This method effectively improves the ability of insulator defect detection in complex environments, and further meets the demand for defect detection accuracy of insulator.

**Key words:** YOLOv5s; insulators; attention mechanism; defect detection; SPPF

收稿日期:2025-06-21; 修回日期:2025-09-18

基金项目:国家自然科学基金(61772249);辽宁省高等学校基本科研项目(LJKZ0358)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China(61772249), Basic Research Projects of Colleges and Universities in Liaoning Province(LJKZ0358).

## 0 引言

绝缘子是电力系统中重要的组成部分,用于隔离高电压设备和地面,保障电力系统的安全运行,在架空输电线路中起到重要作用<sup>[1-3]</sup>。由于绝缘子长期处于高电压、高温、高湿等恶劣环境中,绝缘子容易出现绝缘老化、破损、击穿等<sup>[4-5]</sup>缺陷问题,严重的可能会损害整条线路的使用和运行寿命,甚至还会带来一系列的安全问题和经济损失。所以,为了保证电力系统稳定运行,要进行定期的电力巡检,在传统的电力巡检中,主要采用目视检查、人工敲击、放电检测等方法,这些方法存在着检测效率低、检测精度不高、操作人员的安全性等问题,难以满足现代电力系统的需要。随着技术的发展,人工智能和计算机视觉引入了电力行业<sup>[6-7]</sup>,采用无人机航拍巡检取代了传统的电力巡检,无人机能够快速定位缺陷位置,有效解决地面巡检时难以发现高处的缺陷问题<sup>[8]</sup>,更高效、更智能地完成电力巡检。无人机还可以到达人工所到达不了的地方,比如湖泊、峡谷以及灾情现场,大大降低了人工成本,省时省力。计算机视觉的引入,对电力行业有重要的实际意义<sup>[9]</sup>。

目前,基于计算机视觉的电力缺陷检测算法主要分为两类,一类是One-Stage算法,如Yolo<sup>[10-11]</sup>和SSD<sup>[12]</sup>算法,One-Stage算法不需要预先生成候选框(region proposal),而是直接在图像上密集采样检测,简单快速;另一类是Two-Stage算法,如RCNN<sup>[13]</sup>、Faster-RCNN<sup>[14]</sup>和Mask-RCNN<sup>[15]</sup>。Two-Stage算法将目标检测分为两个阶段:首先生成一组候选框,然后对这些候选框进行分类和回归,准确度通常更高,但需要生成候选框,计算复杂度较高,速度较慢。丘灵华等<sup>[16]</sup>以Faster-RCNN模型为基础,使用聚类算法优化anchor尺寸,并采用IoU阈值级联结构和全局RoI提升目标定位,提升了绝缘子缺陷检测精度, $mAP$ 达到了85.1%;张焱等<sup>[17]</sup>以Mask-RCNN模型为基础,通过残差模块和特征金字塔网络感知巡检影像特征,引入具有多尺度卷积核运算的信息融合模块进行丢失信息补偿,增强网络模型对于输入影像的特征表达与提取, $mAP$ 达到了93.8%;张青华等<sup>[18]</sup>以SSD模型为基础,将多向特征金字塔结构引入模型中,实现低层网络与高层网络的多向连接,有效将底层信息与高层信息进行特征融合, $mAP$ 达到了78.3%;郝帅等<sup>[19]</sup>以YOLOv3模型为基础,在YOLOv3算法框架中融合卷积块注意模型来提升图像中故障目标区域的显著度,并通过引入高斯函数

对非极大值抑制方法进行改进,降低存在部分遮挡目标的漏检率, $mAP$ 达到了94.6%;李利荣等<sup>[20]</sup>以YOLOv4模型为基础,用GhostNet作为骨干网络,在预测层引入分类一定质量估计联合表示方法,以提升复杂场景下的检测性能, $mAP$ 达到了94.6%,模型检测速度提升了40%。

虽然上述方法都取得了不错的检测效果,但是检测精度依然有待提升,并且遇到图像特征不够清晰,干扰特征较多的图像时,绝缘子缺陷的检测效果会大大降低<sup>[21]</sup>,例如,拍摄的图像由于距离的远近,天气等因素导致图像特征不明显,并且绝缘子与绝缘子、绝缘子与所处环境之间相互干扰,导致图像特征难以识别。所以,为了提升绝缘子缺陷的检测精度,应对较难识别的绝缘子缺陷问题,文中提出了一种基于改进YOLOv5s的绝缘子缺陷检测方法。首先,将CA(coordinate attention)<sup>[22]</sup>注意力机制引入模型中,与模型中的卷积模块相融合,并且在主干网络增加CA注意力机制与颈部网络的特征图进行多尺度特征融合<sup>[23]</sup>,抑制干扰特征,专注于绝缘子的特征提取;其次,改进模型中的空间金字塔池化结构<sup>[24]</sup>,随着模型深层次的提取,一些特征会被丢失,改进空间金字塔池化结构,增强感受野,对丢失的特征进行再次提取;接着,将深度学习领域的前沿算法Transformer<sup>[25]</sup>引入计算机视觉中,与模型中C3模块的残差结构相融合,增强模型对绝缘子缺陷特征的识别能力;最后,使用K-means算法<sup>[26]</sup>对数据集进行聚类分析,计算出更适合的锚框尺寸,更利于模型对绝缘子的检测。

