[文章编号] 1003－4684(2026)02-0001-07

# 基于改进 YOLOv5 的高压输电线路异物检测方法

徐显金，张奕康，颜海峰，黄彦澔
（湖北工业大学机械工程学院，湖北 武汉 430068）

[摘 要] 高压输电线路上附着的各种异物是电力设备安全运行的一大隐患，及时检测与清理异物是保障电力系统稳定运行的关键。针对现有高压输电线路异物检测模型精度低、适用性差的问题，提出了一种改进的 YOLOv5 模型。首先，引入卷积注意力机制模块优化主干网络，增强模型抗干扰能力，提升模型检测准确性；其次，采用双向特征金字塔网络加强特征融合，丰富小目标的特征信息；最后，将 SIOU 作为损失函数，关注真实锚框与预测框之间的角度信息，进而提高目标检测模型的精度和鲁棒性。实验结果表明，改进方法的精确度、平均召回率较原始模型分别提升 20.9％和 15％，同时验证了模型在电力巡检中的实时性与轻量化优势。该方法可为高压输电线路智能巡检提供技术支撑。

[关键词] 高压输电线路；异物检测；YOLOv5；注意力机制；BiFPN；SIOU 损失函数
[中图分类号] TP391.4 [文献标识码] A

随着电力系统的不断发展，高压输电线路的安全稳定运行已成为保障社会发展的重要任务之一[1]。然而，高压输电线路往往会面临各种复杂的环境和外部干扰，例如树木、鸟巢、气球等异物不仅会影响电力系统的正常运行，还可能导致线路短路、断裂、火灾等严重安全问题。因此，及时准确地检测和识别高压输电线路上的异物，对于保障电力系统的稳定可靠运行具有至关重要的意义[2]。

传统的高压输电线路异物检测主要依靠人工巡视和巡线车辆等手段，但这些方法存在着诸多局限与不足。首先，人工巡视需要耗费大量的人力和时间资源，且工作效率低下；其次，人工判断主观性强，容易受到疲劳和视觉误差的影响，导致漏检和误检问题[3]。为了解决这些问题，计算机视觉和深度学习等技术开始逐渐应用于高压输电线路异物检测领域。

目前的检测算法根据工作原理可以分为两种。一种是双阶段(two-stage)检测算法，代表算法有 fast r-cnn[4]、Cascade RCNN[5] 和 DETR[6] 等。该类算法首先通过 RPN(region proposal network)生成候选框，然后使用分类器对候选框进行分类和位置回归，得到最终的检测结果。另一种是单阶段(one-stage)目标检测模型。与双阶段物体检测算法相比，单阶段物体检测算法仅需一个阶段，即可直接从输入图像中提取特征并输出检测结果，无需显式分阶段执行候选区域提取与目标分类分步操作。常见单阶段算法包括 SSD[7]、RetinaNet[8] 和 YOLO[9] 系列等。相对于双阶段物体检测算法，单阶段物体检测算法具有计算效率高、实时性强等优点，是目前高压输电线路异物检测的主要研究方向。

田乐萌[10]等采用图像合成技术实现了数据集的扩充，并采用 Faster R-CNN 算法进行深度学习，最终实现电网异物识别，但传统的 CNN 算法计算复杂度较高，且难以适配复杂图像中的目标检测任务。杨剑锋[11]等对 Dense-YOLOv3 网络层级结构进行改进，建立的网络可以对异物进行准确识别；周豪[12]等针对高压输电线路所处环境较为复杂的问题，通过将 RepVGG 模块融合进 YOLOv3[13] 的骨干网络，增加了对输电线路异物的检测精度；唐翔翔[14]等针对高压输电线路图像易受其他不确定因素干扰的问题，对 YOLOv4[15] 的特征金字塔池化模块进行改进，使其能够保留更多目标信息、减少信息丢失；冷睿轩[16]等为提高识别的准确率，在 YOLOv8 模型的基础上添加卷积注意力机制模块，增强了对不规则物体的检测能力，从而提高了模型性能。

[收稿日期] 2024－07－18
[基金项目] 国家自然科学基金面上项目(61375092)
[第一作者] 徐显金(1971－)，男，湖北恩施人，工学博士，湖北工业大学副教授，研究方向为电力作业机器人。
[通信作者] 张奕康(1999－)，男，湖北仙桃人，湖北工业大学硕士研究生，研究方向为深度学习、计算机目标检测。

