

# 基于轻量化深度学习的输配电线路巡检 图像识别算法研究

纪涛<sup>1\*</sup>, 吴雨然<sup>2</sup>, 李伟伟<sup>2</sup>

(1. 国网浙江省电力有限公司德清县供电公司, 浙江 湖州 313200;  
2. 无锡学院自动化学院, 江苏 无锡 214105)

**摘要:** 随着输配电线路规模的扩大及安全运行要求的提高, 为解决传统巡检方式存在的效率低、成本高及安全隐患等问题, 提出一种基于轻量化视觉检测与目标识别算法的输配电线路巡检图像识别方案。针对YOLO检测网络, 设计并实现了基于MobileNet骨干网络的Mobile-YOLOv5模型, 采用MPDIoU损失函数以及Soft-NMS进行优化, 以提升模型检测精度与运算效率。该系统在mAP、运行速度和模型尺寸上均取得明显优势, 为无人机等自动化巡检系统的实际应用提供了有力支持。

**关键词:** 输配电线路巡检; 轻量化网络; 目标检测; 嵌入式架构

中图分类号: TM464

DOI: 10.13882/j.cnki.ncdqh.2507A043

CSTR: 32400.14.ncdqh.2507A043

## Lightweight Deep Learning-Based Image Recognition Algorithms for Transmission and Distribution Line Inspection

Ji Tao<sup>1\*</sup>, Wu Yuran<sup>2</sup>, Li Weiwei<sup>2</sup>

(1. State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd. Deqing County Power Supply Company, Zhejiang Huzhou 313200, China;  
2. School of Automation, Wuxi University, Jiangsu Wuxi 214105, China)

**Abstract:** With the expanding scale of transmission and distribution networks and the increasing demand for operational safety, conventional manual inspection methods are suffering from low efficiency, high cost, and significant safety risks. To address these challenges, this paper proposes a lightweight vision-based detection and recognition framework for transmission and distribution line. Specifically, a Mobile-YOLOv5 architecture is devised by integrating the MobileNet backbone into the YOLO paradigm, and further optimized through the introduction of an MPDIoU loss function and the Soft-NMS post-processing mechanism, thereby simultaneously improving detection accuracy and computational efficiency. Extensive experiments demonstrate that the proposed system achieves substantial advantages in mean average precision (mAP), inference speed, and model compactness, offering strong technical support for the practical deployment of unmanned-aerial-vehicle-based autonomous inspection systems.

**Keywords:** transmission and distribution line inspection; lightweight network; object detection; embedded architecture

## 0 引言

当前, 无人机巡检技术凭借高效、实时、覆盖范围广等优势逐步成为巡检工作的主流手段, 但其在数据处理与在线检测方面依然面临算力不足的问题。

近年来, 深度神经网络轻量化的研究取得了显著进展。诸如卷积神经网络等深度学习算法在图像处理、目标检测等领域表现出色, 然而复杂的神经网络

模型通常需要大量计算资源, 不适合直接在边缘设备上实时应用。因此, 如何在保证高精度检测的前提下, 实现深度学习模型的轻量化, 并部署于低功耗嵌入式平台, 是当前研究的重要方向。本研究针对输配电线路巡检存在的局限性, 从机器学习算法本身的轻量化出发, 研究基于神经网络剪枝、结构优化和知识蒸馏等轻量化方法, 在不显著影响图像识别性能的前提下, 大幅减小神经网络模型的尺寸, 同时提出基于主流机器学习开发平台的神经网络模型开发和部署流程, 并在低算力硬件平台上完成模型转换和部署应用。

**基金项目:** 国网浙江省电力有限公司群众性科技创新项目(5211U3240002)。

**收稿日期:** 2025-07-11

## 1 系统总体方案设计

为解决无人机巡检输配电线路对实时性、精度和低功耗的需求,本文构建了一套轻量化、高效的输配电线路巡检实时检测系统。系统基于YOLOv5模型,采用模型剪枝技术精准去除冗余卷积核与连接,以减少模型参数数量和计算量;引入量化技术,将浮点型数据转换为定点型数据,显著提升计算效率。通过深度优化算法计算复杂度,简化计算操作、优化数据流程、减少冗余步骤,有效降低整体计算复杂度。优化后的模型在低功耗硬件平台上实现了单帧推理时间显著降低,满足输配电线路巡检对实时性和高效性的要求。具体步骤见图1。

