



## 使用改进Yolov5的变电站绝缘子串检测方法

冯晗, 姜勇

引用本文:

冯晗,姜勇. 使用改进Yolov5的变电站绝缘子串检测方法[J]. 智能系统学报, 2023, 18(2): 325–332.

FENG Han,JIANG Yong. A substation insulator string detection method based on an improved Yolov5[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2023, 18(2): 325–332.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202201027>

## 您可能感兴趣的其他文章

### 改进YOLOv5s的遥感图像目标检测

A remote sensing image object detection algorithm with improved YOLOv5s

智能系统学报. 2023, 18(1): 86–95 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202203013>

### 基于轻量型YOLOv5的风机桨叶检测与空间定位

Detection and spatial location of wind turbine blades based on lightweight YOLOv5

智能系统学报. 2022, 17(6): 1173–1181 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202204016>

### 自适应上下文特征的多尺度目标检测算法

Multi-scale target detection algorithm based on adaptive context features

智能系统学报. 2022, 17(2): 276–285 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202101029>

### 改进Center-Net网络的自主喷涂机器人室内窗户检测

Indoor window detection of autonomous spraying robot based on improved CenterNet network

智能系统学报. 2021, 16(3): 425–432 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202005016>

### 注意力机制和Faster RCNN相结合的绝缘子识别

Insulator recognition based on attention mechanism and Faster RCNN

智能系统学报. 2020, 15(1): 92–98 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201907023>

### 一种新型悬垂绝缘子检测机器人机构设计

Mechanism design for a novel suspension insulator detection robot

智能系统学报. 2015(4): 541–547 <https://dx.doi.org/10.3969/j.issn.1673-4785.201404008>

DOI: 10.11992/tis.202201027

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20221025.1841.011.html>

# 使用改进 YOLOv5 的变电站绝缘子串检测方法

冯晗<sup>1,2,3,4</sup>, 姜勇<sup>2,3,4</sup>

(1. 东北大学 信息科学技术学院, 辽宁 沈阳 110006; 2. 中国科学院 沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016; 3. 中国科学院 网络化控制系统重点实验室, 辽宁 沈阳 110016; 4. 中国科学院 机器人与智能制造创新研究院, 辽宁 沈阳 110169)

**摘要:** 针对变电站绝缘子串水冲洗机器人在复杂光照环境下无法准确识别绝缘子的问题, 提出了一种基于改进 YOLOv5 的绝缘子检测方法。首先针对逆光环境下图像质量差导致算法失效的问题, 提出了一种模拟过曝增强算法, 并应用到数据增强过程中; 此外, 针对变电站绝缘子检测任务, 对网络的 Neck 进行了优化裁剪, 使推理速度获得了提升; 最后, 使用注意力机制改善了裁剪后网络检测精度下降的问题。实验表明, 改进后的 YOLOv5 在检测精度基本不变的情况下推理速度提高了 25%, 并且对于逆光下图像的检测精度获得了大幅提升。

**关键词:** YOLOv5; 绝缘子; 注意力机制; 逆光环境; 计算机视觉; 深度学习; 人工智能; 目标检测

**中图分类号:** TP391.4    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1673-4785(2023)02-0325-08

中文引用格式: 冯晗, 姜勇. 使用改进 YOLOv5 的变电站绝缘子串检测方法 [J]. 智能系统学报, 2023, 18(2): 325-332.

英文引用格式: FENG Han, JIANG Yong. A substation insulator string detection method based on an improved YOLOv5[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2023, 18(2): 325-332.

## A substation insulator string detection method based on an improved YOLOv5

FENG Han<sup>1,2,3,4</sup>, JIANG Yong<sup>2,3,4</sup>

(1. School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110006, China; 2. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China; 3. Key Laboratory of Networked Control Systems, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China; 4. Institute for Robotics and Intelligent Manufacturing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110169, China)

**Abstract:** An improved method for detecting insulators, based on YOLOv5, is proposed to address the challenge faced by substation insulator string water rinsing robots in accurately identifying insulators in complex lighting conditions. To overcome the issue of poor image quality in backlight environments causing algorithm failure, the data enhancement process includes the use of a simulated overexposure enhancement algorithm. The network's Neck is optimally cropped to improve the inference speed for the substation insulator detection task, and the attention mechanism is utilized to address the accuracy degradation after cropping. Results show that the improved YOLOv5 has improved the inference speed by 25% while maintaining the same detection accuracy and achieved significant improvement in the detection accuracy for images under backlighting.

