

基于改进SSD算法的输电线异物附着故障检测识别技术研究

邓天华¹, 赵曙光¹, 刘西钉²

¹东华大学, 上海

²上海琴信科技有限公司, 上海

收稿日期: 2022年3月27日; 录用日期: 2022年4月18日; 发布日期: 2022年4月27日

摘要

近年来,我国电力系统紧跟科技前进步伐,得到了空前发展。因而为保证输电系统的稳定运行,对输电线异物附着故障的检测识别方法成为电力行业相关人员的研究热点。为了对输电线异物附着故障进行有效地识别检测,从而提高电力巡检效率,本文结合输电线异物附着故障图像特点,对常见SSD算法(Single Shot MultiBox Detector)进行有效改进,将VGG16特征提取网络替换为ResNet50,并针对原模型在小目标检测中的不足,设计并应用了特征融合模块,且对1241张输电线异物附着故障图像进行数据扩充并制作成包含5000余张图像的数据集,由此训练出目标检测网络模型,最后训练数据集的均值精度mAP (mean Average Precision)在97%左右,达到了故障检测准确性的要求。

关键词

异物附着, SSD算法, ResNet50, 特征融合

Research on Detection and Recognition Technology of Foreign Object Adhesion Fault in Transmission Line Based on Improved SSD Algorithm

Tianhua Deng¹, Shuguang Zhao¹, Xiding Liu²

¹Donghua University, Shanghai

²Shanghai Qinxin Technology Co., Ltd., Shanghai

Received: Mar. 27th, 2022; accepted: Apr. 18th, 2022; published: Apr. 27th, 2022

Abstract

In recent years, China's power system has followed the pace of science and technology and achieved unprecedented development. Therefore, in order to ensure the stable operation of the transmission system, the detection and identification method of foreign matter adhesion fault of transmission line has become a research hotspot of relevant personnel in the power industry. In order to effectively identify and detect the foreign object attachment fault of transmission line, so as to improve the efficiency of power inspection, combined with the image characteristics of foreign object attachment fault of transmission line, this paper effectively improves the common SSD algorithm (Single Shot MultiBox Detector), replaces the VGG16 feature extraction network with ResNet50, and aims at the shortcomings of the original model in small target detection, the feature fusion module is designed and applied, and the data of 1241 foreign object attachment fault images of transmission line are expanded and made into a data set containing more than 5000 images, so as to train the target detection network model. Finally, the mean accuracy mAP (mean Average Precision) of the training data set is about 97%, which meets the requirements of fault detection accuracy.

Keywords

Foreign Body Attachment, SSD Algorithm, ResNet50, Feature Fusion

Copyright © 2022 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

近年来,随着电力行业的高速发展,电力系统在电力输送中出现的故障率也逐年上升。由于高压输电线的周围环境复杂,容易被广告横幅、气球、风筝等异物附着缠绕,造成输电线相间短路等严重事故。因而,对输电线异物附着故障进行有效的巡检识别显得尤为重要[1]。

而针对输电线中异物附着的情况,随着航拍电力巡检方式的应用,目标检测技术在电力巡检中具有突出的适用性能。而且,计算机 CPU 和 GPU 的性能在近年都有了很大的提升,可对图像数据进行优化处理,大力推动了目标检测技术的应用。因此,卷积神经网络的检测算法相对于传统的图像识别技术,具有更高的检测效率和检测精度。当前的目标检测算法中,二阶段算法以 Faster R-CNN 为主,具有检测精度高、易于进行迁移学习的特点,但检测速度较慢,单一特征层分辨率较小;一阶段算法以 YOLO 系列和 SSD 算法为代表,YOLO 系列检测速度快,但对小目标的检测准确率较低,而 SSD 算法在检测速度和精度上都更具优势[2]。结合输电线异物附着故障识别的特点,以及航拍图像中背景环境复杂、检测目标可能存在小而多的情况,SSD 算法更能适用于异物附着故障图像的检测识别。本文主要在已有技术的基础上,对 SSD 算法做更进一步的改进,以提高检测性能,并从以下几个方面入手:

- 1) 搭建 SSD 算法的目标检测网络;
- 2) 构建输电线异物附着图像数据集,分析图像特点;
- 3) 将原来的 VGG16 网络替换为改进的 ResNet50 网络;
- 4) 设计特征融合模块,提高 SSD 算法对异物附着故障图像中小目标的检测效果。

2. SSD 算法的介绍

在 2016 年, SSD 算法原理首次被刘伟发表于 ECCV (European Conference on Computer Vision), 该算法通过回归思想对检测对象的类别和位置进行读取, 并通过 Anchors 机制生成先验框, 以适应大小不同尺寸目标的检测, 是继 YOLO 之后的又一种 one-stage 算法[3]。

如图 1, 输入图像尺度是 300×300 , 通过特征提取网络 VGG16 获取特征图层; 然后通过下采样(Pooling 层)的处理获取 6 个不同尺度的特征图层, 将其作为预测特征层的输入; 最后通过 NMS (非极大值抑制) 进行筛选与合并, 得出检测结果。

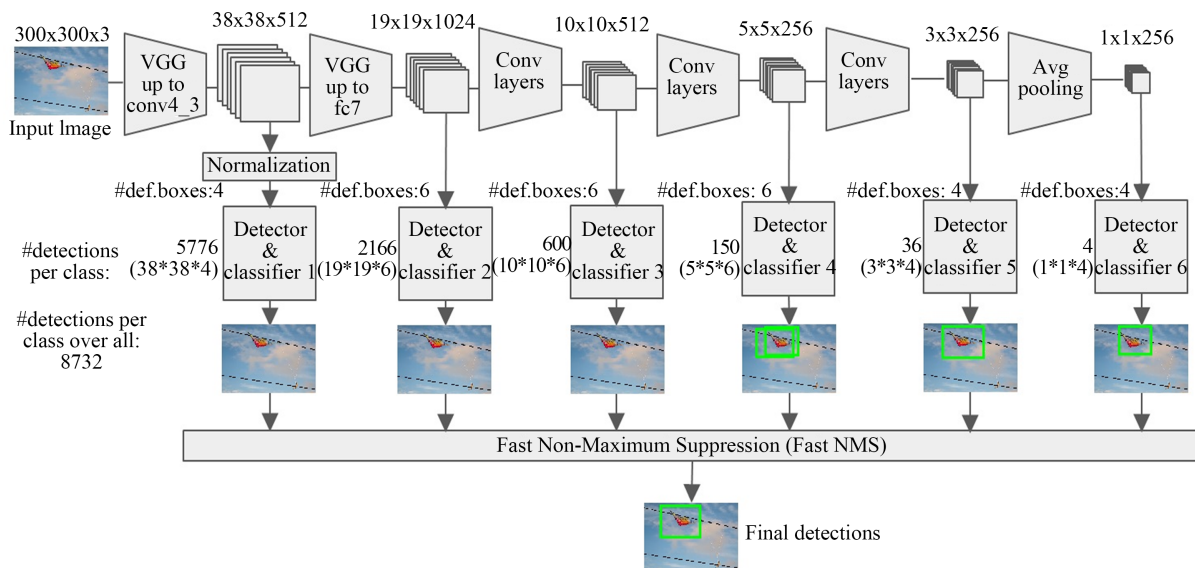


Figure 1. SSD algorithm structure

图 1. SSD 算法结构

3. SSD 算法改进

原始的 SSD 算法模型使用 VGG16 作为特征提取网络, 具有可提取图像深层特征的优势, 主要针对 Pascal VOC 数据集检测日常物体。但对于输电线异物附着故障图的检测, 却存在以下两个方面的欠缺: 一是异物附着图像背景复杂, 若图像是在不同的光线和角度采取时, 检测识别度高低不同, 而且 VGG16 受限于自身结构特点, 并不能多次使用卷积层数, 因而分类能力存在一定的不足, 这更增加了异物附着故障图像的检测识别难度; 二是异物附着故障图像的检测目标有大有小、有多有少, 对特征图层提取信息的要求更高, 因而需要对图像信息的处理做更进一步的改进。

