

基于无人机巡检的输电线路绝缘子及其异物检测算法

于子涵¹, 王赫鸣¹, 王建凯¹, 朱胜强¹, 孟祥忠^{2*}

(1. 山东黄金电力有限公司, 山东省 烟台市 266040; 2. 青岛科技大学自动化与电子工程学院, 山东省 青岛市 266061)

Detection Algorithm for Insulators and Foreign Objects on Transmission Lines Based on Unmanned Aerial Vehicle Inspection

YU Zihan¹, WANG Heming¹, WANG Jiankai¹, ZHU Shengqiang¹, MENG Xiangzhong^{2*}

(1. Shandong Golden Electric Power Limited Company, Yantai 266040, Shandong Province, China; 2. College of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science & Technology, Qingdao 266061, Shandong Province, China)

摘要:【目的】传统的电网巡检方式存在劳动强度大、效率低等问题, 为此, 以山东黄金电网为研究对象, 提出一种基于轻量化深度学习网络YOLOv5-Mv3的无人机巡检电网绝缘子及其异物检测算法。【方法】首先, 通过无人机巡检电网拍摄图片来构建数据集, 对数据集进行训练; 其次, 针对电网绝缘子及其异物, 采用Mobilenetv3来替代CSPDarknet53作为特征提取网络, 对YOLOv5-Mv3进行轻量化改进, 减少模型参数和计算量, 在保证准确率的同时, 满足实时检测的要求。【结果】该检测算法的均值平均精度达到84.7%, 检测速度达到56.6帧/s, 改进的YOLOv5-Mv3与Faster RCNN、SSD、YOLOv4模型相比, 具有更高的检测精度和更快的检测速度。【结论】该算法提高了无人机巡检电网效率, 实现了轻量高效的效果, 符合电网智能巡检的要求。

关键词: 电力系统; 人工智能(AI); 电网; 无人机; 目标检测; 输电线路; 电力巡检; 机器视觉; 图像处理

ABSTRACT: [Objectives] Traditional power grid inspection methods suffer from high labor intensity and low efficiency. Taking Shandong Golden Power Grid as the research object, this study proposes an inspection algorithm using unmanned aerial vehicle (UAV) based on lightweight deep learning network YOLOv5-Mv3 for detecting grid insulators and foreign objects. [Methods] Firstly, a dataset is constructed using images captured by UAVs during power grid inspection and is trained. Then, for the grid insulators and foreign objects, Mobilenetv3 is used to replace CSPDarknet53 as the feature extraction network in order to lighten the YOLOv5-Mv3 model, reducing

parameters and computational cost while maintaining accuracy and enabling real-time detection. [Results] The proposed detection algorithm achieves a mean Average Precision of 84.7% and 56.6 frames per second. Compared to Faster RCNN, SSD, and YOLOv4 models, the improved YOLOv5-Mv3 demonstrates higher detection accuracy and faster performance. [Conclusions] The proposed algorithm improves the efficiency of UAV-based power grid inspection and achieves lightweight and high-efficiency effect, fully meeting the requirements for intelligent power grid inspection.

KEY WORDS: power system; artificial intelligence (AI); power grid; unmanned aerial vehicle; target detection; transmission line; power inspection; machine vision; image processing

0 引言

电力系统中传统的人工巡检前期多采用人力手持望远镜和红外热成像仪等巡检设备进行远程观测, 该巡检方式劳动强度大、工作条件艰苦、巡检效率低。近年来随着人工智能(artificial intelligence, AI)、计算机视觉等新兴技术的发展, 无人机在电网巡线中应用越来越多^[1-12]。无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)通过设定的线路飞行拍摄视频或图像, 通过机器视觉智能识别技术对输电线路进行巡检, 能够解放人力、提高巡检效率。

无人机巡检的关键在于机器视觉目标识别技术, 当前目标识别技术分为Two-stage算法模型和One-stage算法模型。FastR-CNN^[13]、Faster R-

基金项目: 山东省自然科学基金项目(ZR2022ME194)。

Project Supported by Shandong Provincial Natural Science Foundation (ZR2022ME194).

CNN^[14]等为Two-stage算法模型的典型代表,这类算法因大量的参数计算,提高了目标检测与识别的精度,但同时也牺牲了检测速度。SSD^[15]、YOLO系列^[16-18]等为One-stage算法模型的典型代表,这类算法直接对图像进行计算,生成检测结果,检测速度快,但检测精度较低。相比于其他网络,YOLO系列算法在保证较高精度的同时具有明显的实时性优势,因此被广泛应用于实时目标检测项目中。文献[19]提出了一种两阶段绝缘子异常检测方法,用于绝缘子串检测和处理,并构建多尺度特征重加权(multi-level feature reconstruction, MFR)网络的绝缘子异常检测模型,借助少量物体检测,实现异常绝缘子帽的检测。