现有 YOLOv5 在高压输电线路异物检测中存在三方面突出问题：一是复杂背景（如天空、树木等）易造成特征干扰、检测精度低；二是风筝、气球等小目标特征信息提取不足，漏检率高；三是 CIOU 损失未考虑边界框角度信息，回归精度低。针对以上问题，本文提出三重改进策略，结合 CBAM 注意力机制、BiFPN 特征融合模块及 SIOU 损失函数，对 YOLOv5 模型进行优化，以提升高压输电线路异物检测的精度、实时性及工程适用性。YOLOv5 由 Ultralytics 团队开发，在深度学习社区中被广泛应用。YOLOv5 具备较低的计算复杂度和较快的检测速度，在处理大规模图像数据时表现出较高性能。为适配并优化在高压输电线路环境下的异物检测任务，本文对 YOLOv5 进行了改进与优化。

## 1 YOLOv5 网络结构

YOLOv5 是一种高效的目标检测模型，通过一种多尺度处理的策略来实现快速而准确的目标检测。YOLOv5 的网络模型可以分为输入端、骨干网络（backbone）、颈部网络（neck）和头部网络（head）四部分。其结构如图 1 所示。

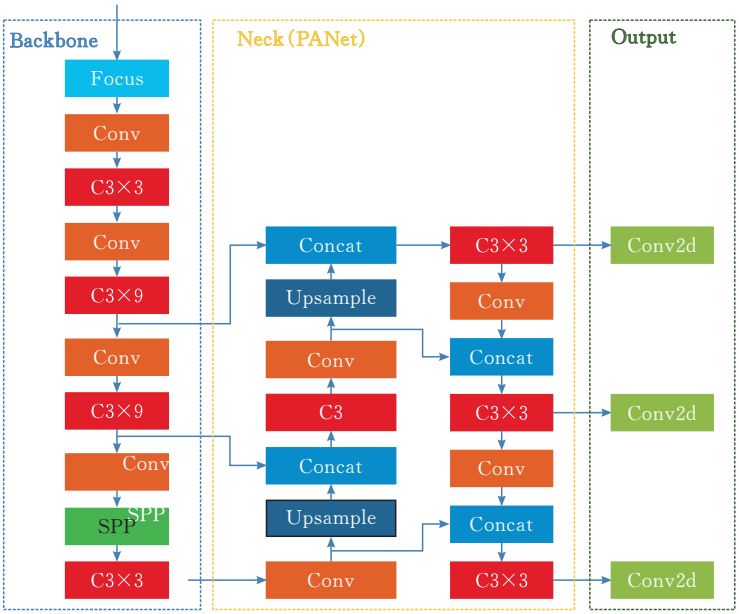



图 1 原始 YOLOv5 的网络结构

首先是骨干网络。YOLOv5 采用 CSPDarknet 作为骨干网络。CSPDarknet 作为一种轻量级的网络结构，能够高效地提取图像特征，采用 CSP（cross stage partial）[20] 结构，通过将主干网络分为多个分支来提高特征表示的能力。

其次是特征金字塔网络。它负责多尺度特征的融合和处理，通过对不同层级的特征图进行上采样和合并操作，实现了多尺度特征的融合，从而在检测小目标和大目标时都能获得准确的结果。

最后是检测头。它由各种卷积层组成，负责预测边界框位置与类别。YOLOv5 采用了 YOLOv3 的预测机制，每个单元格可以预测多个边界框，并为每个边界框预测出类别和置信度得分。通过使用不同尺寸的锚框和多尺度的特征，YOLOv5 可以适应不同大小和比例的目标。

与之前的版本相比，YOLOv5 有更加简洁和高效的网络结构。YOLOv5 模型根据 depth_multiple 模型深度和 width_multiple 模型宽度这两个参数分为四个版本。其中，YOLOv5s 网络最小，速度最快，模型检测精度也相对最低；YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x 网络深度宽度依次加宽，模型精度也不断提升，但模型的训练速度也逐渐减慢。此外，YOLOv5 还通过数据增强、损失函数和训练策略等手段进行优化和改进，进一步提升其检测准确性。本文以轻量级的 YOLOv5s 为基础模型，针对其在高压输电线路异物检测中存在的复杂背景抗干扰能力弱、小目标特征提取不足、边界框回归精度低等问题，从骨干网络、特征融合、损失函数三方面进行改进。