## 1 YOLOv5s 算法

YOLOv5是一种用于目标检测的深度学习模型,YOLOv5s是YOLOv5系列中深度较小,特征图宽度较小的网络,其网络结构见图1,主要可以分为4个部分:输入端、Backbone主干网络、Neck颈部网络、Prediction输出端。输入端使用了马赛克数据增强,将4张不同的图像进行随机拼接,生成一张新的图像,以模拟目标在不同环境下的出现,丰富数据集,提高模型的泛化能力;Backbone主干网络采用了CSPDarkNet网络结构,在第一层用6×6的卷积层替换了先前版本的Focus结构,加速模型训练和推理,并减少模型参数。将空间金字塔池化结构(SPP)修改为串行通过MaxPool层的SPPF,保证效果的同时,提高检测速度;Neck颈部网络采用了FPN<sup>[27]</sup>(feature pyramid networks)+PAN<sup>[28]</sup>(path aggregation network)结构,FPN在不同层次的特征图之间构建上

下文语义金字塔来提取特征。PAN用在特征金字塔中聚合特征,从而使得特征具有更好的语义信息和表征能力。PAN和FPN将不同层次的特征图提取出来的特征进行聚合,充分利用特征的多层次信

息,从而提高模型的检测精度和速度;Prediction输出端通过对置信度边界框与其他候选框的重叠面积进行筛选,将网络的输出转换为目标框的坐标、置信度和类别预测。

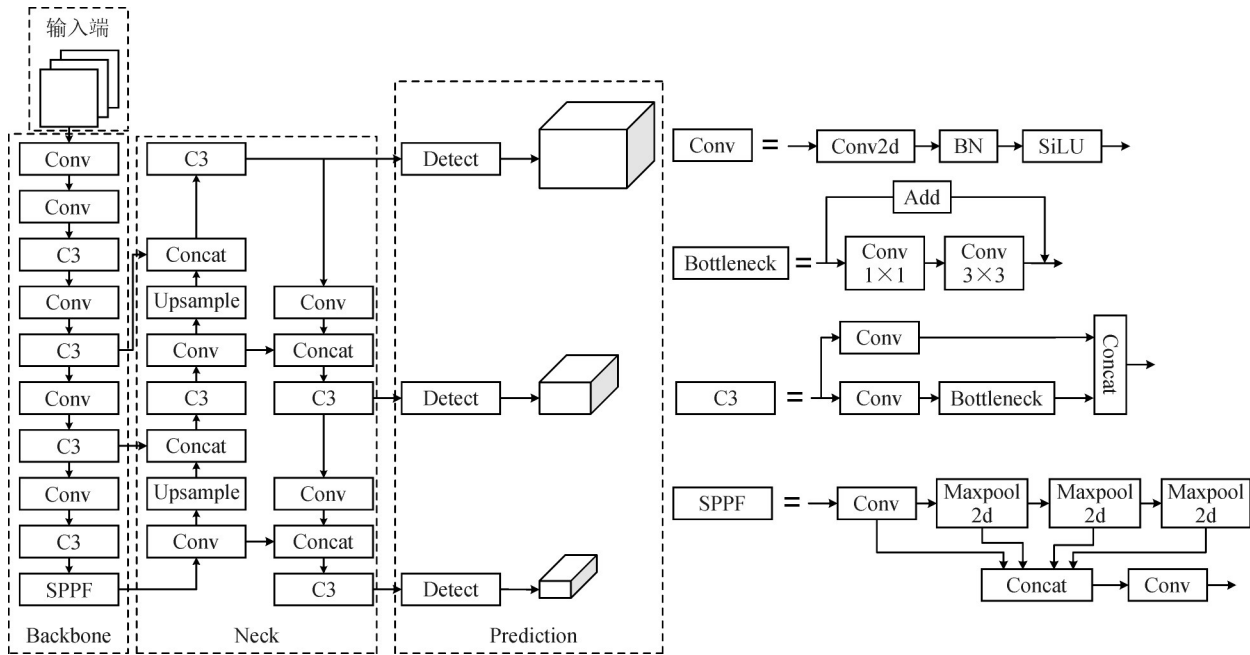


图1 YOLOv5s 结构图

Fig. 1 YOLOv5s structure diagram

## 2 文中方法

针对目前绝缘子缺陷检测方法的精度不高,遇到较难识别的图像时,绝缘子缺陷的检测效果不好,为了提升绝缘子缺陷的检测精度,文中提出了一种基于改进YOLOv5s的绝缘子缺陷检测方法。方法结构见图2。

### 2.1 重构卷积模块并融合注意力机制

注意力机制在近年来得到许多应用,合理的运用注意力机制可以帮助神经网络抑制通道中或者是空间中不太显著的特征。针对图像质量不清晰,干扰特征会增强绝缘子和绝缘子缺陷的特征提取等问题,引入CA注意力机制,CA注意力将通道注意力分解为两个1维特征编码,在不同空间方向上聚合特征。这样,可以同时获取全局感受野和准确的位置信息。利用这些特征编码,可以单独计算一个方向感知的注意力图和一个位置敏感的注意力图,提高特征图的表达能力和泛化能力,从而增强对图像特征的关注。CA注意力机制的结构见图3。