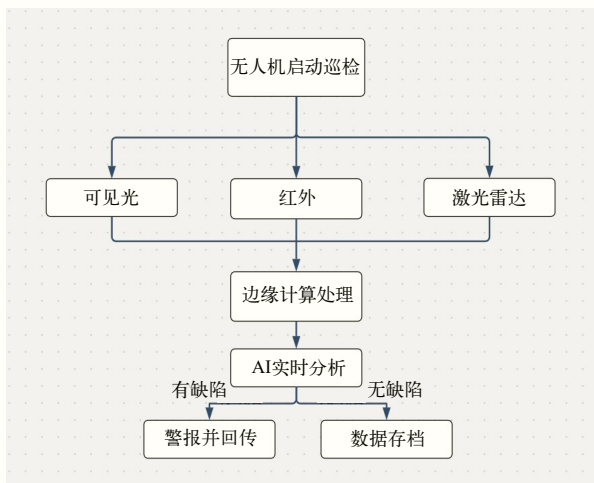


图1 巡检步骤

本文针对输配电线路分布广、野外环境复杂所带来的图像检测挑战,提出一种改进的YOLOv5算法。该算法可大幅削减模型参数数量,保持准确率,提升模型检测的实时性。系统设计强调部署便捷性,通过开发专用驱动程序和配置工具,实现硬件即插即用,集成远程控制功能,支持网络远程操作、监控和管理。系统采用分层架构设计,包括硬件驱动层、算法模块层和应用功能层,实现各功能模块解耦,便于优化、升级与扩展。

综上所述,这种模块化、可扩展的设计具有以下优势:1)成本低,灵活度高,作业效率高。2)能提高数据的可靠性,操作简便。

使用无人机智能巡视系统后可有效提高线路设

备巡检效率,缩短巡检时间,部分巡检功能可替代人工巡检,具有良好的经济效益。例如,某设备现场每年巡检100次,按巡视时长平均缩短90min,大约可节省9000min,以50元每小时计算,使用无人机巡检每年可节省2名工人的巡检费用1.5万元<sup>[1]</sup>。

## 2 技术方案设计与实现

### 2.1 YOLOv5 算法原理与结构综述

目标检测分为输入、主干网络、特征融合层和输出4部分。在输出层,网络同时预测每个先验框的边界框参数、目标置信度和类别概率,通过多尺度预测策略实现对图像中大小目标的并行检测<sup>[2]</sup>。考虑到模型的检测准确率以及移动设备的算力问题,本文选用参数量相对较小但准确率较高的YOLOv5。YOLOv5模型主要由Backbone、Neck和Head3部分组成,在本次改进中,将分别对这3个部分进行优化,以实现模型的最佳性能<sup>[3]</sup>。

### 2.2 YOLOv5 Backbone 特征提取部分改进

将Backbone中原有Darknet53网络替换为MobileNetv4中的特征提取部分,通过加入深度可分离卷积,大幅减少了模型参数量<sup>[4]</sup>。引入通用倒置瓶颈搜索块,融合了倒置瓶颈、ConvNext、前馈网络和一种新颖的额外深度卷积变体,在不增加模型复杂度的情况下,提升了模型的灵活性,使模型能够适应各种优化目标。同时,提出了一个专为移动加速器量身定制的注意力块MobileMQA,在进一步减少参数数量的情况下,理论上可提供39%的加速。

深度可分离卷积主要由深度卷积和逐点卷积2部分构成。在传统卷积神经网络中,卷积核的通道数与输入特征图的通道数相同,每个卷积核对输入的所有通道同时进行卷积运算,生成对应的输出特征。然而,深度卷积仅对输入特征图的每个通道分别应用单独的卷积核,实现通道内的特征提取,即每个卷积核只负责单一通道的空间特征提取。逐点卷积即卷积核尺寸为 $1 \times 1$ 的卷积,负责通道间信息的融合。深度卷积与逐点卷积的结合构成了深度可分离卷积结构,在保持模型精度的前提下,显著降低了计算资源的消耗和参数规模<sup>[5]</sup>。