文献[20]给出了一种基于Mobilenet-CenterNet的绝缘子检测模型,利用自行构建的绝缘子数据集(insulator dataset, ID)和公共数据集(common public license insulator dataset, CPLID)对模型进行训练和验证,提高模型的泛化能力。文献[21]开发了一种基于YOLOv5的绝缘子破损检测改进算法,在主干网络加入ECA-Net注意力机制,在特征融合层中加入双向特征金字塔网络,在预测层中加入灵活的检测框选择算法Soft-NMS,满足工程应用的实时性和精度要求。文献[22]研究了基于YOLOv5的绝缘子缺陷检测算法,增加了小尺度网络检测层,提高了网络小目标检测精度。文献[23]提出了一种基于图像去雾和目标检测的联合学习框架来检

测绝缘子,能够有效提高目标探测器在雾场景中的性能。文献[24]设计了一种基于Faster R-CNN的改进绝缘子破损检测算法,并采用CNN算法实现了绝缘子缺陷判别,识别算法能够自动展示出绝缘子的运行状况。以上文献采用不同算法来进行绝缘子检测,侧重于提高检测精度,但算法模型大小会影响检测速度,并未考虑到内存大小和计算能力的问题。

针对上述问题,本文提出一种基于无人机巡检的电网巡线异常智能识别算法,采用具有实时检测优势且能保证一定精度的YOLOv5算法进行绝缘子与异物的目标检测,对其进行轻量化改进,提高了算法的检测效率。

1 无人机巡检模式

某电力公司所辖110 kV变电站3座、35 kV变电站25座,年供电量达10.6亿kW·h;110 kV线路90 km,35 kV线路144.6 km,10 kV线路49 km,合计线路全长283.6 km。其中110 kV线路杆塔约300基,35 kV线路杆塔约1 000基,10 kV线路杆塔约660基。巡检任务计划采用无人机对线路进行定期巡检,通过无人机采集到的图像数据对电力线路巡检进行隐患分析,形成线路巡检报告,从而实现电网内无人机线路巡检的自动化、智能化^[25-27]。

无人机电网巡检流程图如图1所示。首先通过无人机对输电线路进行拍摄采集数据,然后利用深度学习算法进行筛选,选出有效图片,再进

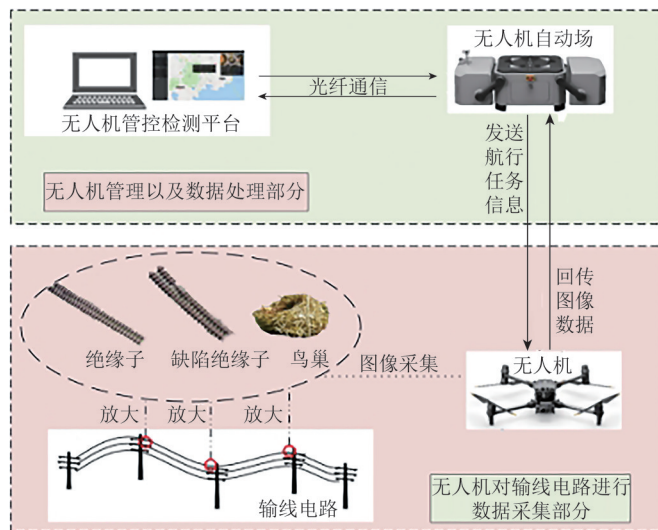


图1 无人机电网巡检流程图

Fig. 1 Flowchart of power grid inspection using UAV

一步进行故障确认。该模式可以有效减少巡检工作人员的工作量，同时可以实时监测故障源进行及时维修，完成电力巡检状态检测。

无人机在进行数据收集前，首先要读取自身位置信息以及待检测的输电线路位置信息，同时设定无人机的飞行高度，通过待检测航线信息进入自动巡检模式，按照规划好的路线飞行，对输电线路进行全方位拍摄，避免出现绝缘子漏拍的情况发生。

2 绝缘子检测算法模型

为了在保证检测精度的同时提高检测速率，减少模型参数及其计算量，对原 YOLOv5 主干网络进行轻量化改进，采用轻量化网络 MobileNetv3

行特征提取。MobileNetv3 是一种广泛应用于移动端和嵌入式平台的轻量化网络模块，如图 2 所示，图中输入 x 大小为 $H \times W \times C$ (H 、 W 、 C 分别为模块的高度、宽度和通道数)。首先输入特征先通过一个 1×1 卷积进行升维，将得到的特征进行 3×3 的深度可分离卷积，然后将输出特征送入压缩-激励(squeeze and excitation, SE)模块。SE 模块首先将输入的特征进行全局平均池化，接着送入第一层全连接层 FC 和 ReLU 激活函数，将得到的向量紧接着输入第二层全连接层 FC 和 swish 激活函数，经以上处理后的每个元素乘以一开始输入到 SE 模块的特征矩阵，得到经过 SE 模块处理后的特征，最后使用 1×1 卷积对特征进行降维。