CA注意力机制包括坐标信息嵌入和坐标注意力生成两个步骤,可以通过精确的位置信息来编码

通道关系和长期依赖性。

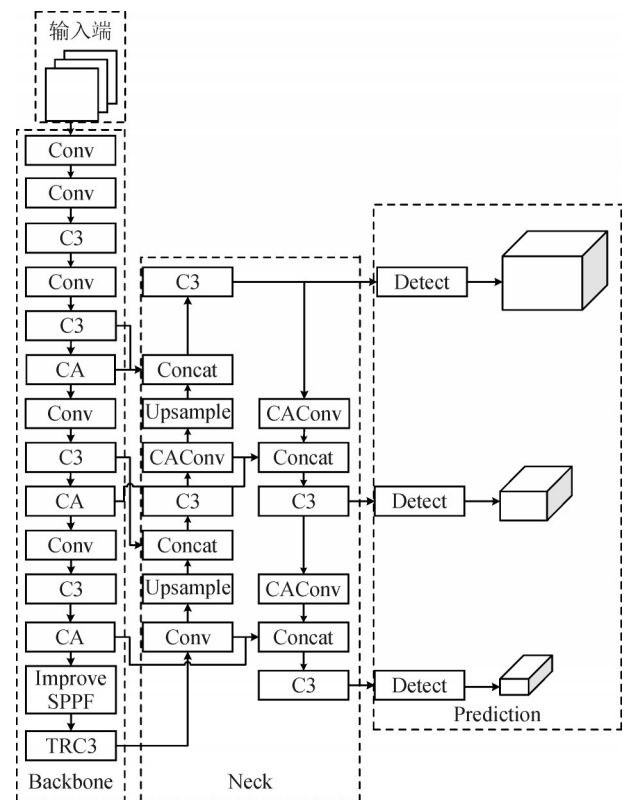


图2 改进 YOLOv5s 结构图

Fig. 2 Improve YOLOv5s structure diagram

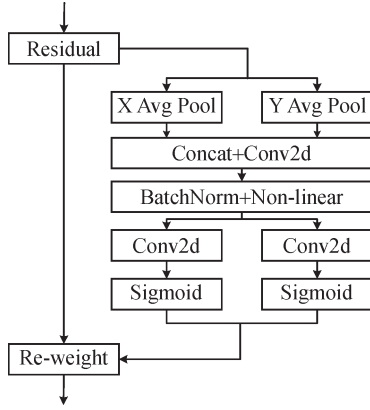


图3 CA结构图

Fig. 3 CA structure diagram

2.1.1 坐标信息嵌入

在坐标信息嵌入阶段,可以将精确的位置信息编码到特征图中,为坐标注意力生成做准备,特征编码操作为

$$z_c = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W x_c(i, j) \quad (1)$$

在对输入进行编码时,会首先使用池化层对每个通道进行处理。沿着水平和垂直两个坐标对尺寸为 $(H, 1)$ 或 $(1, W)$ 的池化层的每个通道进行池化。高度为 $h$ 的第 $c$ 通道和宽度为 $w$ 的第 $c$ 通道的输出表示分别为:

$$z_c^h(h) = \frac{1}{W} \sum_{0 \leq i < W} x_c(h, i) \quad (2)$$

$$z_c^w(w) = \frac{1}{H} \sum_{0 \leq j < H} x_c(j, w) \quad (3)$$

通过以上两种特征变换,可以得到一对方向感知的特征图。并且允许注意力模块在聚合特征时,捕捉到沿着一个空间方向的长期依赖关系,并同时保存沿着另一个空间方向的精确位置信息,帮助模型更好的理解图像中的特征。

2.1.2 坐标注意力生成

坐标信息嵌入可以帮助模型获得全局感受野并将位置信息进行编码。将获得的信息进行进一步处理,提高模型对感兴趣区域的识别精度,更好地捕捉通道之间的关系。将两种特征图进行连接操作,并使用 $1 \times 1$ 的卷积变换函数 $F$ 对其进行变换操作为

$$f = \delta(F_1[z^h, z^w]) \quad (4)$$

式(4)中: $\delta$ 为非线性激活函数; $f$ 为在水平和垂直两个方向对空间信息进行编码的中间特征映射。 $f^h$ 和 $f^w$ 为按空间维数分解出的两个张量,再用两个 $1 \times 1$ 的卷积变换 $F_h$ 和 $F_w$ 将两个张量转换为相同的通道数:

$$g^h = \sigma[F_h(f^h)] \quad (5)$$

$$g^w = \sigma[F_w(f^w)] \quad (6)$$

式(5)、(6)中, $\sigma$ 为sigmoid激活函数。将输出的 $g^h$ 和 $g^w$ 进行扩展,分别作为注意力权重,输出 $Y$ 为

$$y_c(i, j) = x_c(i, j) \times g_c^h(i) \times g_c^w(j) \quad (7)$$

将CA注意力机制与卷积模块相融合,卷积模块(Conv)见图1,由一个Conv2d层和BatchNorm层再经过一个SiLU激活函数组成。融合注意力的卷积结构见图4。