## 2 方法设计

### 2.1 CBAM 注意力机制嵌入

注意力机制是一种机器学习中被广泛应用于计算机视觉、自然语言处理等领域的技术，其主要目的是让算法更加集中、更有针对性地处理重要信息。高压输电线路异物普遍存在于复杂的背景环境中，需要通过融入 CBAM 注意力机制，提取图像中关键特征并增强重要信息，以提高模型性能。具体嵌入

方式为：将 CBAM 注意力模块部署于骨干网络的每个 C3 模块输出端与下一级卷积层输入端之间，同时在 SPPF 模块前额外增设一个 CBAM 模块，以强化骨干网络对深层特征的筛选与优化效果。CBAM 模块的具体结构如图 2 所示。

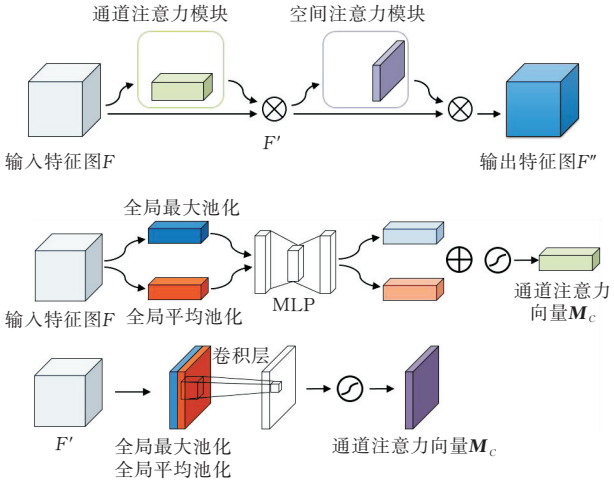



图 2　卷积块注意力模块(CBAM)的结构示意图

CBAM 是一种增强卷积神经网络(CNN)性能的注意力机制，包含通道注意力模块(CAM)和空间注意力模块(SAM)。这两个独立的子模块以串行的方式组合在一起。

CBAM 通道注意力操作：对输入特征图 $F$ 进行全局平均池化和全局最大池化，分别得到两个一维特征向量；两个特征向量经过一个权值共享的 MLP，再进行权值相加，最后经过 Sigmoid 激活函数以实现通道间的注意力加权。这样，模型就可以根据通道的重要性来调整特征图，提高了网络对重要特征的关注度。其计算公式为

$$M_c(F)=\sigma(\mathrm{MLP}(\mathrm{AvgPool}(F))+\mathrm{MLP}(\mathrm{MaxPool}(F)))=\sigma(W_1(W_0(F^c_{\mathrm{avg}}))+W_1(W_0(F^c_{\mathrm{max}}))) \tag{1}$$

式中：AvgPool 表示模块对特征图空间信息进行平均池化；MaxPool 表示进行最大池化；MLP 为多层感知器；$\sigma$ 为 Sigmoid 函数；$F^c_{\mathrm{avg}}$ 表示全局平均池化运算；$F^c_{\mathrm{max}}$ 表示最大平均池化运算；$W_0$ 和 $W_1$ 分别表示两个卷积操作。

CBAM 空间注意力操作：输入特征图 $F'$ 分别沿通道维度进行最大池化和平均池化，分别得到尺寸与 $F'$ 相同，通道数为 1 的两个特征图；然后将两个特征图进行特征拼接，并经过一个 $f^{7\times7}$ 的卷积核进行处理，以获得空间注意力的权重图。权重图能够突出重要的空间位置，并抑制不重要的位置。最后经过 $\sigma$ 激活函数得到

$$\boldsymbol{M}_s(F)=\sigma(f^{7\times7}([\mathrm{AvgPool}(F);\mathrm{MaxPool}(F)]))=\sigma(f^{7\times7}([F^s_{\mathrm{avg}};F^s_{\mathrm{max}}])) \tag{2}$$