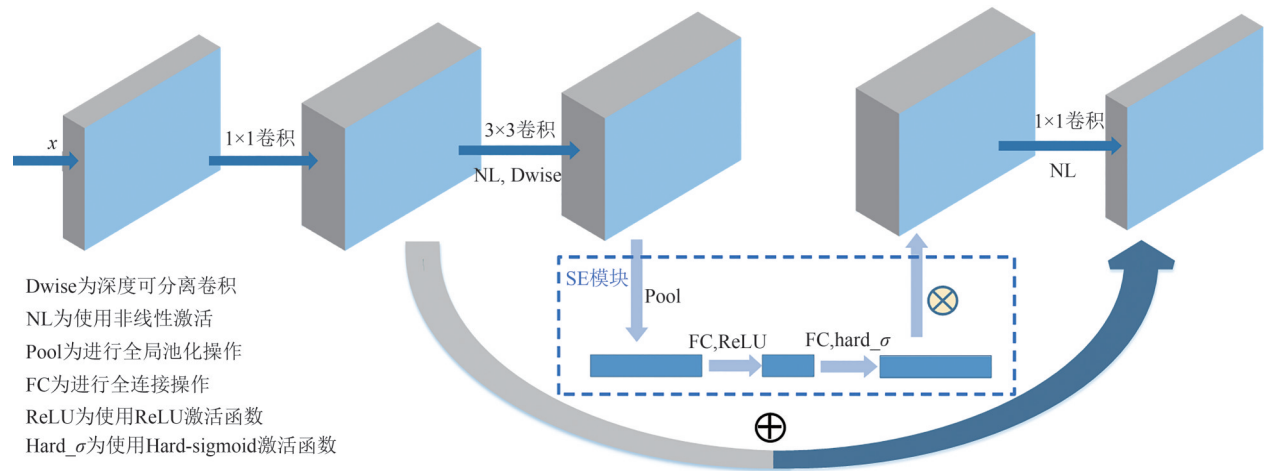


图2 MobileNetV3 结构图

Fig. 2 Diagram of MobileNetV3 architecture

为了提高神经网络的准确性，在 SE 模块中使用了 h_{swish} 激活函数，同时可以增强特征提取精度，并提升检测速度，在计算、求导等过程中的表现比 swish 激活函数更好。激活函数表示为

$$h_{swish}(x)=x \cdot \frac{f_{ReLU6}(x+3)}{6}$$
 (1)

式中： x 为激活函数的输入值； f_{ReLU6} 为激活函数。

为展示模型轻量化效果，将 YOLOv5 的主干网络与 MobileNetv3 网络进行参数量和模型尺寸的对比，对比结果见表 1。改进模型主干网络 MobileNetv3 相较于原模型主干网络 CSPDarknet53 的参数量降低了 68%，而模型内存占用量降低了 94%，可见改进后模型轻量化效果明显，有效减小了模型尺寸，更适于部署在资源有限的嵌入式

表1 改进前后检测性能对比

Tab. 1 Comparison of detection performance before and after improvement

网络模型	参数量/个	模型内存占用量/MB
CSPDarknet53	782 772	98.54
MobileNetv3	249 446	5.41

设备。YOLOv5-Mv3 算法网络框架如图 3 所示。

原 YOLOv5s 的损失函数由分类损失函数、目标置信度损失函数和定位损失函数 3 部分组成，其中，分类损失函数和目标置信度损失函数是二元交叉熵损失函数，定位损失函数是 CIOU 损失函数，表示如下：

$$J_{CIOU}=J_{IOU}-\left(\frac{\rho^2(b,b^{gt})}{c^2}+\alpha v\right)$$
 (2)

$$L_{CIOU}=1-J_{CIOU}$$
 (3)

