

基于深度学习的输电线路缺陷检测研究综述

周立明, 李士心*, 朱致仁, 陈范凯, 刘 宸, 孟范润

天津职业技术师范大学电子工程学院, 天津

收稿日期: 2023年5月15日; 录用日期: 2023年6月14日; 发布日期: 2023年6月26日

摘 要

输电线路是电力系统的重要组成部分, 对电力系统的正常运行起到了至关重要的作用。传统的人工巡检已经无法满足电力系统对于输电线路安全可靠运行的要求。随着科技的不断发展, 基于深度学习的目标检测算法凭借良好的检测性能被越来越多领域所应用, 依靠深度学习的目标检测算法在极大程度上提高了输电线路缺陷检测的检测速度和准确性。首先对输电线路缺陷深度学习目标检测算法的发展历程进行介绍; 其次针对输电线路缺陷检测的研究难点进行分析; 最后对输电线路缺陷检测的改进思路进行了整理, 主要从小目标检测的算法优化、复杂背景下的算法优化、边缘网络轻量化的算法优化三部分进行介绍; 并对输电线路缺陷检测进行总结与展望。

关键词

深度学习, 输电线路, 缺陷检测, 目标检测

A Review of Transmission Line Defect Detection Research Based on Deep Learning

Liming Zhou, Shixin Li*, Zhiren Zhu, Fankai Chen, Chen Liu, Fanrun Meng

College of Electrical Engineering, Tianjin University of Technology and Education, Tianjin

Received: May 15th, 2023; accepted: Jun. 14th, 2023; published: Jun. 26th, 2023

Abstract

Transmission lines are an important part of the power system and play a vital role in the normal operation of the power system. The traditional manual inspection has been unable to meet the requirements of the power system for the safe and reliable operation of transmission lines. With the continuous development of science and technology, the target detection algorithm based on

*通讯作者。

deep learning has been applied in more and more fields by virtue of its good detection performance, and the target detection algorithm relying on deep learning has greatly improved the detection speed and accuracy of transmission line defect detection. Firstly, the development process of deep learning object detection algorithm for transmission line defects is introduced; secondly, the research difficulties of transmission line defect detection are analyzed; finally, the improvement ideas of transmission line defect detection are organized, mainly in three parts: algorithm optimization from small target detection, algorithm optimization in complex context, and algorithm optimization for edge network lightweighting; and the transmission line defect detection is summarized and prospected.

Keywords

Deep Learning, Transmission Lines, Defect Detection, Target Detection

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

输电线路在电力系统中发挥着重要作用，由于输电线路常年被暴露在大气中受雨雪、冰雹、太阳光暴晒以及大气中化学物质的侵害，造成输电线路腐蚀、破损给电力系统安全可靠的运行带来了巨大隐患[1]。传统的故障检测方法需要依靠人力进行输电线路的故障排除，但人工故障排除耗时耗力，并且部分输电线路架设在崎岖不平的山地，检测十分困难。随着输电线路覆盖范围逐渐扩大，传统的人工巡检的方式已经无法满足电力系统快速巡检的需求[2]。

近年来，基于深度学习的目标检测算法凭借着学习能力强检测效果好受到广泛关注。将基于深度学习的目标检测技术应用到输电线路的缺陷检测中，能够在很大程度上提高缺陷检测速度和检测精度，为准确快速查找缺陷区域提供了切实可行的技术支持。

本文首先对输电线路缺陷深度学习目标检测算法的发展历程介绍，然后对输电线路缺陷检测的难点进行分析并从三个方面对于优化输电线路缺陷检测的算法进行总结归纳。最后，对于输电线路缺陷检测进行总结与展望。

2. 输电线路缺陷深度学习目标检测算法

基于深度学习的目标检测分为两阶段(Two Stage)目标检测和单阶段(One Stage)目标检测两类，其中用于输电线路缺陷检测的两阶段目标检测算法主要以 R-CNN、Fast R-CNN 为主，单阶段目标检测算法主要以 YOLO、SSD 为主。两阶段算法需要先提取候选区域，然后进行目标的检测和定位；单阶段目标检测算法直接通过卷积神经网络提取特征，进行目标的检测和定位。