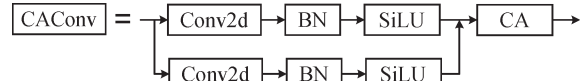


图4 CAConv结构图

Fig. 4 CAConv structure diagram

首先,重新设计卷积模块,在原有的CBS结构上再相加一个CBS,保证通道数不变的情况下,增加图像同一特征下的信息量,使每一维下的信息量相加,使图像的特征更显著;其次,融合注意力机制,经过两个CBS相加的输出再经过一个CA注意力,提取显著的特征,增强对显著特征的关注,抑制干扰特征。用融合注意力的卷积模块替换颈部网络的部分卷积模块,并且在主干网络的第5、8、11层增加CA注意力机制,与颈部网络Concat分别进行3层拼接,形成多尺度特征融合,进一步抑制干扰特征的影响,加深对目标特征的关注。

2.2 改进空间金字塔池化结构

卷积神经网络通常需要输入固定尺寸的图形,这限制了输入的长宽比和大小,在将图形处理以满足输入要求时,区域裁剪可能会导致物体部分的丢失,伸缩变换也可能导致预想之外的几何畸变,识别的准确度也会因为上下文信息的丢失和畸变而下降。由此,引入了空间金字塔池化结构(SPPF),空间金字塔池化对输入特征图不加限制,可以在不同尺度下提取特征,使得模型可以处理不同大小的物体。空间金字塔池化结构见图1,首先经过一个卷积层,然后为了让深层网络适应任意的输入尺寸,在各个滤波器不同的空间划分中对特征表示进行最大池化,并把它们拼接在一起,最后经过一个卷积层输出。

改进之后的空间金字塔池化结构见图5,在原有的池化结构基础上,首先经过一个卷积层,然后增加了一个对3个最大池化层进行并联操作输出的池化结构,进行多梯度的空间划分,将分别经过串联和并联操作的池化结构拼接到一起,对高层特征进行充分的提取并融合,尽可能多的去提取被模型

过滤掉的高层次的语义特征,最后经过一个卷积层输出。

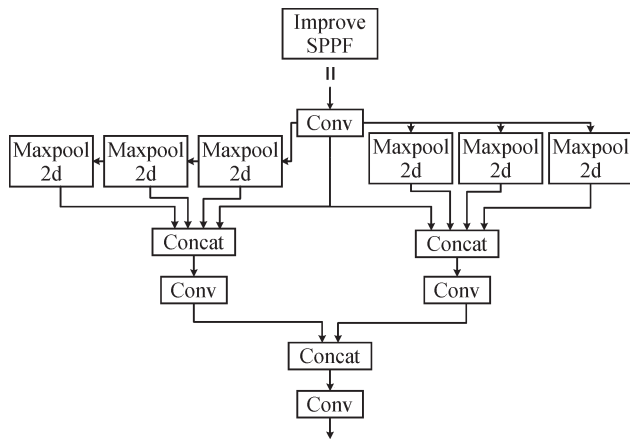


图5 改进 SPPF 结构图

Fig. 5 Improve SPPF structure diagram

### 2.3 融合 Transformer

Transformer 是 NLP 自然语言处理领域的前沿算法,引入视觉领域具有一定的创新意义。Transformer 通过全局自注意力机制增强模型的全局感受野,从而提升模型的全局建模能力,将 Transformer 模块与模型中 C3 模块的残差结构相融合,增强模型对绝缘子的识别能力。Transformer 结构见图 6。

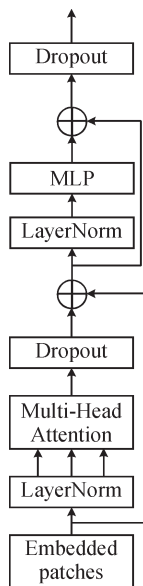


图6 Transformer 结构图

Fig. 6 Transformer structure diagram

首先对输入进来的图片进行分块处理,每隔一定的区域大小划分图片块。然后将划分后的图片块组合成序列。在获得序列信息后,传入多头自注意力机制进行特征提取,计算自注意力特征输出为

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (8)$$

式(8)中:Q是查询向量;K是键向量;V是值向量。均为一个序列的3个单位的输入特征,dk为输入特征的维度。利用查询向量去查询序列的特征,即用查询向量Q乘转置后的键向量K,获得序列每个部分的重要程度,避免激活函数造成梯度消失,采用归一化处理,然后再乘值向量V,将序列每个部分的重要程度重新施加到序列的值上。将输出结果经过一个多层感知机,加速模型收敛,LayerNorm层和Dropout层能够提高模型的稳定性,防止过拟合,使得网络更加稳定和可靠。

将 Transformer 与 C3 中的残差结构(Bottleneck)相融合,C3 与 Bottleneck 结构见图 1, Bottleneck 由两个分支组成,一支经过一个1×1的卷积和一个3×3的卷积,另一支进行残差处理,最后两支相加在一起输出。C3 也由两个分支组成,一支先经过一个卷积层再经过一个 Bottleneck 残差结构,另一支直接经过一个卷积层,最后两支拼接在一起输出。融合 Transformer 的残差结构见图 7。

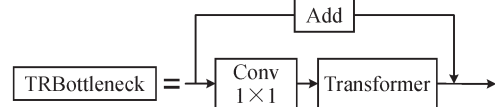


图7 TRBottleneck 结构图

Fig. 7 TRBottleneck structure diagram

用 Transformer 替代了3×3的卷积层,并且把其中1×1卷积层进行降维,然后经过Transformer后再恢复维度,使Transformer在计算过程中的参数量更少、速度更快,最后与进行残差操作的初始特征相加。用TRBottleneck替换C3中的Bottleneck,结构见图8。