**Keywords:** YOLOv5; insulator; attention mechanism; backlighting environment; computer vision; deep learning; artificial intelligence; target detection

绝缘子主要用于电气绝缘和机械支撑, 是架设输电线路过程中的重要原件。在输电线路的运行过程中, 绝缘子长期承受高压电流和自然环境

变化的影响, 其表面堆积的污秽会导致绝缘子的绝缘能力下降, 严重时可能导致闪络事故<sup>[1]</sup>。使用高压水枪对绝缘子串进行水冲洗可以有效地防止闪络事故<sup>[2]</sup>, 为了不影响工业生产, 目前常采用的方法是人工带电水冲洗, 这种方式操作难度高、安全性差。目前, 研制一种新型的可替代人工完成

收稿日期: 2022-01-17. 网络出版日期: 2022-10-26.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (52075531).

通信作者: 姜勇. E-mail: [jiangyong@sia.com](mailto:jiangyong@sia.com).

©《智能系统学报》编辑部版权所有

变电站带电水冲洗作业的智能机器人越来越受到重视<sup>[3]</sup>。在水冲洗机器人进行作业时,机器人需要具备识别出绝缘子串位置的能力,因此如何在变电站环境中准确地识别绝缘子是本文的研究重点。

传统方法多是利用绝缘子串的轮廓和纹理特征进行检测。文献[4]先使用聚类分析的方法获取绝缘子串特征,然后使用 Adaboost 算法对绝缘子串进行识别。文献[5]将图像转换到 LAB 空间来避免光照影响,然后使用 OTSU 算法进行阈值分割,粗略得到绝缘子串后再通过形态学运算得到绝缘子串的位置。文献[6]在对图像进行预处理后,使用免疫遗传 Snake 算法计算绝缘子串轮廓,然后用椭圆拟合和连通区域方法计算绝缘子串的数目。文献[7]提出了基于霍夫变换与灰度阈值分割的识别方法,在使用 OTSU 进行二值化后,通过霍夫变换实现对绝缘子串的定位;该方法准确率较高,但当绝缘子串倾斜角度较大时则容易出现误判。文献[8]使用红外图像中的绝缘子串的盘面和铁帽对绝缘子串进行检测,该方法检测效果较好,但当目标出现遮挡时其识别效果较差。文献[9]通过低通滤波器做散射系数处理,集合 Gram 矩阵法来降低绝缘子串背景信息的噪声干扰,然后结合 SSD 网络对绝缘子串进行检测。文献[10]利用了绝缘子串的形状信息,研究了绝缘子串的灰度和深度特征模型,结合视觉和激光信息利用绝缘子串的灰度周期性与深度周期性实现绝缘子识别。文献[11]利用绝缘子串沿垂直和水平方向投影后的规律震荡曲线,定义了表示绝缘子串空域形态一致特征的描述子,使用该描述子对候选区域绝缘子串进行搜索定位。文献[12]利用绝缘子片形似圆形的特点,使用 Canny 算法检测绝缘子的边缘特征,结合霍夫变换对其进行检测,将检测后得到的圆心使用 RANSAC 算法进行直线拟合,获取绝缘子串的准确位置。近年来随着深度学习的兴起,使用深度学习方法的绝缘子检测逐渐成为主流。文献[13]针对数据集存在的复杂度不均衡与类别不均衡现象,使用 Focal loss 函数对 YOLOv3 进行改进,使用迁移学习在绝缘子数据集上进行训练,获得良好的检测效果。文献[14]使用 Fast R-CNN 对绝缘子串进行位置检测,然后再结合人工方法提取的绝缘子串颜色和纹理信息进行融合后对绝缘子串故障状态进行识别。文献[15]结合目标检测网络 Fast R-CNN 和目标分割网络 FCN 对绝缘子进行检测,能够有效地检测绝缘子串的位置和轮廓。文献[16]通过仿射变换、背景融合的方法对数据集进行了