2.1. 基于两阶段的输电线路缺陷检测

2014 年 Girshick 等人[3]提出了 R-CNN 算法，该算法继承了传统目标检测的思想将目标检测问题转成分类问题进行处理，奠定了深度学习在目标检测领域的基础。HE 等人[4]在 R-CNN 的基础上提出了 SPPNet，该网络在 R-CNN 的基础上做了进一步的改进和提升，将 R-CNN 中的多次卷积替换成了一次卷积，大大降低了计算量，但准确性有所降低。2015 年，Girshick [5]在 R-CNN 的基础上提出了 Fast R-CNN，

其检测速度远超 R-CNN 且计算量也减少了很多。随后 Ren S 等人[6]提出了 Faster R-CNN，该网络采用 RPN (Region Proposal Network)的网络结构来进行候选框的生成，其检测速度有了大幅度的提升，Faster R-CNN 算法流程图如图 1 所示。

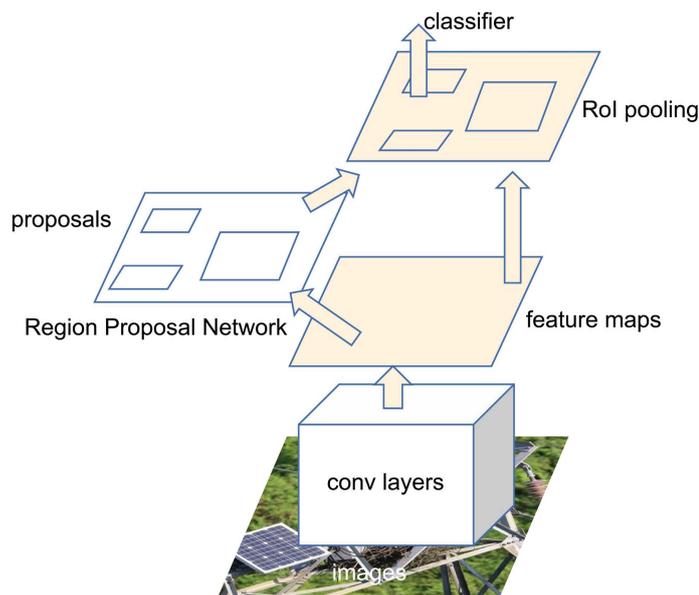


Figure 1. Flow chart of Faster R-CNN algorithm
图 1. Faster R-CNN 算法流程图

两阶段的目标检测算法在输电线路缺陷检测的应用，汤踊等人[7]针对输电线路部件识别与准确率较低等问题，提出了一种基于 Faster R-CNN 的改进算法，通过调整 CNN 模型的卷积核大小并扩充数据集以提高对于输电线路部件识别与缺陷检测的精度；武学良[8]在原有的 Faster R-CNN 基础上引入了一种嵌入双注意力机制用于进行输电线路螺栓缺陷检测；吴军等人[9]基于 Cascade R-CNN 算法提出了一种改进算法用于提高输电线路对于小目标缺陷检测的检测精度。

2.2. 基于单阶段的输电线路缺陷检测

2.2.1. SSD 算法

2016 年 Liu W 等人[10]提出了 SSD (Single Shot Multibox Detector)网络模型，该网络模型的核心是应用于特征图的小卷积滤波器来预测边界框的类别得分和框偏移量。在不同尺度的特征图上进行不同尺度的预测以提高检测精度。SSD 在提高检测速度的同时可以满足检测精度的要求，其检测示意图如图 2 所示。

SSD 算法在输电线路缺陷检测的应用，李瑞生等人[11]提出了一种改进 SSD 算法，首先在 SSD 网络结构中引入残差网络同时将深层特征进行融合，其次采用卷积拆分及权值量化的方法减小模型的参数量及模型大小用于提高输电线路销钉缺陷检测的检测精度。

2.2.2. YOLO 系列算法

YOLOv1 [12]发布于 2016 年，主要思想是将目标检测问题转化为回归问题，其网络结构在 GoogLeNet [13]模型的基础上进行改进，使用 1×1 卷积和 3×3 卷积替代原模型的 Inception 结构，该网络结构共 24 个卷积层、2 个全连接层。YOLOv1 可以实现端对端的实时目标检测，但由于每一个网格只能对一个物体进行检测，因此对小目标检测的效果并不理想。