1) 改用 ResNet 网络

在深度学习卷积神经网络的处理中, 随着网络结构的层次加深, 网络训练效果会逐渐退化, 准确率平缓, 但训练误差却仍然会逐渐增大, 而 ResNet 网络正好可以解决这一退化问题[4]。ResNet 网络由若干个残差块(如图 2)叠加构建, 残差网络最大的优点就是通过引入跳跃连接使前一个残差块的信息毫无阻碍地进入后一个残差块, 有利于信息流通, 解决了网络加深而导致的梯度消失和训练退化问题。残差网络结构最深可达 152 层, 可对大数据集多类别对象进行高效训练预测[5], 而本文主要针对输电线异物附着故障图像的检测识别, 50 层的残差网络, 即 ResNet50 就能达到很好的效果, 训练速度也更具优越性。

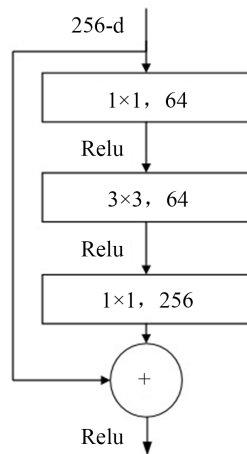


Figure 2. Residuals
图 2. 残差块

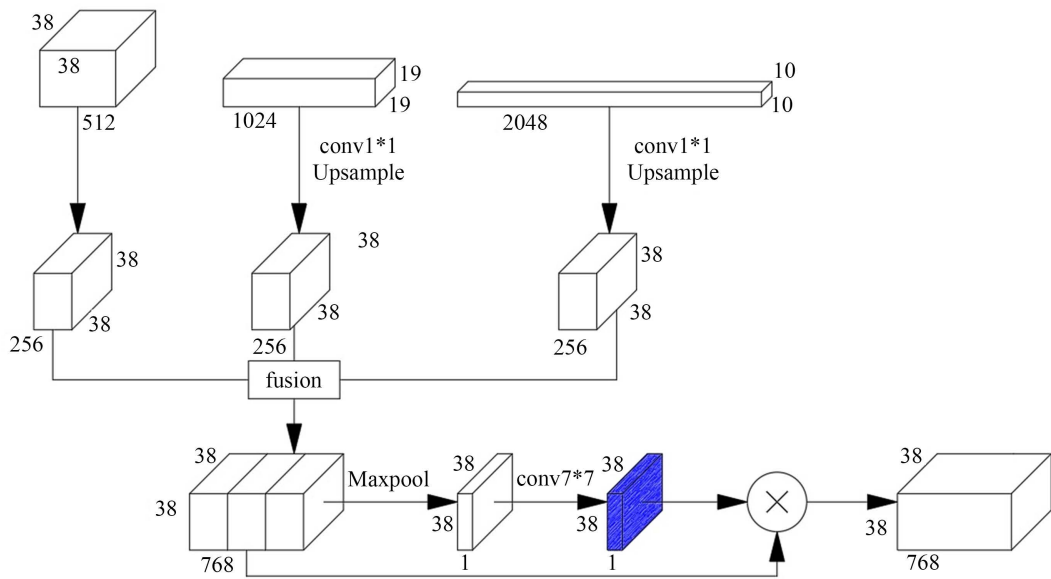


Figure 3. Design principle of feature fusion modul
图 3. 特征融合模块设计原理

2) 设计并应用特征融合模块

对于异物附着故障图像，SSD 算法中的六个特征图层仍不能提供充分的信息。主要原因在于复杂图像的深层特征对应于原图的感受野比较大，对目标的细节信息缺乏，容易出现小目标漏检情况[6] [7]；而浅层特征虽然对应的原图感受野较小，能够检测到小目标，但处理浅层特征的卷积层又太少，对目标特征的表达能力有限，容易出现欠拟合[8]。为此，本文设计了可以解决小目标漏检问题的特征融合模块，如图 3，以 ResNet50 中第 4、第 5 层分别作 2 倍、4 倍上采样，从而得到对应的两个分辨率为 38×38 的特征图层，并将它们与第 3 层进行融合。然后将融合后的特征图层通过最大池化和 7×7 卷积层的处理，得到一个空间特征系数，将该系数与融合得到的特征图层相乘，从而突出小目标的重要特征，抑制非重要特征，提高小目标检测效果。