扩充,并对比分析了不同网络的检测效果。

与空中绝缘子检测不同,因为变电站绝缘子串的 360°都需要进行水冲洗,水冲洗作业机器人围绕支柱式绝缘子时会不可避免地遇到逆光拍摄的问题。其中文献[10]使用 SVM 计算环境加权系数来消除光照影响,但在逆光下的检测效果欠佳;文献[13-16]使用神经网络检测绝缘子串,但在逆光环境图像质量较差的情况下仍然会出现误检、漏检等情况。针对上述问题,本文提出了一种模拟过曝增强方法,可以有效地增加网络对过曝情况的鲁棒性;此外对 YOLOv5 Neck 端进行了针对性优化,删除了部分结构的同时添加了注意力机制,在推理速度上获得了较大提升。

## 1 相关技术

### 1.1 YOLOv5 模型

YOLOv5 是典型的单阶段目标检测网络,其结构可以分为 Backbone、Neck 和 Output。其中,Backbone 是基础特征提取层,负责提取图像的特征信息;Neck 是特征融合层,其负责融合不同尺度的图像信息以获得更好的检测效果;Output 是输出层,负责输出检测到的目标信息。其示意图如图 1 所示。

其中,Backbone 模块由不同数量的 CSP<sup>[17]</sup> 模块进行叠加组成,根据 CSP 模块数量的不同可以将 YOLOv5 分为 n、s、m、l 和 x 等多种实现,其区别在于检测精度与推理速度有所不同,YOLOv5x 的检测精度最高,但速度最慢;YOLOv5n 的检测速度最快,但精度较差。出于检测精度和实时性两方面的考虑,本文在 YOLOv5s 的基础上对其进行改进。

### 1.2 注意力机制

注意力机制是一种可以自动学习输入数据权重的神经网络模块,其可以嵌入在不同的检测网络中改善其检测性能。SENet<sup>[18]</sup> 是一种简单有效的注意力机制网络,能够嵌入到神经网络结构中增强网络的性能。SENet 的操作是挤压(squeeze)和激励(excitation)。挤压操作是对输入的特征图进行全局平均池化,将  $W \times H \times M$  大小的特征图压缩成  $1 \times 1 \times M$  大小,这种操作可以使每个特征图都具有全局感受野。激励操作是将挤压层的输出送入两个全连接层,先降维后得到  $1 \times 1 \times \left(\frac{M}{r}\right)$  大小的向量,然后使用 Relu 激活后再进行升维,得到  $1 \times 1 \times M$  大小的向量,再使用 Sigmoid 激活后得到的便是输入特征图不同通道的权重。最终,将权重与对应的通道相乘便是最终的输出。其示意图如图 2 所示。