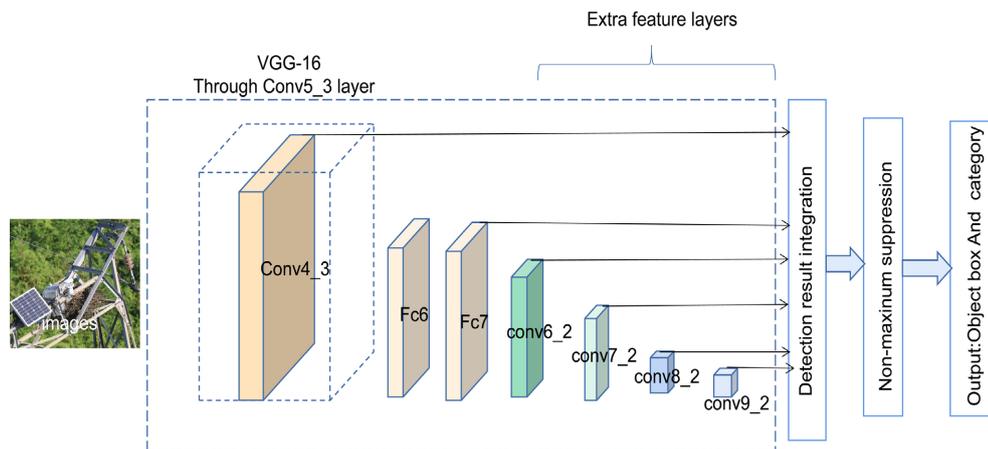


Figure 2. Schematic of SSD algorithm detection
图 2. SSD 算法检测示意图

YOLOv2 [14]在 YOLOv1 的基础上做了进一步的提升和改进, YOLOv2 引入了新的网络结构 Darknet-19, 该网络结构包含 19 个卷积层、5 个 Max pooling 层, 主要采用 3×3 卷积和 1×1 卷积, 1×1 卷积用来减少通道数以降低模型计算的复杂度。YOLOv2 结合 Dimension Clusters, 对边界框的位置进行约束, 使模型更容易稳定训练。从参考文献[14]中得出结论, 在相同数据集 VOC2012 的背景下, YOLOv2 具有更快的速度以及更高的检测精度。

YOLOv3 [15]采用 Darknet-53 网络结构, Darknet-53 中引入了大量的残差结构, 用卷积核大小为 3×3 卷积层 Conv2D 代替池化层 Maxpooling2D。通过在 ImageNet 上的分类表现, 改进后的 Darknet-53 在保证准确率的同时网络的运行速度也有了显著提升。

YOLOv4 [16]的颈部网络引入了 SPP 模块用于分离出重要的上下文特征, PANet 模块用于聚合不同检测层的参数。YOLOv4 的网络结构在 YOLOv3 的基础上引入了 CSP [17] (Cross Stage Partial)网络架构, 组成了新的网络结构 CSPDarknet53, 该网络结构增强了 CNN 的学习能力, 使得网络更加轻量化, 降低了内存成本的同时保证了检测的准确性。

YOLOv5 [18]是在 YOLOv4 的基础上进一步优化得到的, 具有更高的检测精度和更快的检测速度。其结构分为 Input、Backbone、Neck、Prediction 四部分。输入端采用了 Mosaic 数据增强的方式, 通过随机剪裁、随机缩放、随机排布的方式将四张图片进行拼接并输入, 来提高对小目标检测的鲁棒性; Backbone 采用 Focus 结构, 将输入通道扩充到原来的 4 倍且信息不会丢失; Neck 采用 FPN + PAN 结构, 提高了特征提取能力。YOLOv5 按照其宽度和深度分为 YOLOv5n、YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x 五个版本。

YOLOv7 [19]网络结构由三部分组成, 输入(Input)、主干(Backbone)和头部(Head), Backbone 用于特征提取, Head 用于预测。在检测中首先对输入大小为 640×640 的 RGB 图像进行预处理, 并输入到主干网络中。其次, Head 层继续处理 Backbone 网络输出图像, 通过 SPPCSPC 完成金字塔池化, UPSample 完成上采样, 然后通过 ELAN-H 对三层不同大小的特征图提取, 其中特征图特征提取结合两个 CBS 模块完成从主干网特征提取到特征融合, 最后在 REP 和 CBM 之后, 预测图像检测的三种任务类型, 输出最终结果。其在速度和精度上都在以往版本上提高了很多。