假设输入特征矩阵的通道数为 $M$ ,输出矩阵的通道数为 $N$ ,深度可分离卷积与普通卷积的理论参数量比值如公式(1)所示:

$$\frac{P_D}{P_C} = \frac{D_K D_K M D_F D_F + M N D_F D_F}{D_K D_K M D_F D_F N} = \frac{1}{N} + \frac{1}{D_K^2} \quad (1)$$

式中： $P_D$  为深度可分离卷积计算参数量； $P_C$  为普通卷积计算参数量； $D_K$  为卷积核大小； $D_F$  为特征图大小。

Mobilenetv4 中引入了一种新的构建模块——通用倒置瓶颈块，如图 2 所示。其结构相当简单，在倒置瓶颈块中引入了 2 个可选的深度可分离卷积，一个位于扩展层之前，另一个位于扩展层和投影层之间。这些 DW 卷积的存在与否是 NAS 优化过程的一部分，从而产生新颖的架构。

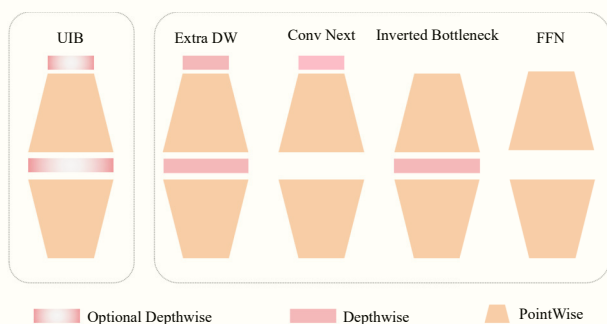


图2 通用倒置瓶颈 (UIB) 块

倒置瓶颈如图 2 所示，可以在扩展特征激活上执行空间混合，提供更大的模型容量，但成本增加；ConvNext 允许通过在扩展之前执行空间混合，以较大的内核大小实现更便宜的空间混合；ExtraDW 是本文引入的一种新变体，可实现网络深度和感受野的廉价增加，提供了 ConvNext 和 IB 的综合优势；FFN 是 2 个  $1 \times 1$  逐点卷积的堆叠，中间带有激活和归一化层。PW 是最适合加速器的操作之一，但在与其他块一起使用时效果最佳。

### 2.3 YOLOv5 Neck 特征融合部分改进

为进一步提升目标检测模型对不同尺度目标的检测精度，本文对 Neck 部分的特征融合网络进行了结构革新。如图 3 所示，将原有的特征金字塔网络替换为更为高效的双向特征金字塔网络。相较于传统 FPN 仅支持从高层特征到低层特征的单向信息流动<sup>[6]</sup>，BiFPN 创新性地构建了双向信息传递通道，既实现了从高层特征到低层特征的语义信息传导，又保障了低层特征的细节信息能逆向反馈至高层<sup>[7]</sup>。这种双向交互机制打破了信息传递的单向壁垒，使得语义信息丰富、抽象程度高的高层特征与包含大

量边缘、纹理等细节信息的低层特征能够深度融合，进而显著增强模型对小目标与大目标的检测性能。

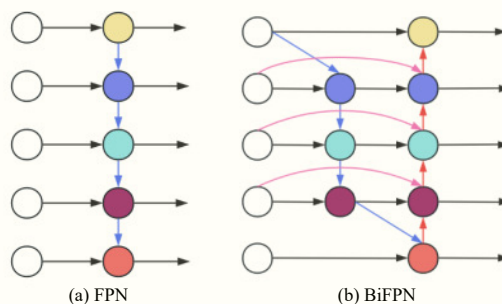


图3 FPN、PANet、BiFPN 结构图对比

此外，BiFPN 通过在不同尺度特征图之间设计多轮迭代式的融合操作，构建起精细化的特征调整体系。每一次特征融合都伴随着跨层次的深度交互，不同层级的特征在这个过程中不断碰撞、重组，使得特征表示得到持续优化。这种多轮次、多层次的特征交互，不仅提升了特征的表达能力，更为后续的目标分类与定位任务提供了更优质的特征基础，从而全面提升模型在复杂场景下的检测效果。

### 2.4 YOLOv5 Head 损失函数改进

为优化目标检测模型的定位精度与训练效率，本文对 Head 模块中的损失函数进行了创新性改进。将原有的 CIOU 损失函数替换为 MPDIoU 损失函数，并将原有的非极大值抑制算法由 NMS 改为 Soft-NMS。