经过 ResNet50 网络替换以及特征融合模块的设计应用，可得改进的 SSD 算法，如图 4。

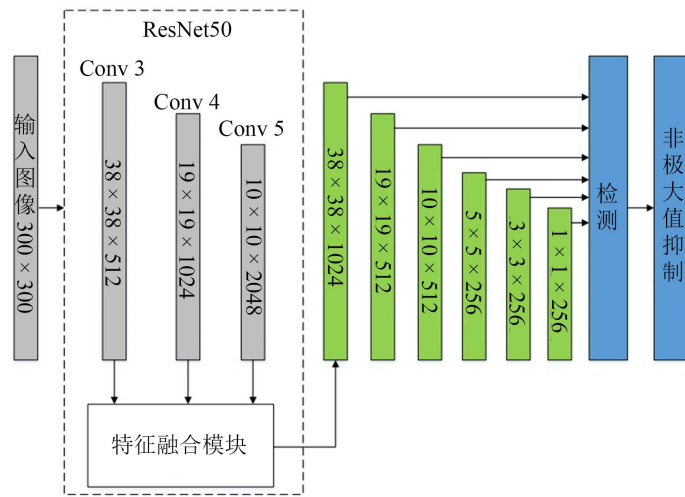


Figure 4. Improved SSD algorithm flow
图 4. 改进的 SSD 算法流程

4. 实验结果及分析

1) SSD 算法训练

训练参数设置：迭代参数 epochs 设为 50，初始学习率 learning rate 设为 0.005。经过改进的 SSD 算法模型训练可得该数据集的均值精度 mAP 达到 97% 左右，损失函数 Train Loss 收敛至 0.00003 左右，学习率 learning rate 下降接近于 0，如图 5、图 6。

2) 训练预测结果展示

SSD 算法通过使用 ResNet50 特征提取网络并经过特征融合模块处理后，对比未改进 SSD 算法结果，改进 SSD 算法检测效果得到显著提高，如图 7、图 8、图 9 所示(左边为改进 SSD 算法结果，右边为未改进 SSD 算法结果)，对于具有多目标、大小目标的输电线异物附着故障图像都能进行有效的检测识别，准确率较高。