YOLO 系列算法在输电线路缺陷检测的应用, 肖黎俊等人[20]针对背景复杂下输电线路中绝缘子的检测精度低的问题, 提出了一种基于 YOLOv5s 的改进算法, 在原有网络的基础上对数据集进行数据增强同时引入 GAM 注意力模块和自适应特征融合 ASFF 模块, 改进后的算法检测精度有了进一步提升; 唐靓

等人[21]提出了一种基于 YOLOv5 的改进算法,在原有网络的基础上引入三重注意力机制,同时采用 CIoU Loss 作为损失函数, Soft-NMS 作为预测结果的处理方法,改进后的网络在不影响检测速度的情况下,检测精度有所提高。宋智伟等人[22]提出了一种基于 Flexible YOLOv7 的改进算法用于对输电线路绝缘子缺陷及故障进行预警,改进后的算法对于遮挡目标、密集目标的检测效果都有了一定程度的提升。

3. 输电线路缺陷检测的研究难点

随着科技的不断进步,传统的人工巡检方式效率低、耗时长已经无法满足电力系统安全可靠运行的要求。如今输电线路的数据采集及缺陷检测大多依靠无人机技术,该技术可以快速实时进行数据收集、目标检测,为准确实时的进行缺陷检测提供了巨大的帮助。与传统的目标检测相比,利用无人机航拍进行输电线路缺陷检测还存在着以下难点[23]。

1) 尺度差异大。无人机巡检过程中拍摄角度拍摄高度并不固定,所拍摄的图片可能只存在局部特征,在经过数据增强、图像处理等操作可能会导致特征消失造成漏检或是特征被放大造成误检。

2) 环境恶劣。输电线路大多架设在崎岖不平的山地或山川河流之上,无人机巡检拍摄的图像背景十分复杂,对目标检测的特征提取造成了一定的困难。

3) 相似度高。输电线路缺陷检测类型较多且外形相似,无人机巡检过程中无法有针对性的对图像进行拍摄,对于缺陷类型的辨别造成了一定影响。

4) 样本缺乏。输电线路图像获取难度大,数据集标注困难,无法对输电线路的缺陷检测提供充足的训练样本。

4. 输电线路缺陷检测算法优化

随着检测背景的复杂性和检测任务难度的增加,原始的目标检测算法已经无法满足输电线路对目标检测所提出的新要求,为了提高算法的检测精度及检测的实时性,针对输电线路检测的研究难点研究人员进行了深入的分析,为输电线路缺陷检测技术的发展做出了巨大贡献。本章主要从三个方面介绍了输电线路缺陷检测的优化算法。

4.1. 小目标检测的算法优化

无人机巡检过程中所获取的目标尺度大小不一致且多为小目标,针对小目标误检漏检所导致的检测效果差的问题,国内外的学者提出了许多切实可行的方案。

蔡文彪等人[24]针对无人机拍摄图像尺度差异大,小目标检测效果不好等问题,提出了一种改进的 Faster RCNN 模型用于优化输电线路的缺陷检测。该方法在原有的 Faster RCNN 模型的基础上引入多尺度特征提取 RPN、ROIAlign 及 K-均值聚类锚框。其中多尺度特征提取 RPN 用于解决目标图像大小不一致,小目标检测效果差的问题,K-均值聚类锚框用于生成合适的输电线路缺陷检测锚框集,ROIAlign 用于实现特征映射。改进后的算法检测对于提取小目标缺陷检测有了一定程度的改善。

刘兰兰等人[25]针对输电线路缺陷检测精度不高的问题,提出了一种基于超分辨率重建与多尺度特征融合的方法用于输电线路的缺陷进行检测。首先使用超分辨率网络对图像进行处理,然后在原有的 YOLOX [26]网络上增加卷积注意力机制以提高对小目标的定位能力,增加小目标检测层以提高小目标的检测精度,最后引入 CIoU [27]损失函数提高模型的收敛能力。改进后的模型可以在保证检测速度的同时满足检测精度的要求。

叶翔等人[28]针对输电线路图像检测精度低,训练时间长等问题,提出了一种基于 YOLOv3 的改进算法。在原有网络的基础上引入 K-means++算法以提高网络对于小目标的敏感度,引入 Focal Loss 函数、