将 $F'$ 与注意力向量 $\boldsymbol{M}_S$ 相乘，得到最终的特征细化。

表 1 呈现了引入 CBAM 注意力机制前后模型检测性能的对比结果，可见平均检测精度得到了明显提高，算法改进效果显著。

**表 1　引入 CBAM 注意力机制的对比实验**

| 算法 | Precision | Recall | mAP@0.5 |
|---|---|---|---|
| YOLOv5 | 0.667 | 0.644 | 0.671 |
| YOLOv5＋CBAM | 0.689 | 0.711 | 0.703 |

## 2.2　BiFPN特征融合网络构建

YOLOv5 模型的特征金字塔网络部分使用的是 FPN＋PAN 结构。FPN 是针对多尺度问题提出的，其结构自上而下且横向连接。它利用金字塔的形式对尺度不同的特征图进行连接，并进行了高层特征与低层特征的整合。

本文采用的加权特征金字塔网络 BiFPN 是一种改进版的 FPN 网络结构，主要用于目标检测任务。该结构是加权且双向连接的，即自顶向下和自底向上结构，通过构造双向通道实现跨尺度连接，实现了特征的双向传播和融合。这种双向传播机制有助于保留更多的语义信息，能够更好地适应不同尺度和语义层次的特征。BiFPN 结构如图 3 所示。

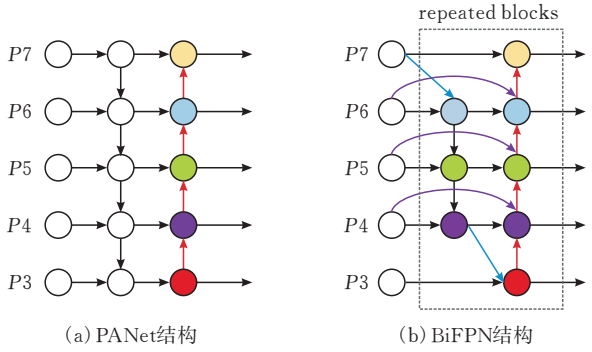



图 3　BiFPN 结构

传统特征融合方法对不同尺度的特征图采用相同权重进行加权，但当输入的特征图分辨率不同时，等权加权会导致输出特征图的融合过程存在不公平性。BiFPN 结构中的加权融合方式采用快速归一化融合。

考虑到高压输电线路图像中异物目标较小，本文采用了 BiFPN 进行特征融合，将 BiFPN 直接替换 YOLOv5 颈部的 PANet 整体结构。该技术不仅能够显著提升算法性能，还能降低模型大小，减少冗余计算。表 2 所示的实验数据对比表明，引入 BiFPN 模型后，算法的检测性能有了显著提高。

**表 2 引入 BiFPN 的对比实验**

| 算法 | Precision | Recall | mAP@0.5 |
|---|---|---|---|
| YOLOv5 | 0.667 | 0.644 | 0.671 |
| YOLOv5+BiFPN | 0.739 | 0.718 | 0.710 |

### 2.3 SIOU 损失函数优化

YOLOv5 采用的 CIOU(方向感知交并比损失)损失函数依赖于边界框回归指标的聚合，没有考虑真实框与预测框之间不匹配的方向问题，这导致在训练速度和预测准确性上存在不足。

SIOU 损失函数通过引入真实框和预测框之间的向量角度，重新定义相关损失函数，从而提高模型训练速度和推理的准确性。SIOU 损失相关公式如下：

$$L_{\mathrm{SIOU}} = 1 - L_{\mathrm{IoU}} + \frac{\Delta + \Omega}{2} \tag{3}$$

$$L_{\mathrm{IoU}} = \frac{|B \cap B^{\mathrm{GT}}|}{|B \cup B^{\mathrm{GT}}|} \tag{4}$$

$$\Lambda = 1 - 2\sin^2(\arcsin(x) - \frac{\pi}{4}) \tag{5}$$

$$\Omega = \sum_{t=w,h} (1 - e^{-\omega t})^{\theta} \tag{6}$$

式中：$\Lambda$ 为角度损失；$\Delta$ 为距离损失；$\Omega$ 为形状损失；$L_{\mathrm{IoU}}$ 为 IoU 损失；$B$ 和 $B^{GT}$ 表示真实框和预测框的面积。图 4 为 SIOU 预测框与真实框关系的示意图。