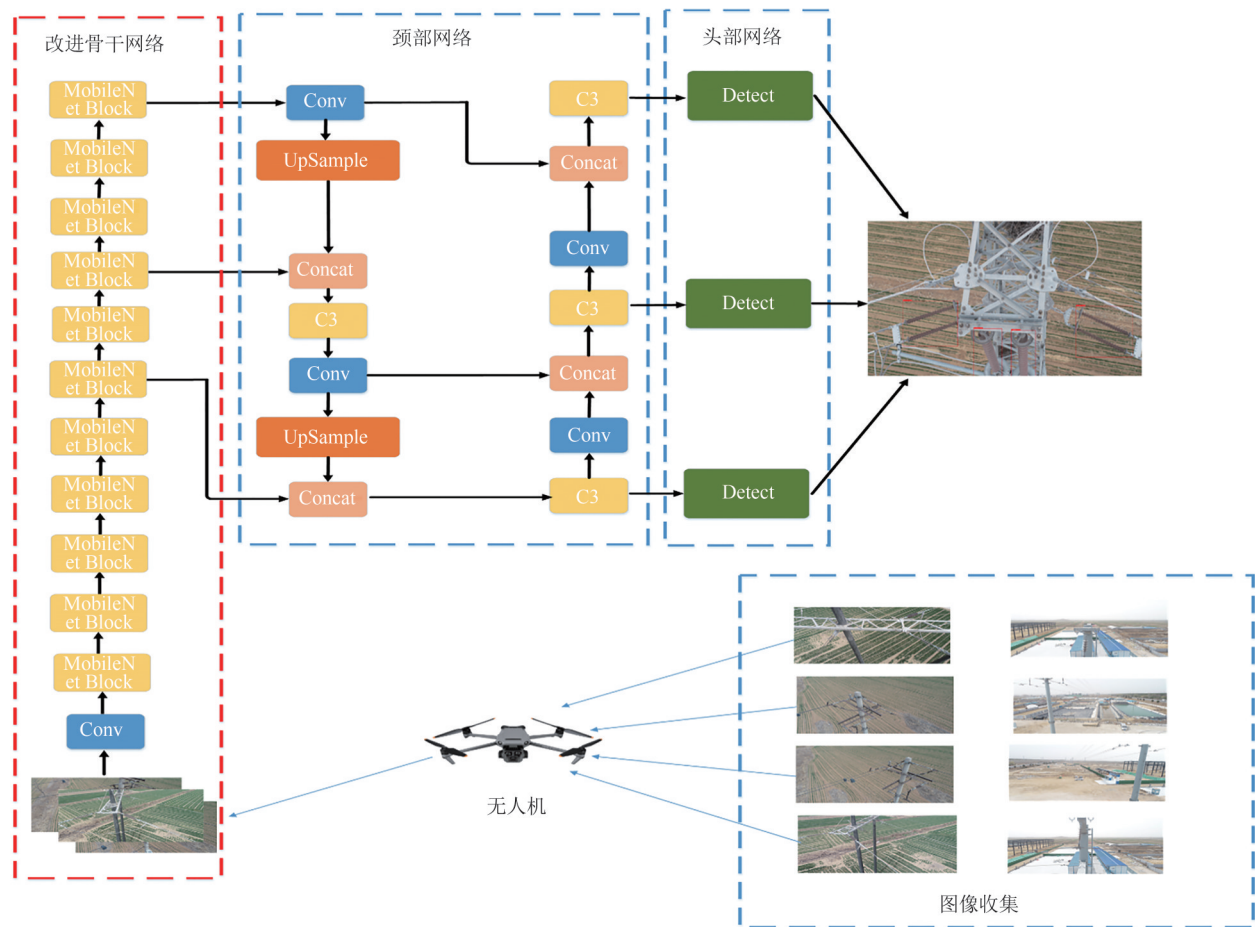


图3 YOLOv5-Mv3算法网络框架

Fig. 3 Network architecture of YOLOv5-Mv3 algorithm

$$\alpha = \frac{v}{(1 - J_{IOU}) + v} \tag{4}$$

$$v = \frac{4}{\pi^2} (\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h})^2 \tag{5}$$

式中： $L_{C_{IOU}}$ 为含宽高的高级损失函数； $J_{C_{IOU}}$ 为综合交并比； J_{IOU} 为预测框和真实框的交并比； b 为预测框中心点的坐标； b^{gt} 为真实框中心点的坐标； ρ 为预测框与真实框中心点之间的欧氏距离； c 为预测框与真实框最小外框对角线的长度； α 为权重因子； v 为形状损失，用于衡量预测框与真实框的宽度和高度的一致性比例； w^{gt} 和 h^{gt} 分别为真实框的宽度和高度； w 和 h 分别为预测框的宽度和高度。

该损失函数通过形状损失来反映长宽比的差异，当预测框与真实框具有相同的长宽比时，长宽比损失项失效，该损失函数可能会以不合理的方式优化相似度。根据目前现阶段常用的优化方法，引入EIOU损失函数作为新的损失函数，其定义如下：

$$L_{EIOU} = 1 - J_{IOU} + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{(w^c)^2 + (h^c)^2} + \frac{\rho^2(w, w^{gt})}{(w^c)^2} + \frac{\rho^2(h, h^{gt})}{(h^c)^2} \tag{6}$$

式中 w^c 和 h^c 分别为预测框和真实框的最小矩形宽度和高度。

EIOU损失函数分为IOU损失、距离损失和位置损失3部分。这样既保留了CIOU损失函数的有利部分，又最大限度地减少了预测框和真实框在宽度和高度上的差异，从而改善了回归效果，使收敛速度更快，定位效果更好。

在YOLOv5s和MobileNetv3的基础上，提出一种轻量化网络YOLOv5-Mv3。YOLOv5-Mv3是基于YOLOv5s进行了以下改进：为降低算法的参数量，YOLOv5s的主干网络部分替换为MobileNetv3，降低了算法复杂度，提高了检测速度并保持一定精度。同时为了提升模型的检测性能，采用EIOU作为损失函数，实现对检测目标更精确的定位和识别。

3 实验结果与分析

3.1 实验设置与精度评价

实验数据集是借助无人机设备在高空作业获取输电线的图像数据来进行构建的。国家电网相关制度规定，应定期开展输电线路无人机巡检，来获取大量输电线路样本图像，但目前还没有建立起统一的输电线路缺陷图像样本库，需要人工选择缺陷样本图像。为满足后续输电线路缺陷检测要求，对收集到的图像进行数据扩增处理，将收集到的图像进行不同的翻转来扩充数据集。