Mish 函数、注意力机制 SENet 以解决样本不均衡、精度不高的问题。改进后的算法可以满足实时检测的要求，其检测精度也有一定程度的提升。

上述的改进方法都针对提升小目标图像的检测精度做了不同方式的改进，改进后的算法无论是在检测速度上还是在检测精度上都有不同程度的提高。

4.2. 复杂背景下的算法优化

受输电线路架设地域的影响，无人机巡检所拍摄的图像背景都较为复杂，在进行缺陷检测时检测精度会受到影响图像背景的影响，目前较为有效的解决办法是在网络中添加注意力机制来提高对于识别信息的特征提取能力[29]。

注意力机制分为通道注意力机制、空间注意力机制、混合注意力机制、自注意力机制、坐标注意力机制等，已经成为网络结构中的重要组成部分，在进行目标检测时，大多是对某一类或某几类目标进行检测和识别，这就需要网络对输入图像的信息进行设置，使其可以倾向于关注所需要识别的图像信息或图像区域并忽略不相关的信息，以提高检测效率。

戚银城等人[30]针对输电线路上的螺栓体积小检测时特征难以提取的问题，提出了一种基于 Faster R-CNN 的改进算法，在原有网络的基础上引入双注意力机制分别对不同尺度不同位置的图像特征进行分析和增强，改进后的算法对于缺陷检测的检测精度有了一定程度的提升。

赵霖等人[31]针对输电线路鸟巢识别准确率低且安全性不足的问题，提出了一种基于 YOLOv5 的改进算法，在原有网络的基础上引入 CBAM 注意力模块[25]，用于提高对于鸟巢的特征提取能力，同时在颈部网络中引入自适应特征融合模块用于加强多尺度特征融合效果，使用 Mish 函数作为激活函数以提升该模型的分​​类准确率和泛化能力。改进后的算法对于遮挡目标以及小目标的检测性能都有了不同程度的改善。

上述的改进算法中，都对注意力机制做出了改进，改进后的算法对于目标的特征提取能力都有了一定程度的提高。

4.3. 边缘网络轻量化的算法优化

针对目标检测算法网络结构参数量较大，检测算法推理速度慢很难被应用到移动设备中的问题，国内外的学者提出了轻量化的网络结构可以用来替代原算法中的特征提取网络、剪枝等方法，以加快推理速度满足实时检测的需求[32]。

王宇博等人[33]针对输电线路算力过大难以满足无人机巡检的实际应用需求等问题，提出了一种基于 YOLOv7 的改进算法，同时将原有的主干网络替换成轻量化自注意力主干网络并引入 BiFPN [34]进行特征融合，由于输电线路缺陷检测数据集过少提出了自动扩充数据集的方法扩大数据集。改进后的算法，可以满足实时检测的要求，巡检效率也在一定程度得到了改善。

刘闰等人[35]针对边缘设备推理速度慢等问题，提出了一种基于 YOLOv5 的改进算法，引入 R-D 模块和重参数化 SPP (Spatial Pyramid Pooling)用来加快模型的推理速度，同时利用 ResRep 剪枝方法减小模型所占用的内存空间并将其部署到边缘平台进行模型加速优化。改进后的算法模型占用空间有所下降，模型精度推理速度有了不同程度的提升。

党宏社等人[36]针对目标检测模型过大检测速度过慢等问题，提出了一种基于 YOLOv4 的改进算法，其在原有网络的基础上引入 MobileNet V2 网络模型作为特征提取网络同时使用深度可分离卷积以减少模型参数，使用 K-means 聚类获取绝缘子的先验知识，在颈部网络使用 h-swish 函数作为激活函数以减少特征提取过程中的信息损失。改进后的算法在满足检测精度的同时又可以保证检测速度。

马富齐等人[37]针对输电线路覆冰积雪检测应急处理存在难度等问题,提出了一种轻量型多感受野表征的方法用于对输电线路覆冰厚度的并行识别。该识别方法采用轻量化网络 MobileNet V3 提取输电线路覆冰图像特征,引入多感受野模块以增强特征提取能力。改进后的算法可以适应极端天气下的覆冰识别并保持较高的检测精度。

上述的改进方法主要都是通过轻量化网络结构或剪枝的方式对网络进行改进,经过更改后的网络对于目标检测的精度以及目标检测的实时性都有了不同程度的提升。

4.4. 总结与展望

本文从深度学习目标检测算法、输电线路缺陷检测的研究难点、算法优化三部分对基于深度学习的输电线路缺陷检测展开论述,深度学习目标检测技术发展至今已经日趋成熟,但仍存在着一些缺点和不足,现针对输电线路缺陷检测的研究做出如下展望:

1) 虽然目标检测技术的检测精度可以满足实际应用的需求,但其对于小目标检测和复杂场景下遮挡物的检测仍有所欠缺,未来可以针对被遮挡物的目标检测进行研究。

2) 当前的目标检测技术大多数需要依赖大型计算机,无法满足移动端或嵌入式设备所需要的内存空间,对于输电线路缺陷检测轻量化的研究仍然需要继续。

3) 移动端或嵌入式设备在对于目标检测算法进行改进和提升的过程中,改进的方法大多针对特定版本或特定算法而不是通用的改进算法,缺少一定的学习迁移能力。如何把已知的改进算法迁移到未知算法中仍是我们需要关注的问题。

4) 缺少输电线路缺陷检测的公开数据集,数据集中样本参数过少,会对训练结果的准确性造成影响,未来输电线路缺陷检测数据的收集工作仍需要继续进行。

参考文献

- [1] 周仿荣,张辉,者梅林,等.一种基于数据增强增广和神经网络的输电导线及其缺陷检测方法[J].南方电网技术,2022,16(9):131-142.
- [2] 朱凯,姜文东,方玉群,等.基于改进 Hough 变换的输电线路带电作业机器人检测方法[J].制造业自动化,2022,44(6):186-189+203.
- [3] Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., et al. (2014) Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation. *Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Columbus, 23-28 June 2014, 580-587. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.81>
- [4] He, K., Zhang, X., Ren, S., et al. (2015) Spatial Pyramid Pooling in Deep Convolutional Networks for Visual Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **37**, 1904-1916. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2015.2389824>
- [5] Girshick, R. (2015) Fast R-CNN. *Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Computer Vision*, Santiago, 7-13 December 2015, 1440-1448. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.169>
- [6] Ren, S., He, K., Girshick, R., et al. (2015) Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **39**, 1137-1149.
- [7] 汤踊,韩军,魏文力,等.深度学习在输电线路中部件识别与缺陷检测的研究[J].电子测量技术,2018,41(6):60-65. <https://doi.org/10.19651/j.cnki.emt.1701266>
- [8] 武学良.嵌入双注意力机制的FasterR-CNN 航拍输电线路螺栓缺陷检测[D]:[硕士学位论文].北京:华北电力大学,2021. <https://doi.org/10.27139/d.cnki.ghbdu.2021.000005>
- [9] 吴军,白梁军,董晓虎,等.基于 Cascade R-CNN 算法的输电线路小目标缺陷检测方法[J].电网与清洁能源,2022,38(4):19-27+36.
- [10] Liu, W., Anguelov, D., et al. (2016) SSD: Single Shot MultiBox Detector. In: Leibe, B., Matas, J., Sebe, N. and Welling, M., Eds., *ECCV 2016: Computer Vision—ECCV 2016, Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 9905, Springer, Cham, 21-37. https://doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0_2