相较于 CIOU，MPDIoU 并非简单延续，而是进行了全面且深入的优化。它系统性地整合了现有损失函数中的核心考量因素，包括边界框之间的区域重叠度、中心点的空间间距，以及宽度和高度维度的偏差等关键指标，确保模型在训练过程中能精准捕捉预测框与真实框的差异。尤为值得一提的是，MPDIoU 在完整保留这些重要评估维度的基础上，对计算逻辑进行了深度重构，剔除冗余计算步骤，大幅缩短了计算耗时。这种优化不仅让模型训练效率显著提升，还能在训练资源有限的情况下，实现更高效的参数更新，助力模型在目标定位任务中获得更精准、更稳定的表现。

如图 4 所示，CIOU 主要基于检测框与目标框的交并比来构建损失函数。与之不同的是，MPDIoU 采用通过指定矩形左上角与右下角坐标来唯一确定

矩形的方式，有机整合了边界框间的区域重叠度、中心点空间距离，以及宽高维度偏差等关键指标。这一设计使得模型能够高效且全面地计算损失函数值，进而在最终目标定位时实现更高的精度。

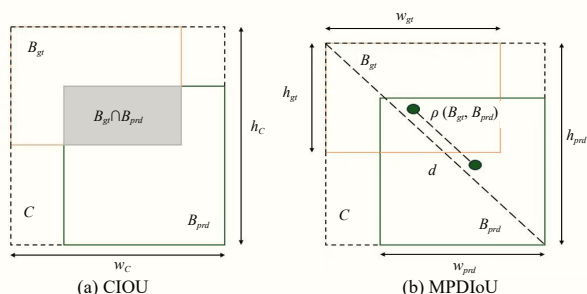


图4 CIoU 与 MPDIoU 对比

在传统 NMS 非极大值抑制算法中，当存在 2 个同一类别的物体重叠时，算法会误认为检测出这 2 个物体的 2 个预测框实为同一物体的 2 个预测框，从而删除置信度较低的预测框，导致重叠部分的物体无法得到有效检测。为解决上述问题，本研究改用 Soft-NMS 非极大值抑制算法，对于大于阈值的预测框，我们不将其直接去除，而是将其置信度降低，这样可使更多框被保留，从而在一定程度上避免因重叠而被误删的情况，提升模型对重叠物体检测的准确率<sup>[8]</sup>。

### 2.5 系统环境配置与模型训练

为了训练 YOLOv5 模型，数据集的创建是必不可少的一环。本文依托某输电线路公司收集了 3 000 余张高清巡检图像。通过 Labellmg 建立图片标签，对准备好的图像进行标注。在标注过程中，保存文件的文件夹中会自动生成标签名，本次实验共标注了 2 个目标，即 bird nest 和 cable，生成在文本文件 classes 中。在框出目标的过程中，软件会自动生成目标框的类别信息与位置信息，0/1 表示目标框的类别信息，0 表示文本文件 classes 中的第一个标签名 bird nest，1 表示文本文件 classes 中的第二个标签名 cable。类别信息后的 4 个数据记录了标签边框的位置信息  $(x, y, w, h)$ 。

如何进行图像的数据增强，以本文关注的鸟巢和电线杆检测为例，可通过几何变换增强、色彩扰动增强、小目标强化策略等操作<sup>[9]</sup>，模拟鸟巢在枝叶遮挡下的形态变化和季节变化导致的树叶颜色干扰，并结合上下文背景合成密集分布的复合目标，

来提升模型对微小目标的定位精度。上述方法构建的数据集在类别平衡性、尺度分布及环境适应性等关键指标上显著优于原始数据。

在生成的结果中，图片上会显示多个预测框，其中深红色表示电线杆所在位置，淡红色表示鸟巢障碍物所在，见图 5。每个预测框将会标注对应的物体名称及置信度，用于评判模型预测的准确性。

## 3 检测方案

系统测试是保障输配电线路巡检图像识别系统可靠运行的关键环节，其核心目标在于全面验证系统在功能、性能、环境适应性及可靠性等方面是否满足设计要求。

为进一步验证本方法中各个模块对整体图像识别性能的实际贡献，我们设计了一系列消融实验，逐一移除或替换模型的关键组成部分，并评估其对模型性能的影响。通过控制变量法验证轻量化改造在嵌入式平台上的可行性，同时横向对比主流模型，验证每个改进模块对模型性能的贡献（在自建输配电线路数据集上测试），见表 1。