数据集经扩充加上开源的CPLID数据集，最终形成2 827张绝缘子及其异物图片，将预留数据集的10%作为测试集，剩余数据集再按照9:1的比例划分为训练集和验证集，训练集和验证集用于模型训练，测试集用于检验最终模型的识别准确率。为了区分图片中的目标与背景，选择

LabelImg 标注工具完成所有图片的标注工作，绝缘子标注为insulator，缺陷绝缘子标注为defect，鸟巢标注为nest，标注完成后每张图片将生成对应的txt标注文件，训练时供模型读取。训练过程采用Python语言作为编程语言，使用Pytorch深度学习框架构建检测模型，操作系统为Windows11，显卡为NVIDIA GTX 3090Ti GPU，对轻量化YOLOv5-Mv3算法进行训练。本文选用数据集为开源的CPLID数据集以及通过无人机拍摄收集到的绝缘子及其异物图像。

在实验的过程中，通过不断调整参数进行检测实验，训练出最佳模型。预设训练轮次为100个epochs，来进行各项指标的测试。如图4所示，采用精度、召回率、均值平均精度(mean average precision, mAP)曲线图等进行验证，可以得出mAP曲线图在训练一定的轮数后，提升到一定的百分数值，趋于稳定，召回率和预测率也有理想的效果。

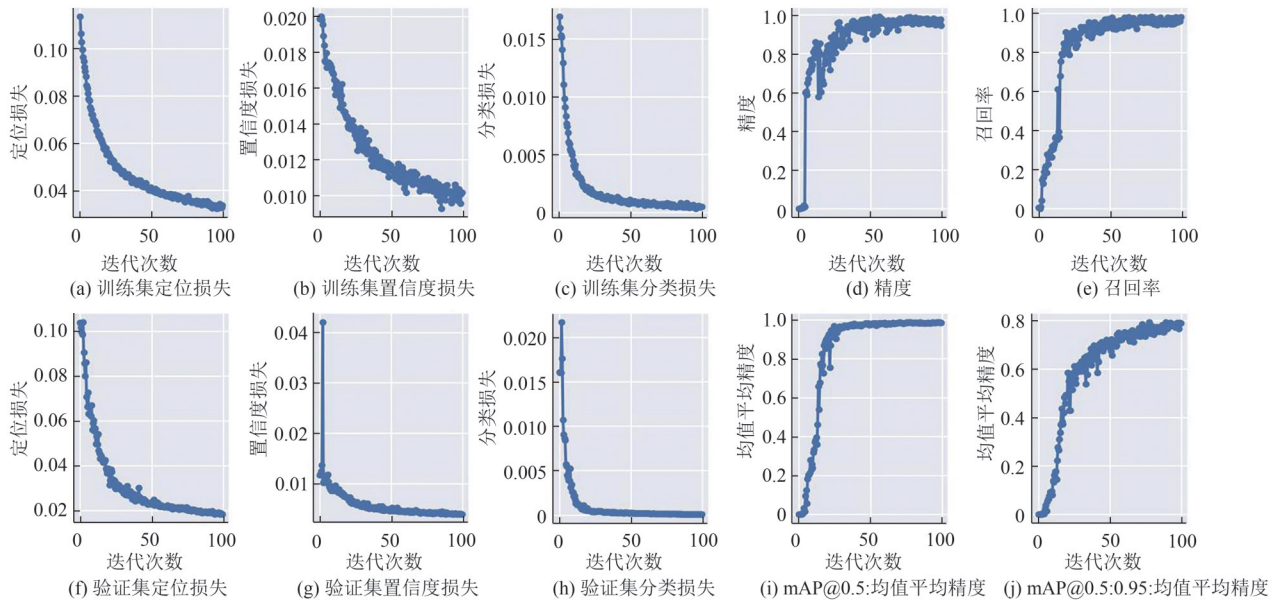


图4 YOLOv5-Mv检测指标图

Fig. 4 Detection indicators of YOLOv5-Mv

目标检测模型的性能优劣可以从检测精度和速度2个方面进行评价。检测速度以帧每秒(frames per second, FPS)为单位，即模型每秒能够处理的图像数；检测精度由平均精度(average precision, AP)和mAP指标来客观评定网络的性能。各项指标计算公式如下：

$$P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \quad (7)$$

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \quad (8)$$

$$N_{AP} = \int_0^1 P(R) dR \quad (9)$$

$$m_{AP} = \frac{1}{n} N_{AP} \tag{10}$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P+R} \tag{11}$$

式中： P 为精度，即预测结果中为真的正样本的比例； R 为召回率，即实际结果中预测的正样本比例； N_{TP} 为正确的预测个数； N_{FP} 为错误的预测个数； N_{FN} 为被错误识别为负类的正类样本数； m_{AP} 为均值平均精度。

3.2 改进实验分析

分别利用 3 个版本的 YOLOv5 模型(YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l)和 YOLOv5-Mv3 模型处理构建的绝缘子及其异物数据集，并统计各个评价指标，对比改进前后输电线路检测目标性能，实验结果统计情况见表 2。