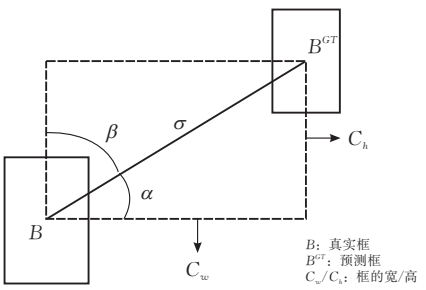



图 4 SIOU 损失的真实框与预测框位置关系

如表 3 所示，本文引入 SIOU 作为损失函数，不仅促进了模型的收敛，还提高了模型的预测精度。

**表 3 引入 SIOU 的对比实验**

| 算法 | Precision | Recall | mAP@0.5 |
|---|---|---|---|
| YOLOv5 | 0.667 | 0.644 | 0.671 |
| YOLOv5+SIOU | 0.679 | 0.694 | 0.710 |

## 3 实验结果与分析

### 3.1 实验环境与数据集

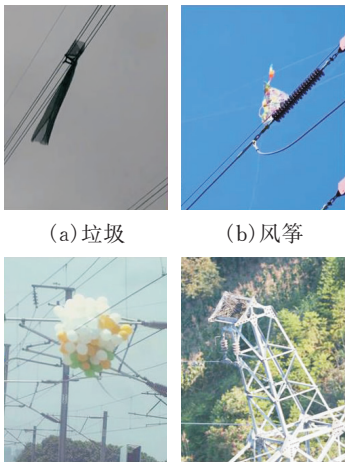
本文实验环境如表 4 所示。

**表 4 实验环境**

| 配置名称 | 版本参数 |
|---|---|
| 操作系统 | Windows 10 |
| CPU | Intel Core i9-13900KF |
| GPU | NVIDIA RTX 3090ti |
| 内存 | 32 GB |
| 深度学习框架 | Pytorch |

本文共收集到高压输电线路异物图像 1479 幅。该批图像均来源于公开数据集及某电力公司实际巡检作业采集的现场图像(涵盖不同地域、气候、光照条件下的输电线路场景)，原始图像分辨率统一为 1920×1080 像素。对收集得到的图像采用翻转、旋转、裁剪等方式进行数据集扩充，增加样本的多样性，从而提升机器学习模型性能和泛化能力。最后得到 4516 幅高压输电线路的异物图像作为本文实验数据集。

使用开源标注工具 labelimg 手动对高压输电线路异物数据集中的异物进行标注，并注明对应异物的标签，标注文件存储为 YOLO 格式，最后将整个数据集按照 8∶2 的比例随机划分为训练集与测试集。该数据集包含 4 种高压输电线路上常见的异物图像：垃圾(trash)、风筝(kite)、气球(balloon)、鸟巢(nest)。各类异物图像如图 5 所示。