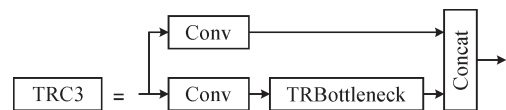


图8 TRC3 结构图

Fig. 8 TRC3 structure diagram

通过引入 Transformer 结构,有效地提升图像中不明显特征的信息提取能力,有助于挖掘潜在的特征信息,增强模型对绝缘子的识别能力。

### 2.4 计算锚框尺寸

锚框是根据先验知识选定的目标预测框初始形状,Yolov5在模型配置文件中默认有3种不同宽高比的anchors,这些anchors是基于COCO数据集在640×640图像大小下锚框的尺寸。由于绝缘子形状细长,缺陷大小不一,由此,采用K-means算法对

数据集进行聚类分析,计算出更适合的锚框尺寸。K-means是一种聚类算法,它将数据集划分成 $K$ 个簇,使得每个样本都属于离它最近的簇,并使得簇内的样本尽量相似,而簇间的样本尽量不相似。首先随机选取 $k$ 个初始聚类中心,将每个样本分配给距离它最近的聚类中心所在的簇;更新每个簇的聚类中心为该簇所有样本的均值;得到稳定的簇中心为止。

由于anchor个数为9,所以聚类的簇的数量 $K$ 值为9,然后随机选择 $K$ 个初始中心点,将每个标注框和每个中心点之间的距离 $IOU$ 作为样本之间的距离,并将每个标注框分配给最近的中心点所在的簇,重新计算每个簇的中心点,将该簇中所有标注框的宽度和高度分别取平均值作为该簇的新中心点。重复上述两步,当 $IOU$ 稳定时,即为最佳的锚框尺寸。 $IOU$ 计算公式为

$$IOU = \frac{\min(W_i, W_j) \times \min(H_i, H_j)}{W_i \times H_i + W_j \times H_j - \min(W_i, W_j) \times \min(H_i, H_j)} \quad (9)$$

式(9)中: $W_i, H_i$ 分别是anchor的长和宽; $W_j, H_j$ 分别是簇中心的长和宽。计算后的锚框尺寸见表1。

表1 锚框尺寸

Table 1 Anchor size

尺寸	Anchor
80×80	[5, 16][8, 18][18, 11]
40×40	[36, 35][48, 48][163, 450]
20×20	[381, 397][440, 130][459, 206]

### 3 实验与结果分析

#### 3.1 实验环境

实验所采用的操作系统为Ubuntu18.04, GPU为NVIDIA GeForce RTX 2080Ti, 深度学习框架采用Pytorch1.5, 编程语言采用Python3.8, 软件架构为CUDA10.2, 加速库为cuDNN7.6。设置初始学习率为0.01, 终止学习率为0.1, 动量为0.937, 训练批次设置为16, 选取Adam作为优化器, 训练共进行150个轮次(Epoch)。

#### 3.2 数据集

本次实验所采用的数据集以Github的CPLID(insulator data set chinese power line insulator dataset)绝缘子缺陷数据集为基础,对数据集进行模糊处理,增加噪声,增强曝光度,降低分辨率,通过增加较难识别的图像,以此提升模型的鲁棒性。共1200张带有绝缘子和绝缘子缺陷的图片作为数据集,并将数据集划分为训练集、验证集与测试集,比例为

7:1:2, 标签分为insulator和defect。数据集图片示例见图9。



图9 数据集示例

Fig. 9 Sample data set

#### 3.3 实验结果分析

实验采用平均精度 $P$ (Precision), 召回率 $R$ (Recall)和均值平均精度 $mAP$ 对各个模型性能进行对比。计算表达式分别为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (10)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

$$AP = \int_0^1 p(R) dR \quad (12)$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=0}^n AP(i)}{n} \quad (13)$$

式(10)-(13)中: $TP$ 为将正样本正确地预测为正样本的数量; $FP$ 为将负样本错误地预测为正样本的数量; $FN$ 为将正样本错误地预测为负样本的数量。

下面进行了对文中各项改进点的消融实验,证明改进点的有效性。分别在初始模型上添加注意力机制、改进空间金字塔池化结构、融合Transformer和重新计算锚框尺寸,结果见表2。

表2 消融实验结果

Table 2 Results of ablation experiment

模型	$P/\%$	$R/\%$	$mAP/\%$	$AP/\%$	
				绝缘子	缺陷
YOLOv5s	94.8	92.5	93.7	93.4	94.0
+注意力	94.2	93.9	95.1	94.8	95.4
+改进SPPF	94.9	94.5	95.6	95.9	95.4
+Transformer	96.2	93.2	94.5	94.3	94.7
+锚框尺寸	94.4	94.8	95.9	95.6	96.1
改进YOLOv5s	97.4	94.8	97.6	99.3	95.8

由表2实验结果可知,各项改进点对模型的指标都有提升,对绝缘子和绝缘子缺陷的检测精度也都有提升,改进空间金字塔池化结构对绝缘子的检测精度提升最高,提升了1.5%,更改锚框尺寸对绝缘子缺陷的检测精度提升最高,提升了2.1%,改进后的YOLOv5s平均精度为97.4%,召回率为94.8%,均值平均精度为97.6%,相比初始模型分别提高了2.6%、2.3%和3.9%。各项改进点有效提升了绝缘子