表 2 改进前后输电线路检测性能对比

Tab. 2 Comparison of transmission line detection performance before and after improvement

模型	平均精度/%			检测速度/FPS	均值平均精度/%
	绝缘子	缺陷绝缘子	鸟巢		
YOLOv5s	80.5	82.9	84.8	25.5	82.7
YOLOv5m	82.4	83.4	84.5	15.5	83.4
YOLOv5l	83.3	85.4	86.9	8.4	85.2
YOLOv5-Mv3	83.9	84.8	85.4	56.6	84.7

实验结果表明，对于不同类型的输电线路检测目标，YOLOv5-Mv3 模型检测速度相比 3 个版本的 YOLOv5 模型均有所提升。这是因为 YOLOv5-

Mv3 模型引入了 MobileNetv3 模块，通过深度可分离卷积实现了网络的轻量化，有效提高了网络检测速率，并且能够保持较高的检测精度。由此表明本文改进的 YOLOv5-Mv3 算法更高效准确。

同时，YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 以及 YOLOv5-Mv3 模型的对比实验曲线图如图 5 所示，从图中可以看出 YOLOv5-Mv 模型相比其他 3 个版本能够在 0~25 个迭代中快速收敛，在训练到 200 个迭代后 mAP 值基本达到稳定，网络训练结果较为理想。

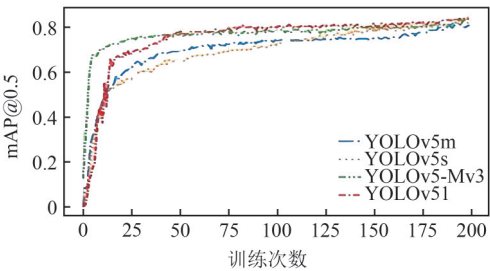


图 5 YOLOv5 系列对比实验曲线图

Fig. 5 Comparative experimental curves of YOLOv5 series

3.3 对比实验分析

为测试模型效果，在相同软硬件环境下将改进模型与 Faster R-CNN 和当前主流的 One-stage 目标检测算法 SSD、YOLOv4 进行对比实验，对模型进行综合评估。在检测精度方面，由于 mAP 和 F_1 值均同时兼顾了检测模型的精确率和召回率，因此主要采用 mAP 和 F_1 值来评价模型的检测精度，评估结果见表 3。

表 3 与其他传统算法对比

Tab. 3 Comparison with other traditional algorithms

算法	绝缘子 AP	缺陷绝缘子 AP	鸟巢 AP	mAP	F_1
Faster R-CNN	72.3	73.6	84.2	67.1	67.5
SSD	82.4	83.8	86.7	72.6	74.6
YOLOv4	81.5	79.9	80.8	82.7	79.1
YOLOv5	82.4	83.4	84.5	83.4	80.2
YOLOv5-Mv3	83.9	84.8	85.4	84.7	81.5

从检测精度来看，YOLOv5-Mv3 算法的 mAP 值为 84.7%，比 Faster R-CNN、SSD、YOLOv4、YOLOv5 算法分别增加了 17.6%、12.1%、2.0%、1.3%。由此可见，相比其他 4 种算法，改进的 YOLOv5-Mv3 算法具有良好的检测精度和速度。

根据上述分析，与其他 4 种算法相比，YOLOv5-

Mv3 算法在性能上更具有优势，更适合无人机智能巡检完成对绝缘子及其异物的检测任务。为了更加直观地展示改进后算法的优越性，随机抽取几张图片，利用 YOLOv5-Mv3 算法对绝缘子、缺陷绝缘子和鸟巢进行检测，观察复杂背景下算法检测效果，检测结果如图 6 所示。