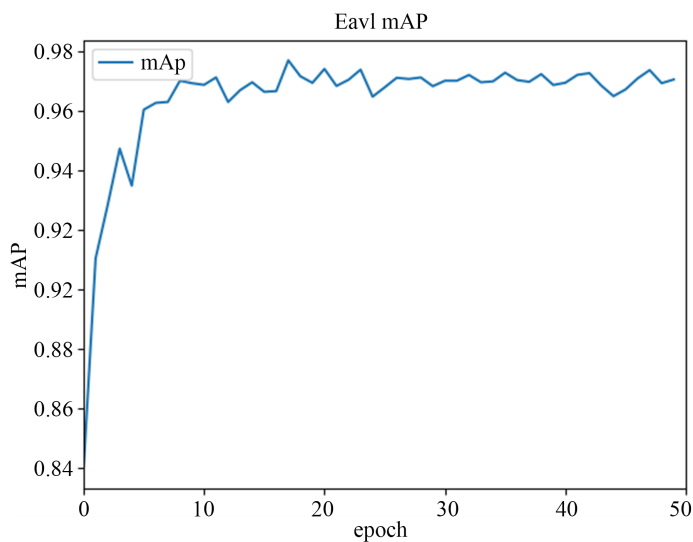


Figure 5. Mean precision mAP curve
图 5. 均值精度 mAP 曲线

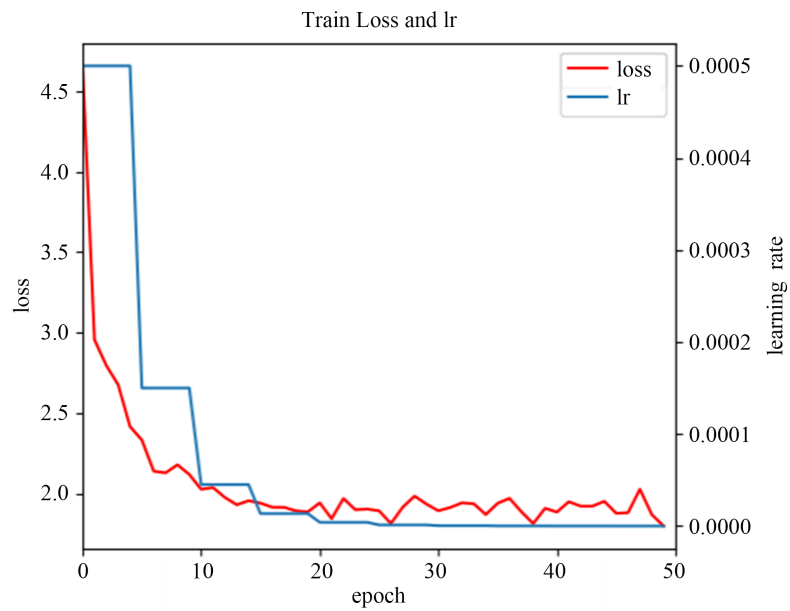


Figure 6. Loss function Train Loss and learning rate lr curves
 图 6. 损失函数 Train Loss 和学习率 lr 曲线

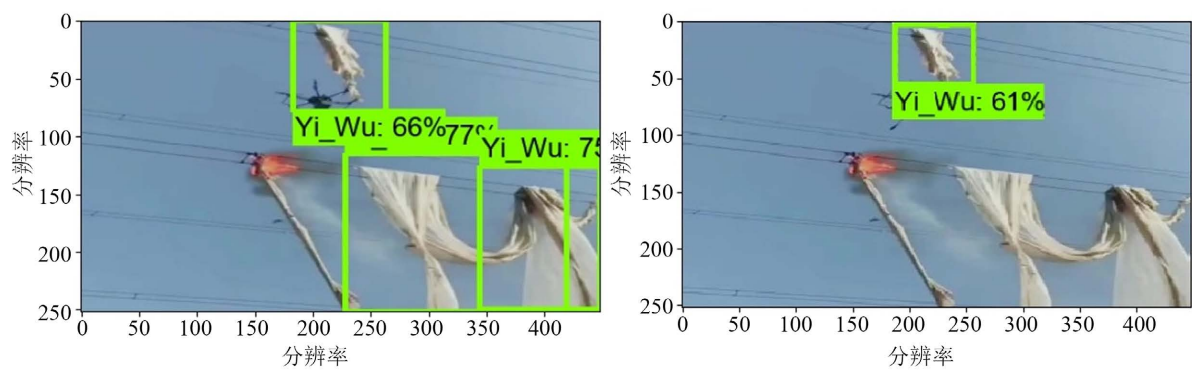


Figure 7. Comparison of multi-target detection and recognition result
 图 7. 多目标检测识别结果对比

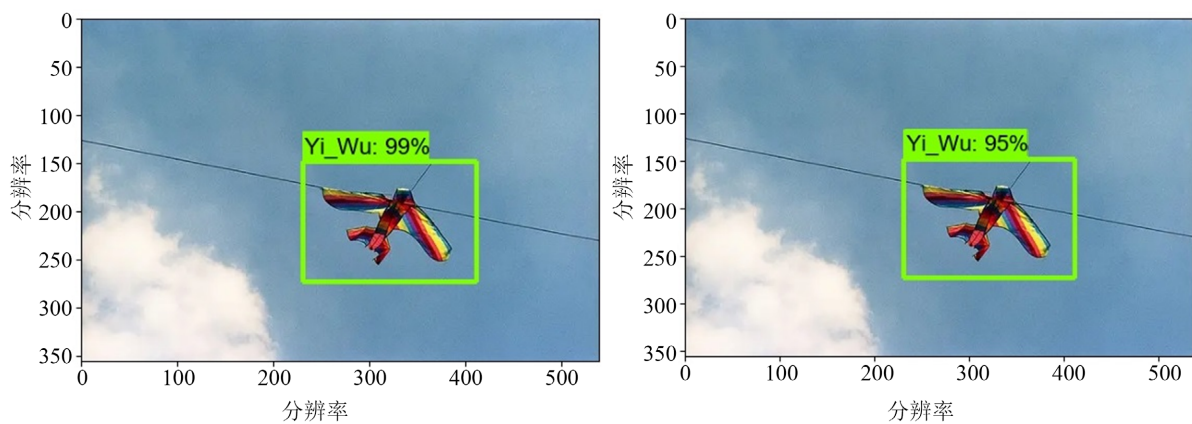


Figure 8. Comparison of single target detection and recognition result
 图 8. 单目标检测识别结果对比