和绝缘子缺陷的检测精度。

改进前后模型的  $mAP$  变化见图 10。改进前对绝缘子和绝缘子缺陷的检测精度为 93.4% 和 94.0%；

改进后对绝缘子和绝缘子缺陷的检测精度为 99.3% 和 95.8%，改进后的方法检测精度更高，提升了模型的检测性能。

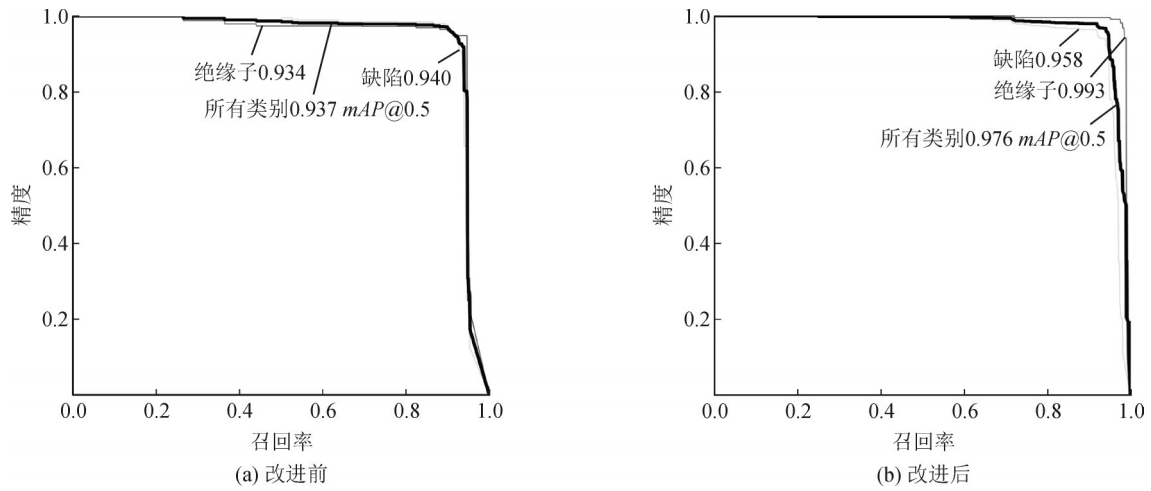


图 10  $mAP$  变化图

Fig. 10  $mAP$  change diagram

为了更直观的体现出文中方法对绝缘子缺陷检测效果的提升，改进前后的测试集检测效果见图 11。由

图 11 可知，文中方法在绝缘子和绝缘子缺陷两方面都有不错的检测效果，较原算法都有一定程度的提升。

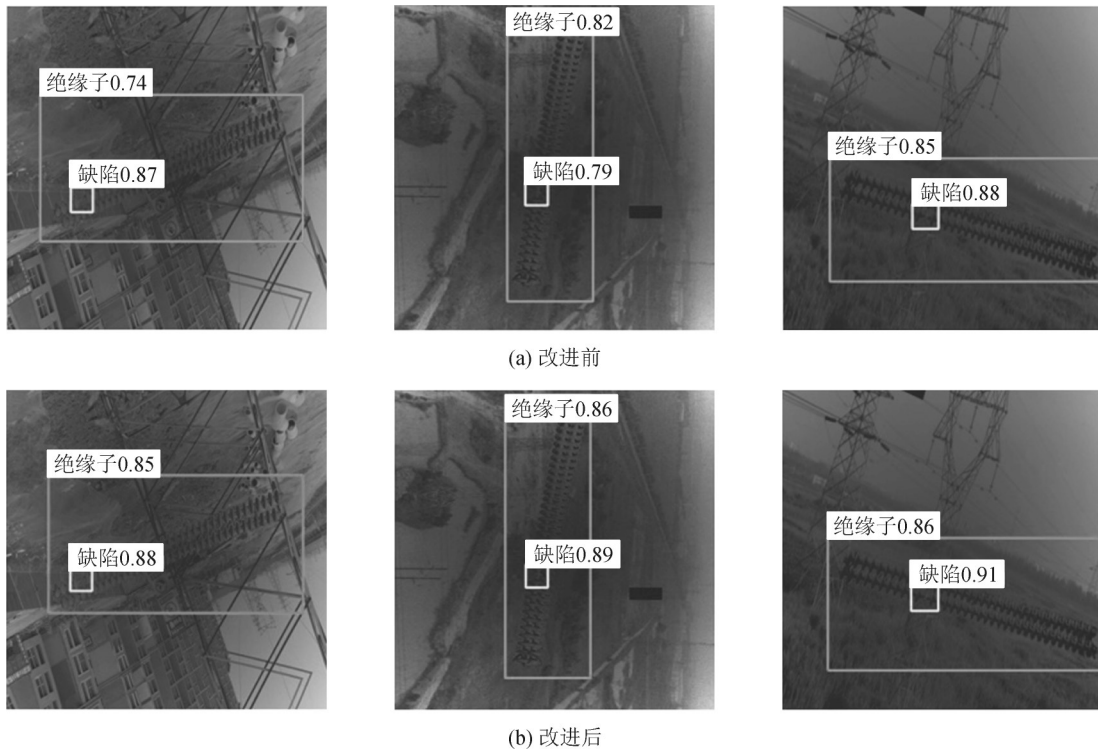


图 11 改进效果图

Fig. 11 Improvement effect diagram

### 3.4 文中方法与其他算法的对比

为了进一步验证文中方法的性能，又进行了与其他主流目标检测算法 YOLOv3、YOLOv4、YOLOv7、YOLOv8、SSD 和 Faster-RCNN 的对比实验，在相同配置环境下的对比实验结果见表 3。