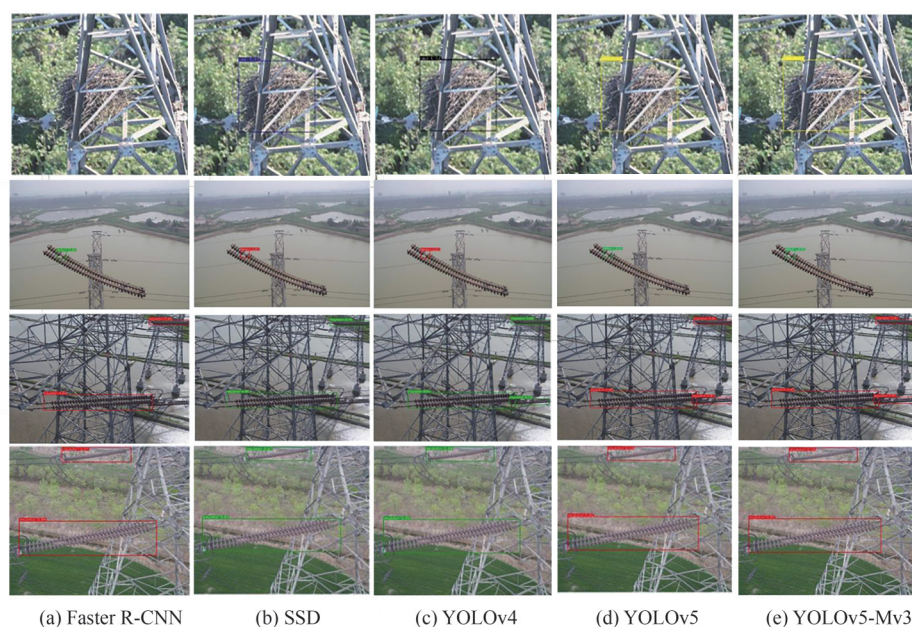


图6 不同算法识别效果图

Fig. 6 Recognition effect of different algorithms

图6中5种算法能够不同程度检测到图片中绝缘子、缺陷绝缘子和鸟巢，识别效果表现各异：FasterR-CNN算法只能框选出部分绝缘子，对缺陷绝缘子检测能力不足；SSD算法能框选出大部分绝缘子、缺陷绝缘子，但置信度较低；YOLOv4算法能框选出完整绝缘子、缺陷绝缘子和鸟巢，但对小目标绝缘子检测能力较差；YOLOv5算法能框选出完整绝缘子、缺陷绝缘子和鸟巢，但置信度较低；而本文算法能够高效率地检测出完整的绝缘子、缺陷绝缘子和鸟巢的位置，完成绝缘子及其异物目标识别的任务，且具有较高精度，在杆塔、裸地、农田、村落等复杂背景下的绝缘子及其异物检测性能更佳。

4 结论

针对电力巡检中存在的问题，设计了一种轻量化的YOLOv5-Mv算法，进行绝缘子缺陷和异物识别检测，解决了无人机巡检中存在的问题，提高了电力巡线的效率。具体结论如下：

1) 所提算法提高了对于绝缘子及其异物的检测精度，优于原YOLOv5s模型和其他对比目标检测模型，在检测速度上达到了56.6 帧/s，性能更好。

2) 所提算法在保证一定精度的情况下，参数量降低了68%，有效地减小了模型大小，提高了

检测速度。

3) 所提算法的内存占用量降低了94%，运行速度更快，更适于部署在资源有限的嵌入式设备，符合电网智能巡检要求。

参考文献

- [1] 巢亚锋, 万涛, 张柳, 等. 湖南电网架空线路复合绝缘子掉线分析及建议[J]. 高压电器, 2021, 57(8): 209-215. CHAO Y F, WAN T, ZHANG L, et al. Analysis and suggestions on string breakage failure of composite insulator of overhead transmission line in Hunan power grid[J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(8): 209-215.
- [2] 刘传洋, 吴一全. 基于深度学习的输电线路视觉检测方法研究进展[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(19): 7423-7446. LIU C Y, WU Y Q. Research progress of vision detection methods based on deep learning for transmission lines[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(19): 7423-7446.
- [3] 刘宏胜, 李宏杰, 张华君, 等. 混合ACA-SA算法的无人机巡检电塔路径优化方法[J]. 自动化与仪器仪表, 2024(1): 121-125. LIU H S, LI H J, ZHANG H J, et al. A hybrid ACA-SA algorithm for UAV inspection path optimization [J]. Automation & Instrumentation, 2024(1): 121-125.