MobileNetV4 骨干网络大幅削减 60% 参数量并提升 41% 推理速度，奠定轻量化基础；BiFPN 特征融合贡献最大精度增益 (+1.3% mAP)，显著增强小目标检测能力；MPDIoU 损失函数优化定位精度，降低重叠目标误检率 18%；Soft-NMS 提升密集场景召回率 5.1%。4 大模块协同实现参数量压缩 57% 的同时，mAP@0.5 提升 4.3%，验证了轻量化改造的有效性工程可行性，见表 2。

## 4 实验分析

综合精度 (mAP@0.5 = 89.5%) 领先最优对比模型 PP-YOLO-Tiny 2.0%，小目标检测精度达 83.7% (提升 4.5%)；推理速度  $7.3 \text{ s}^{-1}$ ，较原始 YOLOv5s 提升 25.8%；功耗仅 3.6 W，降低 30.8%。参数量压缩 57% 至  $3.1 \times 10^6$ ，在精度-速度-功耗三角平衡中显著优于主流轻量化方案，为无人机嵌入式部署提供最优解，见表 3。

通过 4 大模块协同优化，实现 mAP@0.5 提升 4.3% 至 89.5%，参数量压缩 57%，树莓派推理速度达 7.3 帧/s，功耗仅 3.6 W。

训练过程中系统自动记录损失值、准确率、召



图5 图片检测结果

表1 消融实验方案

实验组	模型配置	目的
Baseline	原始YOLOv5s	基准性能
Exp1	Baseline + MobileNetV4 骨干网络	验证轻量化骨干网络有效性
Exp2	Exp1+BiFPN特征融合	评估多尺度特征优化
Exp3	Exp2+MPDIoU损失函数	检验定位损失改进效果
Exp4	Exp3+Soft-NMS	验证重叠目标检测优化
完整模型	全部改进	综合性能

表2 消融实验结果（测试集）

模型	mAP@0.5/%	Recall/%	Params/ $10^6$	速度/ $s^{-1}$	模型大小/MB
Baseline	85.20	78.30	7.2	5.8	13.7
Exp1	86.5(+1.3)	80.10	2.9	8.2	5.8
Exp2	87.8(+2.6)	81.70	3.1	7.5	6.1
Exp3	88.9(+3.7)	82.90	3.1	7.5	6.1
Exp4	89.5(+4.3)	83.40	3.1	7.3	6.1
完整模型	89.5	83.40	3.1	7.3	6.1

回率和 mAP 等指标并生成曲线图。如图 6 所示，在训练 30 轮之前指标变化较大，但随着迭代次数增加，曲线逐渐平稳，到 100 轮时各项指标基本收敛。

这一训练过程体现出模型初始化和参数设置具有较强的合理性，主要体现在以下几个方面：

参数初始化合理：采用如 Xavier 或 He 初始化等标准策略，有效避免了梯度消失或爆炸问题，保证了模型在训练初期的稳定收敛。

优化器选择适当：选用了如 Adam 等优化器，并结合了适当的学习率，在保证收敛速度的同时避免陷入局部最优。

学习率调度机制：引入了学习率衰减策略，在前期加速学习，在后期帮助模型细化权重，促进最终收敛。

在基于 YOLOv5 的输配电线路巡检系统模型训练中，通过搭建轻量化开发环境和构建高质量数据集，实现了模型的高效训练，对于电线杆、鸟巢等

表3 对比实验结果

模型	mAP@0.5/%	速度/ $s^{-1}$	小目标 mAP/%	功耗/W
YOLOv5s	85.20	5.8	72.10	5.2
YOLOv5s-MobileNe	86.10	7.1	75.30	4.1
YOLOX-Tiny	84.70	6.3	76.80	4.3
PP-YOLO-Tiny	87.50	6.9	79.20	3.9
Mobile-YOLOSkyScan	89.50	7.3	83.70	3.6