- [11] 李瑞生, 张彦龙, 翟登辉, 等. 基于改进 SSD 的输电线路销钉缺陷检测[J]. 高电压技术, 2021, 47(11): 3795-3802. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20201650>
- [12] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., *et al.* (2016) You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Las Vegas, 27-30 June 2016, 779-788. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>
- [13] Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., *et al.* (2015) Going Deeper with Convolutions. *Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Boston, 7-12 June 2015, 1-9. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298594>
- [14] Redmon, J. and Farhadi, A. (2017) YOLO9000: Better, Faster, Stronger. *Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Honolulu, 21-26 July 2017, 7263-7271. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.690>
- [15] Redmon, J. and Farhadi, A. (2018) Yolov3: An Incremental Improvement. (Preprint)
- [16] Alexey, B., Wang, C.Y. and Hong, Y. (2020) Yolov4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. (Preprint)
- [17] Wang, C.Y., Liao, H.Y.M., Wu, Y.H., *et al.* (2020) CSPNet: A New Backbone that Can Enhance Learning Capability of CNN. *Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, Seattle, 14-19 June 2020, 1571-1580. <https://doi.org/10.1109/CVPRW50498.2020.00203>
- [18] Jocher, G., Stoken, A., Borovec, J., *et al.* (2020) Ultralytics/YOLOv5: V3.1—Bug Fixes and Performance Improvements. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.4154370>
- [19] Wang, C.Y., Bochkovskiy, A. and Liao, H.Y.M. (2022) YOLOv7: Trainable Bag of Freebies Sets New State of the Art for Real Time Object Detectors. <https://arxiv.org/abs/2207.02696>
- [20] 肖黎俊, 潘睿志, 李超, 等. 基于改进 YOLOv5s 绝缘子缺陷检测技术研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(24): 137-144. <https://doi.org/10.19651/j.cnki.emt.2210050>
- [21] 唐靓, 余明慧, 武明虎, 等. 基于改进 YOLOv5 的绝缘子缺陷检测算法[J]. 华中师范大学学报(自然科学版), 2022, 56(5): 771-780. <https://doi.org/10.19603/j.cnki.1000-1190.2022.05.006>
- [22] 宋智伟, 黄新波, 纪超, 等. 基于 Flexible YOLOv7 的输电线路绝缘子缺陷检测和故障预警方法[J/OL]. 高电压技术: 1-16. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20221693>, 2023-05-05.
- [23] 徐文校, 张银胜, 王东平, 等. 改进 YOLOX 算法的输电线路关键部件及缺陷检测[J]. 无线电工程, 2023, 53(1): 188-198.
- [24] 蔡文彪, 李永锋, 吴怀诚, 张嘉杨, 董云鹏. 基于改进 Faster RCNN 模型的输电线路缺陷检测方法[J]. 信息技术, 2023, 47(1): 148-153.
- [25] 刘兰兰, 万旭东, 汪志刚, 等. 基于超分辨率重建与多尺度特征融合的输电线路缺陷检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(1): 130-139.
- [26] Ge, Z., Liu, S., Wang, F., *et al.* (2021) YOLOX: Exceeding YOLO Series in 2021. (Preprint)
- [27] Zheng, Z.H., Wang, P., Liu, W., *et al.* (2020) Distance-IoU Loss: Faster and Better Learning for Bounding Box Regression. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, **34**, 12993-13000. <https://doi.org/10.1609/aaai.v34i07.6999>
- [28] 叶翔, 孙嘉兴, 甘永叶, 等. 改进 YOLOv3 模型在无人机巡检输电线路部件缺陷检测中的应用研究[J]. 电测与仪表, 2023, 60(5): 85-91.
- [29] 刘开培, 李博强, 秦亮, 等. 深度学习目标检测算法在架空输电线路绝缘子缺陷检测中的应用研究综述[J/OL]. 高电压技术: 1-12. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20220273>, 2022-09-16.
- [30] 戚银城, 武学良, 赵振兵, 等. 嵌入双注意力机制的 Faster R-CNN 航拍输电线路螺栓缺陷检测[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(11): 2594-2604.
- [31] 赵霖, 王素珍, 邵明伟, 等. 基于改进 YOLOv5 的输电线路鸟巢缺陷检测方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(3): 157-165.
- [32] 孙丰刚, 王云露, 兰鹏, 等. 基于改进 YOLOv5s 和迁移学习的苹果果实病害识别方法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(11): 171-179.
- [33] 王宇博, 尚军利, 张焯, 等. 基于改进 YOLOv7 的实时输电导线缺陷检测方法[J/OL]. 南方电网技术: 1-8. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1643.TK.20230210.1523.016.html>, 2023-02-10.
- [34] Tan, M., Pang, R. and Le, Q.V. (2020) Efficientdet: Scalable and Efficient Object Detection. *Proceedings of the 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Seattle, 13-19 June 2020, 10781-10790. <https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.01079>
- [35] 刘闯, 李喆, 李曜丞, 等. 基于重参数化 YOLOv5 的输电线路缺陷边缘智能检测方法[J/OL]. 高电压技术: 1-11.

<https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20220861>, 2022-09-28.

- [36] 党宏社, 薛萌, 郭琴. 基于改进的 YOLOv4 绝缘子掉片故障检测方法[J]. 电瓷避雷器, 2022(1): 211-218.
- [37] 马富齐, 王波, 董旭柱, 等. 面向输电线路覆冰厚度辨识的多感受野视觉边缘智能识别方法研究[J]. 电网技术, 2021, 45(6): 2161-2169.