(a)垃圾 (b)风筝

(c)气球 (d)鸟巢

图 5 数据集图像

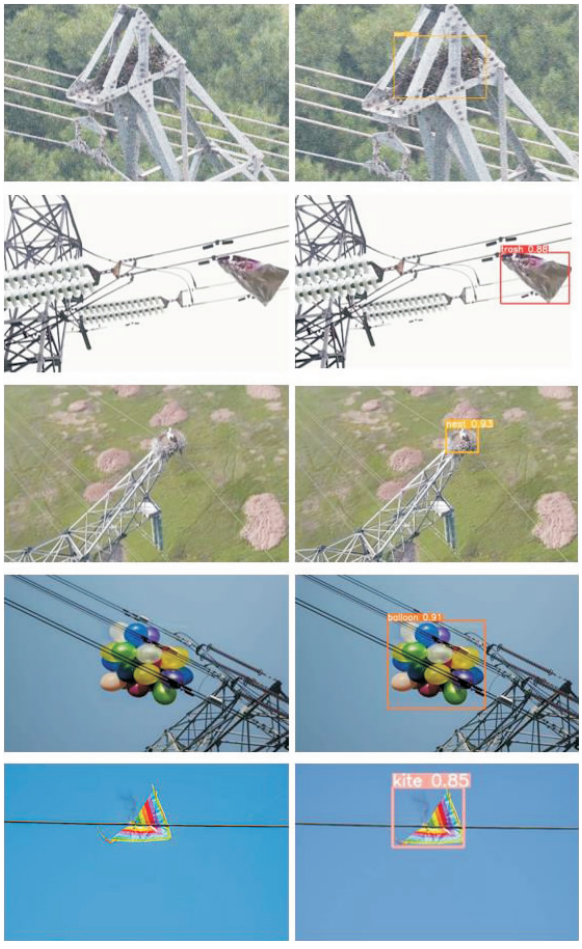
### 3.2 模型训练参数

考虑实际应用中设备性能问题，实验部分采用

YOLOv5s 进行基础训练。实验设定的训练参数如下：批处理量（batch size）设定为 16，本文选用的 GPU 与内存可支持较大批处理量，以提升训练速度并保证稳定性；训练周期（epochs）设定为 300，确保模型在训练过程中充分学习数据特征，避免过拟合或欠拟合；初始学习率设为 0.01，为深度学习目标检测任务的常用初始值。优化器选用 SGD 优化器（动量＝0.937，权重衰减＝0.0005），该优化器在 YOLO 系列模型训练中表现出更优的收敛性，学习率衰减采用余弦退火策略（cosineannealingLR），$T_{max}=300$，$eta_{min}=0.0001$，使学习率随训练周期自适应下降，提升模型收敛精度。模型采用 YOLOv5 官方预训练权重（基于 COCO 数据集）进行初始化，避免随机初始化导致的训练初期收敛缓慢问题，加快模型在输电线路异物数据集上的适配过程。

### 3.3　定性检测结果

对改进后的高压输电线路异物检测算法在训练集上进行迭代训练，将得到的最佳权重文件用于模型测试，以验证其效果（图 6）。




（a）输入图像　　（b）检测结果

图 6　检测结果示例

图 6 中红色框表示检测到的异物，可见实验模型能够准确地检测出高压输电线路上异物的位置，并对异物类型进行分类。

### 3.4　定量性能分析

本文采用准确率 $P$（Precision）、召回率 $R$（Recall）、和平均精度 mAP@0.5 作为实验评价指标。式（7）和式（8）分别是准确率与召回率的计算公式。mAP 通过计算多类别目标的精度-召回率曲线下的平均精度得出，它综合了目标检测算法在整个数据集上的准确性和召回率。其计算方式如公式所示。阈值设置为 0.5，用 mAP@0.5 表示。

$$P=\frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FP}}\times 100\% \tag{7}$$

$$R=\frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FN}}\times 100\% \tag{8}$$

$$\mathrm{AP}=\int_0^1 P(R)\mathrm{d}R \tag{9}$$

$$\mathrm{mAP}=\frac{1}{K}\sum_{i=1}^{K}\mathrm{AP}(i) \tag{10}$$

式中：TP（truth positive）是预测对的正类；FP（false positive）是预测错的正类；FN（false negative）是预测错的负类；TN（truth negative）是预测对的负类，值为 0；$K$ 是数据集中异物的类别数。

如表 5 所示，本文依次对提出的 YOLOv5s 的改进方法进行了消融实验。

**表 5　消融实验数据**

| 算法 | $P$ | $R$ | mAP@0.5 |
|---|---|---|---|
| YOLOv5 | 0.667 | 0.644 | 0.671 |
| YOLOv5＋CBAM | 0.698 | 0.711 | 0.703 |
| YOLOv5＋BiFPN | 0.739 | 0.718 | 0.710 |
| YOLOv5＋SIOU | 0.679 | 0.694 | 0.695 |
| YOLOv5＋CBAM＋BiFPN | 0.771 | 0.824 | 0.767 |
| YOLOv5＋CBAM＋SIOU | 0.758 | 0.773 | 0.761 |
| YOLOv5＋BiFPN＋SIOU | 0.767 | 0.810 | 0.793 |
| 本文算法 | 0.817 | 0.853 | 0.842 |