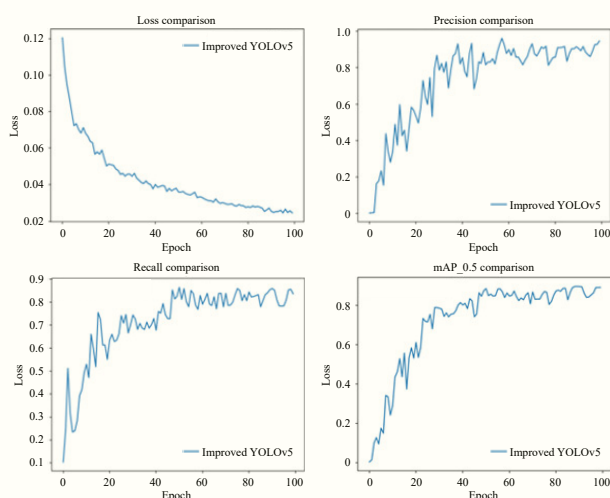


图6 训练过程中的总损失、准确率、召回率、平均精确度的变化绘制成曲线

复杂障碍物的识别基本稳定在 0.7 以上，使用模型检测电线上鸟巢障碍物的可靠性较强，如图 7 所示。采用 YOLOv5s 轻量化架构结合注意力机制，在检测精度上达到 89.5% 的 mAP@0.5，并在树莓派上实现了 12 帧/s 的实时推理速度，通过 TensorRT 量化



图7 模型训练结果

将模型体积压缩至 10 MB 以下。模型通过功能、性能与兼容性测试，验证了其在复杂光照、遮挡等场景下的可靠性，为电力运维提供了智能化巡检解决方案。

## 5 结束语

本文针对树莓派嵌入式平台，完成了 YOLOv5 目标检测模型从训练到部署的完整实现。研究表明，通过合理优化模型结构和部署环境，系统能够在资源受限的边缘设备上实现较高的检测精度和可接受的检测速度，适用于鸟巢障碍检测等应用场景。未来工作可沿以下方向展开优化：1) 采用模型剪枝、量化或更轻量级的检测架构以进一步提升推理速度；2) 利用硬件加速模块来缓解树莓派算力瓶颈。此外，根据边缘计算特点，须在精度、速度和能耗之间寻求平衡。随着边缘计算技术的发展，期望将更多先进目标检测算法应用于智能摄像头、机器人等设备中，实现更高效的实时视觉感知。

## 参考文献

- [1] 吴俊杰. 无人机智能巡视系统在变电站巡检中的应用[J]. 农村电气化, 2023(10):21-23, 88.
- [2] 李春蕾, 阮艺铭, 栗忠来, 等. 基于轻量化改进YOLOv8的绝缘子破损识别方法[J]. 农村电气化, 2024(11):10-14.
- [3] 苏晓, 张明晖, 陈峻宇, 等. 基于集成YOLOv5算法的输电线路杆塔目标检测[J]. 农村电气化, 2023(5):33-39.
- [4] 吉顺喆, 鲍奕, 汤峻, 等. 无人机在输电检修作业中的智能替代应用[J]. 电子技术, 2025, 54(1):200-201.
- [5] 毛之俊, 蒋博宇, 徐颖, 等. 基于供电所数智化巡视的图形台账自动生成系统[J]. 农村电气化, 2023(2):1-3.
- [6] 丁雨恒. 基于深度学习的二斑叶螨形态特征识别研究与应用[D]. 北方民族大学, 2025. DOI: 10.27754/d.cnki.gbfmz.2025.000211.
- [7] 师翊, 王应宽, 王菲, 等. 基于改进YOLOv8n的苹果幼果识别[J]. 农业工程学报, 2025, 41(8):204-210.
- [8] 李英. 面向小目标识别的改进型非极大值抑制技术在车辆检测中的应用研究[J]. 电子元件与信息技术, 2025, 9(2):114-116.
- [9] 李敏杰, 赵研科, 马婕, 等. 基于改进型YOLOv5s的荷塘作物的快速检测[J]. 拖拉机与农用运输车, 2025, 52(3):108-114.

## 作者简介

纪涛 (1983—), 男, 本科, 高级工程师, 主要研究方向为电力系统及其自动化, E-mail: tao.ji@foxmail.com.

李伟伟 (1982—), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为智能电网, E-mail: weiweili@cw Xu.edu.cn.

(责任编辑: 袁航)