- [4] 刘春, 艾克然木·艾克拜尔, 蔡天池. 面向建筑健康监测的无人机自主巡检与裂缝识别[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2022, 50(7): 921-932.
- LIU C, EKRAM·E, CAI T C. UAV autonomous inspection and crack detection towards building health monitoring[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2022, 50(7): 921-932.
- [5] 隋宇, 宁平凡, 牛萍娟, 等. 面向架空输电线路的挂载无人机电力巡检技术研究综述[J]. 电网技术, 2021, 45(9): 3636-3648.
- SUI Y, NING P F, NIU P J, et al. Review on mounted UAV for transmission line inspection[J]. Power System Technology, 2021, 45(9): 3636-3648.
- [6] 芦肇基, 沈艳霞, 谭永强. 基于多结构融合 WGAN 的模糊绝缘子图像复原方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(22): 166-175.
- LU Z J, SHEN Y X, TAN Y Q. A WGAN blur insulator image restoration method based on multi-structure fusion[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(22): 166-175.
- [7] 霍红刚, 周鑫, 蔡杰, 等. 基于先验知识 Faster R-CNN 的输电线路无人机图像识别方法[J]. 智慧电力, 2024, 52(6): 108-115.
- HUO H G, ZHOU L, CAI J, et al. UAV image recognition method for transmission line based on prior knowledge faster R-CNN[J]. Smart Power, 2024, 52(6): 108-115.
- [8] 任明, 李乾宇, 夏昌杰, 等. 基于稀疏光谱成像的线路复合绝缘子积污状态可视化评估[J]. 中国电力, 2025, 58(2): 203-215.
- REN M, LI Q Y, XIA C J, et al. Visualized estimation of composite insulator pollution status of transmission line based on reflective multispectral imaging[J]. Electric Power, 2025, 58(2): 203-215.
- [9] 彭曙蓉, 刘登港, 何洁妮, 等. 基于改进 YOLOv4 的架空线路电力设备故障检测[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(5): 169-176.
- PENG S R, LIU D G, HE J N, et al. Fault detection for overhead line power equipment based on improved YOLOv4[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(5): 169-176.
- [10] 朱长荣, 吕文超, 单超, 等. 基于 IMU-GNSS-VO 的输电线无人机巡检定位和目标跟踪自适应方法[J]. 电力建设, 2023, 44(8): 61-70.
- ZHU C R, LÜ W C, SHAN C, et al. Adaptive method for transmission-line UAV inspection location and target tracking based on IMU-GNSS-VO[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(8): 61-70.
- [11] 杜觉晓, 赵留学, 莽修伟, 等. 基于边缘端目标识别与跟踪算法的输电线路航拍视频流诊断技术研究[J]. 智慧电力, 2023, 51(6): 106-113.
- DU J X, ZHAO L X, MANG X W, et al. Aerial video stream diagnosis technology for transmission lines based on edge target recognition and tracking algorithm[J]. Smart Power, 2023, 51(6): 106-113.
- [12] 张焕龙, 齐企业, 张杰, 等. 基于改进 YOLOv5 的输电线路鸟巢检测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(2): 151-159.
- ZHANG H L, QI Q Y, ZHANG J, et al. Bird nest detection method for transmission lines based on improved YOLOv5[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(2): 151-159.
- [13] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//International Conference on Computer Vision. IEEE Computer Society, 2015: 1504-1508.
- [14] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Trans Pattern And Mach Intell, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [15] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[C]//Computer Vision-ECCV2016. Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [16] 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). LasVegas, NV, USA: IEEE, 2016: 779-788.
- [17] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI: IEEE, 2017: 7263-7271.
- [18] FARHADI A, REDMON J. Yolov3: an incremental improvement[C]//Computer Vision and Pattern Recognition. Berlin/Heidelberg, Germany: Springer, 2018, 1804: 1-6.
- [19] WANG Z, GAO Q, LI D, et al. Insulator anomaly detection method based on few-shot learning[J]. IEEE Access, 2021, 9: 94970-94980.
- [20] XIA H, YANG B, LI Y, et al. An improved

- CenterNet model for insulator defect detection using aerial imagery[J]. Sensors, 2022, 22(8): 2850.
- [21] HAN G, HE M, GAO M, et al. Insulator breakage detection based on improved YOLOv5[J]. Sustainability, 2022, 14(10): 6066.
- [22] HUANG Y, JIANG L, HAN T, et al. High-accuracy insulator defect detection for overhead transmission lines based on improved YOLOv5[J]. Applied Sciences, 2022, 12(24): 12682.
- [23] LIU L, KE C, LIN H. Dark-center based insulator detection method in foggy environment[J]. Applied Sciences, 2023, 13(12): 7264.
- [24] 何宁辉, 王世杰, 刘军福, 等. 基于深度学习的航拍图像绝缘子缺失检测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(12): 132-140.
- HE N H, WANG S J, LIU J F, et al. Research on infrared image missing insulator detection method based on deep learning[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(12): 132-140.
- [25] 程登峰, 林世忠, 尚文迪. 输电线路固定翼无人机多目标巡检线路优化[J]. 自动化仪表, 2023, 44(12): 21-25.
- CHENG D F, LIN S Z, SHANG W D. Optimization of fixed-wing unmanned aerial vehicle multi-objective inspection routes for power transmission lines[J]. Process Automation Instrumentation, 2023, 44(12): 21-25.
- [26] 罗潇, 於锋, 彭勇. 基于深度学习的无人机电网巡检缺陷检测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(10): 132-139.
- LUO X, YU F, PENG Y. UAV power grid inspection defect detection based on deep learning[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(10): 132-139.
- [27] 邵瑰玮, 刘壮, 付晶, 等. 架空输电线路无人机巡检技术研究进展[J]. 高电压技术, 2020, 46(1): 14-22.
- SHAO G W, LIU Z, FU J, et al. Research progress in unmanned aerial vehicle inspection technology on overhead transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(1): 14-22.

收稿日期: 2024-10-29。

修回日期: 2024-11-29。

作者简介:



于子涵

于子涵(1986), 女, 工程师, 研究方向为智能变电站建设、电力智能巡检、电力系统大数据监控, 690470882@qq.com;



王赫鸣

王赫鸣(1989), 男, 硕士, 工程师, 研究方向为电力智能巡检、智能变电站建设、电力无人机巡检与控制, 13465505668@139.com;



王建凯

王建凯(1989), 男, 工程师, 研究方向为智能变电站建设、电力智能巡检、电力系统开发与设计, 807643738@qq.com;



朱胜强

朱胜强(1973), 男, 工程师, 研究方向为智能变电站建设、电力智能巡检、电力系统监控与开发, 595221206@qq.com;



孟祥忠

孟祥忠(1964), 男, 博士, 教授, 研究方向为电力电子技术、电力系统自动化技术、智能电力巡检, 本文通信作者, woaiyishanyishui@126.com。

(责任编辑 杨阳)