实验结果表明，每个改进点以及改进点之间的组合均能够对最终结果产生积极的优化效果。单独应用 CBAM、BiFPN 和 SIOU 改进方法均提升了模型的精度指标：单一嵌入 CBAM 可使 mAP@0.5 提升 3.2%，表明注意力机制能有效增强目标特征表征；BiFPN 与 SIOU 组合使用时 mAP@0.5 提升 12.2%，说明特征融合与损失函数优化的协同作用更显著。而组合使用这些方法时，模型对高压输电线路异物的特征能进行更为准确的学习和提取，尤其是本文提出的三项改进方法同时组合使用时，模型的 Precision、Recall 和 mAP 分别达到了 0.817、0.853、0.842，显著提升 YOLOv5 的识别精度和性能，验证了本文所提出改进方案的有效性。

### 3.5　与主流算法对比

为充分验证本文改进算法在高压输电线路异物

检测中的优越性，表6展示了本文算法与输电线路异物检测领域主流算法的对比实验。其中，三项核心指标的具体含义如下：FPS(帧/s)是模型推理速度，指模型每秒能够处理的图像帧数，是衡量模型实时性的核心指标，其数值越高，模型处理图像的速度越快，越能满足无人机、嵌入式设备实时巡检的工程需求，通常要求巡检场景下FPS≥30。Params(Parameters，参数量，$10^6$)，指模型中可学习参数的总量，直接决定模型的轻量化程度。该参数量越小，模型占用的硬件内存越少，越容易部署在算力有限的嵌入式巡检设备上，降低工程部署成本。FLOPs(floating point operations，计算量，$10^9$)，指模型完成一次前向推理所需的浮点运算次数，反映模型推理时的算力消耗，其计算量越小，模型对硬件算力的要求越低，适配性越强，可更好地适应野外高压输电线路移动巡检的算力限制场景。

**表6 改进算法与主流算法对比实验数据**

| 算法 | $P$ | $R$ | mAP@0.5 | FPS | Params | FLOPs |
|---|---|---|---|---|---|---|
| YOLOv5 | 0.667 | 0.644 | 0.671 | 56 | 7.2 | 15.8 |
| Faster R-CNN | 0.756 | 0.798 | 0.772 | 18 | 28.5 | 65.3 |
| RetinaNet | 0.763 | 0.802 | 0.781 | 25 | 30.1 | 70.8 |
| 本文算法 | 0.817 | 0.853 | 0.842 | 50 | 8.7 | 19.3 |

本文算法的FPS为50帧/s，虽略低于原始YOLOv5s，但远高于Faster R-CNN和RetinaNet，完全满足嵌入式巡检设备、无人机实时巡检的速度要求，可实现异物的快速识别与报警。相较于YOLOv5，本文算法在精度显著提升的同时，推理速度仅下降6帧/s，兼顾了检测精度与实时性，更适配高压输电线路巡检的实际场景。

## 4 结论

为提升复杂背景下高压输电线路异物的检测精度并减少模型对计算资源的占用，解决现有模型检测精度低的问题，本文提出基于改进YOLOv5的高压输电线路异物检测算法。

本文的创新点在于：1)针对高压输电线路复杂背景干扰问题，将CBAM注意力机制嵌入YOLOv5骨干网络，实现目标特征的自适应聚焦，提升抗干扰能力；

2)针对小目标异物特征丢失问题，采用BiFPN替换原PANet，通过双向特征传播与加权融合，丰富小目标特征信息；

3)针对边界框回归精度低问题，引入SIOU损失函数，考虑角度信息优化回归过程，提升检测框拟合精度。

实验结果表明，改进后算法在精确度、召回率和mAP@0.5上分别提升了20.9%、15%和15.3%，同时在推理速度、参数量、计算量上保持了轻量化优势。因此，本文的改进YOLOv5模型，在高压输电线路异物检测中实现了精度与实时性的平衡，可为电力系统智能巡检机器人的视觉检测模块提供算法支撑，降低了人工巡检的成本与风险，保障高压输电线路的安全运行。后续将研究雨雪天气与夜间环境下高压输电线路的异物检测，以加强检测精度，确保模型轻量化。

[ 参 考 文 献 ]


[1] 张瑶，王傲寒，张宏.中国智能电网发展综述[J].电力系统保护与控制，2021,49(05):180-187.

[2] 苏军羽.高压输电线路的异物检测关键技术研究[D].广州:华南理工大学，2022.

[3] 赵振兵，崔雅萍.基于深度学习的输电线路关键部件视觉检测方法的研究进展[J].电力科学与工程，2018,34(03):1-6.