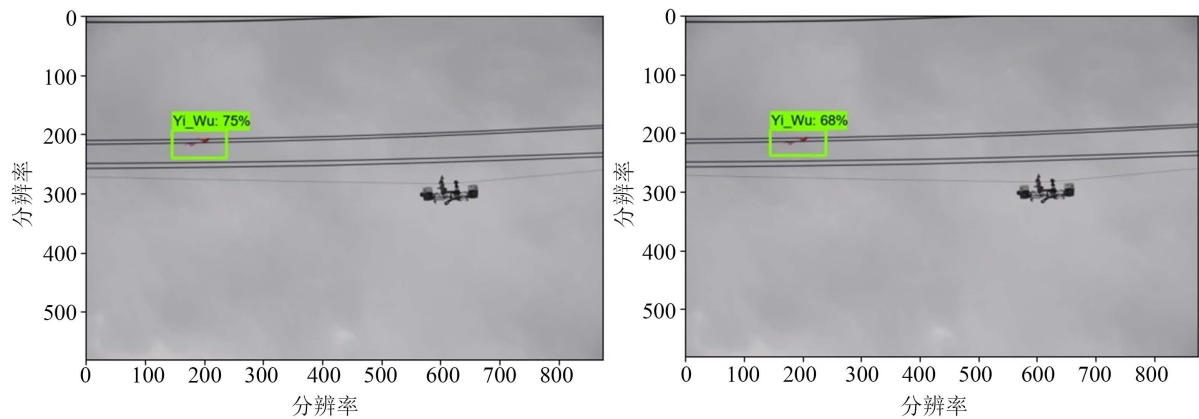


Figure 9. Comparison of small target detection and recognition result
图 9. 小目标检测识别结果对比

5. 结论

本文对输电线异物附着故障图像的检测识别提出了 SSD 算法的改进模型，首先将 VGG16 模型替换为 ResNet50 网络解决了原算法分类能力不足的问题，然后设计了特征融合模块解决了小目标漏检的问题，最后训练预测结果证明，改进后的 SSD 算法模型对具有小目标多目标特点的输电线异物附着故障图像能够进行快速准确的检测识别。

输电线异物附着故障的有效检测对电力巡检的工作具有十分重要的意义，有利于提高电力系统的稳定运行。未来对已改进的 SSD 算法模型还可以有更进一步的优化，例如无人机巡检输电线异物附着故障的实时检测系统开发等。

参考文献

- [1] 金潮伟. 基于边缘计算和改进 SSD 算法的输电线路设备缺陷智能诊断[D]: [硕士学位论文]. 北京: 华北电力大学, 2021: 10-13.
- [2] Wang, B., Wu, R., Zheng, Z., *et al.* (2017) Study on the Method of Transmission Line Foreign Body Detection Based on Deep Learning. 2017 *IEEE Conference on Energy*, New York, 251-258.
- [3] Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., *et al.* (2016) SSD: Single Shot MultiBox Detector. Springer, Cham, 125-131. https://doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0_2
- [4] 老翌. 基于深度学习的车辆检测与识别算法研究[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2021: 24-35.
- [5] Zhao, H., Li, Z., Fang, L., *et al.* (2020) A Balanced Feature Fusion SSD for Object Detection. *Neural Processing Letters*, **51**, 365-368. <https://doi.org/10.1007/s11063-020-10228-5>
- [6] Yang, D., Bi, C., Mao, L., *et al.* (2019) Contour Feature Fusion SSD Algorithm. 2019 *Chinese Control Conference (CCC)*, Guangzhou, 27-30 July 2019, 3423-3426. <https://doi.org/10.23919/ChiCC.2019.8866559>
- [7] 廖春江. 基于特征融合的 SSD 小目标检测方法[D]: [硕士学位论文]. 湘潭: 湘潭大学, 2020: 32-44.
- [8] 范亚雷. 电力巡检图像中基于深度学习的异物检测方法研究[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 湖北工业大学, 2020: 38-47.