由表 3 可知，虽然文中方法的模型大小相比初始 YOLOv5s 略微增加，但远小于其他主流目标检测算法，满足部署移动端的需求，平均精度、召回率和均值平均精度相比较其他算法，都有不同幅度的提高，文中方法兼具模型小，精度高的优点，具有良好

的性能和显著的优势。

表3 对比实验结果

Table 3 Comparison of experimental results

模型	P/%	R/%	mAP/%	大小/MB
Faster-RCNN	66.5	74.8	68.2	521.5
SSD	98.2	69.3	93.1	90.6
YOLOv3	90.5	90.3	92.5	123.4
YOLOv4	93.2	70.8	90.6	243.9
YOLOv5s	94.8	92.5	93.7	14.5
YOLOv7	97.2	93.7	96.6	74.8
YOLOv8	96.9	92.1	95.6	22.5
文中方法	97.4	94.8	97.6	18.3

## 4 结论

针对当前绝缘子缺陷检测方法的精度较低,文中设计了一种基于改进YOLOv5s的绝缘子缺陷检测方法,通过实验验证,可以得出以下结论:

1)重新设计卷积模块,然后将CA注意力机制与卷积模块相融合,并在主干网络加入CA注意力与颈部网络特征图进行多尺度特征融合,专注于目标特征提取;改进空间金字塔池化结构,对被模型过滤掉的特征信息再次提取;将Transformer与C3中的残差结构相融合,增强目标特征的识别能力;用K-means算法重新计算锚框尺寸,更利于目标特征检测。文中方法平均精度达到97.4%,召回率达到94.8%,均值平均精度为97.6%。

2)将文中方法与其他主流目标检测算法进行对比,文中方法的检测精度最高,并且模型体积增加很少,仍然满足移动端的部署,相比其他算法,文中方法具有显著的优势,更好的满足对绝缘子缺陷检测精度的需求,并为以后更加复杂环境中的绝缘子缺陷检测提供参考。

通过将该算法搭载在无人机上,使用无人机的传感器和摄像头采集环境数据和图像信息,再利用算法进行分析处理,从而实现基于无人机的电力巡检,适用于检测各种环境下的绝缘子缺陷,尤其在遇到环境因素和拍摄距离导致特征不明显等问题时,本算法可以有效的提取缺陷特征,保证检测效果并进行实时的检测,综上所述,文中方法适用于当前的绝缘子缺陷检测。在今后的工作中,将尝试把图像增强和图像检测技术相融合使用,实现更加精准的绝缘子缺陷检测。

## 参考文献:

[1] 刘悦,黄新波,刘天娇. 基于深度学习的架空输电线路绝缘子

缺陷检测方法研究综述[J]. 电力电容器与无功补偿, 2024, 45(3): 167-173.

LIU Yue, HUANG Xinbo, LIU Tianjiao. Overview on defect detection methods of insulator for overhead transmission lines based on deep learning[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2024, 45(3): 167-173.

[2] 刘志颖, 缪希仁, 陈静, 等. 电力架空线路巡检可见光图像智能处理研究综述[J]. 电网技术, 2020, 44(3): 1057-1069.

LIU Zhiying, MIAO Xiren, CHEN Jing, et al. Review of visible image intelligent processing for transmission line inspection[J]. Power System Technology, 2020, 44(3): 1057-1069.

[3] 张东东, 常泽中, 万武艺, 等. 基于局部电场的零值绝缘子检测技术研究[J]. 电力工程技术, 2024, 43(4): 193-201.

ZHANG Dongdong, CHANG Zezhong, WAN Wuyi, et al. Zero-value insulator detection technology based on local electric field[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(4): 193-201.

[4] 唐捷, 黄志都, 朱登杰, 等. 交叉跨越段输电线路绝缘子发热检测方法研究[J]. 电网与清洁能源, 2024, 40(6): 115-120.

TANG Jie, HUANG Zhidu, ZHU Dengjie, et al. A study on the heat detection method of insulators in the cross section of transmission lines [J]. Power System and Clean Energy, 2024, 40(6): 115-120.

[5] 尹向雷, 解永芳, 屈少鹏, 等. 基于动态蛇形卷积和非跨步卷积的绝缘子缺陷检测[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(20): 177-187.

YIN Xianglei, XIE Yongfang, QU Shaopeng, et al. Insulator defect detection based on dynamic snake convolution and space-to-depth convolution[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(20): 177-187.

[6] 何昱桑, 张志劲, 傅海涛, 等. 自然环境下覆冰绝缘子长串交流闪络电压及电弧发展现象[J]. 电网技术, 2021, 45(7): 2904-2912.