[4] ZHAO X，LI W，ZHANG Y，et al.A faster RCNN-based pedestrian detection system[C]// IEEE 84th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall). Canada: IEEE，2016:1-5

[5] ZHAO W，HUANG H，LI D，et al.Pointer defect detection based on transfer learning and improved cascade-RCNN[J].Sensors，2020,20(17):4939.

[6] CARION N，MASSA F，SYNNAEVE G，et al.End-to-End object detection with transformers[C]// Computer Vision-ECCV 2020:16th European Conference，Glasgow UK，August 23-28，2020，Proceedings，Part I 16.Springer International Publishing，2020:213-229.

[7] ZHAI S P，SHANG D R，WANG S H，et al.DF-SSD: an improved ssd object detection algorithm based on densenet and feature fusion[J].IEEE Access，2020,8:24344-24357.

[8] LIN T Y，GOYAL P，GIRSHICK R，et al.Focal loss for dense object detection[C]// Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2017:2980-2988.

[9] REDMON J，DIVVALA S，GIRSHICK R，et al.You only look once: unified，real-time object detection[A]. Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)[C].Las Vegas: IEEE,2016:779-788.

[10] 田乐萌，冉海涛，付斌，等.D2000S无人机系统在输电线路新建工程中的应用[J].测绘通报，2023(S1):141-147.

[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(04):37-44.
[12] 周豪.电力输电线路异物检测方法研究[D].重庆:重庆理工大学，2022.
[13] REDMON J，FARHDI A.YOLOv3：An Incremental Improvement[J].arXiv e-prints，2018.DOI:10.48550/arXiv.1804.02767.
[14] 唐翔翔，沈薇，朱明，等.基于改进 YOLOv4 的输电线路异物检测算法[J].安徽大学学报(自然科学版)，2021,45(05):58-63.
[15] BOCHKOVSKIY A，WANG C Y，LIAO H Y M.YOLOv4：optimal speed and accuracy of object detection[J/OL]. arXiv，2020 [2024-03-27]. https://arxiv.org/abs/2004.10934.
[16] 冷睿轩.基于 YOLOv8 的输电线路异物识别算法应用[D].哈尔滨:东北农业大学，2023.
[17] WOO S，PARK J，LEE J-Y，et al.CBAM：convolutional block attention module[C].Proceedings of the 2018 European Conference on Computer Vision Cham：Springer，2018:3-19.
[18] 徐晓光，李海.多尺度特征在 YOLO 算法中的应用研究[J].电子测量与仪器学报，2021,35(06):96-101.
[19] GEVORGYAN Z. SIoU loss：more powerful learning for bounding box regression[J/OL]. arXiv，2022 [2024-03-27]. https://arxiv.org/abs/2205.12740.
[20] WANG C，LIAO H M，WU Y H，et al.CSPNet：a new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Seattle，USA，2020：1571-1580.

# Foreign Matter Detection Method of High-Voltage Transmission Lines Based on Improved YOLOv5

XU Xianjin，ZHANG Yikang，YAN Haifeng，HUANG Yanhao
(*School of Mechanical Engineering，Hubei Univ. of Tech.，Wuhan* 430068，*China*)

**Abstract**：The various foreign objects attached to high-voltage transmission lines pose a significant hazard to the safe operation of electrical equipment. Timely detection and removal are essential to ensure the stability of the power system. Addressing the issues of low accuracy and poor applicability in existing models for detecting foreign objects on high-voltage power lines，this paper introduces an improved YOLOv5 model for such detection tasks. First，a convolutional attention mechanism module is selected to optimize the backbone network，enhancing its anti-interference ability and improving the accuracy of the model's detections. Second，using a bidirectional feature pyramid network strengthens feature fusion to enrich the feature information of small targets. Lastly，the SIOU loss function is employed，focusing on the angular information between the true anchor boxes and predictions，thus enhancing the precision and robustness of the object detection model. The experimental results show that，compared to the original model，the improved method achieves a 20.9% and 15% increase in recall rate and mean average precision，respectively，effectively reducing false alarms and missed detections，verifying the effectiveness of the improved method.

**Keywords**：high-voltage transmission line；foreign object detection；YOLOv5；attention mechanism；BiFPN；SIOU

[责任编校：张　众]