HE Yushen, ZHANG Zhijin, FU Haitao, et al. AC flashover voltage and arc development of long insulators strings in natural icing environment[J]. Power System Technology, 2021, 45(7): 2904-2912.

[7] 李敬如, 李红军, 马良, 等. 基于人工智能的配电网规划技术研究现状与展望[J]. 电力建设, 2025, 46(4): 1-15.

LI Jingru, LI Hongjun, MA Liang, et al. Research status and prospects of distribution network planning technology based on artificial intelligence[J]. Electric Power Construction, 2025, 46(4): 1-15.

[8] 王道累, 张正刚, 张世恒, 等. 基于密集连接网络的航拍绝缘子旋转目标精准定位方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(1): 35-43.

WANG Daolei, ZHANG Zhenggang, ZHANG Shiheng, et al. Accurate positioning method of insulator rotating target in aerial photography based on dense connection network[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(1): 35-43.

[9] 李斌, 曾筠婷, 朱新山, 等. 基于多尺度上下文感知的绝缘子缺陷检测网络[J]. 高电压技术, 2022, 48(8): 2905-2914.

LI Bin, ZENG Junting, ZHU Xinshan, et al. Detection network for insulator defects based on multi-scale context awareness[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(8): 2905-2914.

- [10] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). USA: IEEE, 2016: 779-788.
- [11] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). USA: IEEE, 2017: 6517-6525.
- [12] LIU Wei, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot MultiBox detector[C]//Computer Vision-ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [13] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. USA: IEEE, 2014: 580-587.
- [14] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [C]//Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems-Volume 1. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2015: 91-99.
- [15] HE Kaiming, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(2): 386-397.
- [16] 丘灵华, 朱铮涛. 基于深度学习的输电线路绝缘子缺陷检测研究[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(s1): 358-360.  
QIU Linghua, ZHU Zhengtao. Research on insulator defect detection of transmission line based on deep learning[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(s1): 358-360.
- [17] 张 焱, 高玉菡, 黄新波, 等. 基于Fine Mask RCNN的110~220 kV输电铁塔涉鸟故障识别与评估[J]. 电网技术, 2022, 46(6): 2132-2140.  
ZHANG Ye, GAO Yuhan, HUANG Xinbo, et al. Fault identification and evaluation of tower wading in 110~220 kV transmission line with Fine Mask RCNN[J]. Power System Technology, 2022, 46(6): 2132-2140.
- [18] 张清华, 李彩林, 孙延坤, 等. 基于深度学习的绝缘子精确识别 [J]. 电瓷避雷器, 2022(1): 143-150.  
ZHANG Qinghua, LI Cailin, SUN Yankun, et al. Accurate identification of insulator based on deep learning[J]. Insulators and Surge Arresters, 2022(1): 143-150.
- [19] 郝 帅, 马瑞泽, 赵新生, 等. 基于卷积块注意模型的YOLOv3输电线路故障检测方法[J]. 电网技术, 2021, 45(8): 2979-2987.  
HAO Shuai, MA Ruize, ZHAO Xinsheng, et al. Fault detection of YOLOv3 transmission line based on convolutional block attention model[J]. Power System Technology, 2021, 45(8): 2979-2987.
- [20] 李利荣, 张云良, 陈 鹏, 等. 基于轻量化YOLOv4的复杂场景绝缘子缺陷检测算法[J]. 光电子·激光, 2022, 33(6): 598-606.  
LI Lirong, ZHANG Yunliang, CHEN Peng, et al. Insulator defect detection algorithm for complex scenes based on lightweight YOLOv4[J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2022, 33(6): 598-606.
- [21] 丁丽丹, 胡君红, 胡 聪. 基于绝缘子缺陷检测的模糊图像增强算法研究[J]. 激光杂志, 2022, 43(10): 56-61.  
DING Lidan, HU Junhong, HU Cong. Research on fuzzy image enhancement algorithm based on insulator defect detection[J]. Laser Journal, 2022, 43(10): 56-61.
- [22] HOU Qibin, ZHOU Daquan, FENG Jiashi. Coordinate attention for efficient mobile network design[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). USA: IEEE, 2021: 13708-13717.
- [23] HU L L, GENG X, LI Z, et al. Improving YOLOv5 with attention mechanism for detecting boulders from planetary images[J]. Remote Sensing, 2021, 13(18): 3776-3776.
- [24] LIU Bin, ZHANG Xiaoyun, GAO Zhiyong, et al. Weld defect images classification with VGG16-based neural network[C]//Digital TV and Wireless Multimedia Communication. Singapore: Springer Singapore, 2018: 215-223.
- [25] LIU Ze, LIN Yutong, CAO Yue, et al. Swin transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows[C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision(ICCV). Canada: IEEE, 2021: 9992-10002.
- [26] JIANG Shan, FERREIRA J, GONZALEZ M C. Activity-based human mobility patterns inferred from mobile phone data: A case study of Singapore[J]. IEEE Transactions on Big Data, 2017, 3(2): 208-219.
- [27] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). USA: IEEE, 2017: 936-944.
- [28] LIU Shu, QI Lu, QIN Haifang, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. USA: IEEE, 2018: 8759-8768.
- 彭晏飞(1975—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为智能信息处理、计算机视觉(E-mail: pengyf75@126.com)。  
袁晓龙(1999—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力视觉(通信作者)(E-mail: 2577468710@qq.com)。