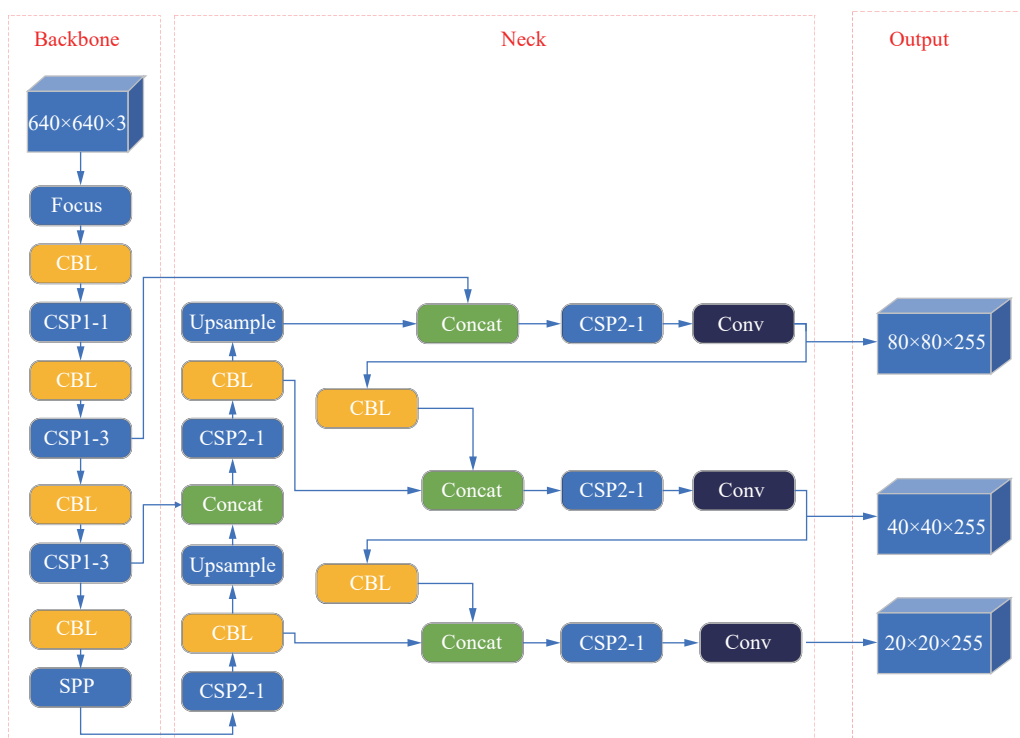


图 1 YOLOv5 框架

Fig. 1 YOLOv5 framework

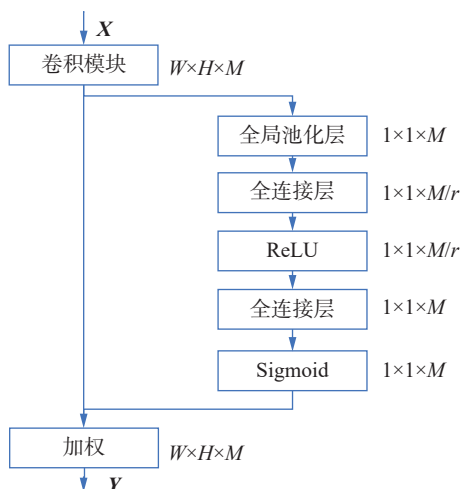


图 2 SENet 结构

Fig. 2 SENet structure

文献 [19] 发现降维操作并不是必须的, 因此提出了 ECA-Net。ECA-Net 通过添加少量的参数避免了降维操作, 并使用一维卷积来实现跨通道的信息交互, 显著提高了网络性能。其流程为:

1) 对输入数据进行全局平均池化操作, 得到一个  $1 \times 1 \times M$  的向量。

2) 通过一维卷积获取相邻  $k$  个邻居的跨通道信息, 完成通道间的信息交互。其中,  $k$  的大小可以自适应获取:

$$k = \phi(c) = \left\lfloor \frac{\log_2(c)}{r} + \frac{b}{r} \right\rfloor_{\text{odd}} \quad (1)$$

式中:  $c$  是通道维数;  $\lfloor \cdot \rfloor_{\text{odd}}$  表示离  $t$  最近的奇数;  $r$  取

2;  $b$  取 1。本文中  $k$  值选取 5。

## 2 改进的 YOLOv5

### 2.1 模拟过曝增强

变电站绝缘子串水冲洗机器人在执行作业时, 需要  $360^\circ$  环绕绝缘子串进行冲洗, 而相机的拍摄是自底向上的, 因此不可避免地会受到光照的影响, 当光照直射相机时, 图像会出现局部的过度曝光, 导致图像泛白、部分信息缺失, 影响神经网络的检测结果, 如图 3 和图 4 所示。

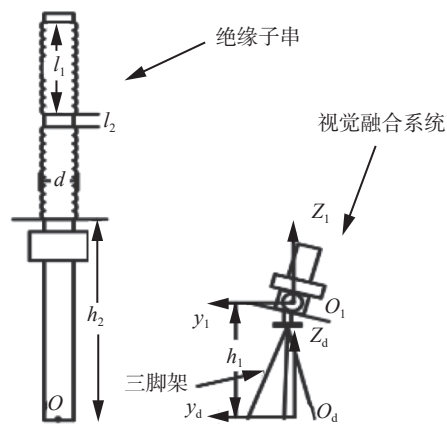


图 3 绝缘子拍摄视角

Fig. 3 Insulator shooting view

为了解决这种问题, 本文设计了一种模拟过曝增强算法, 通过在数据增强过程中对输入图像处理, 增加网络对逆光缺失情况的鲁棒性。





图4 逆光拍摄的图片

Fig. 4 Pictures taken against the light

对给定的一张图片 $I_c$ , 可以通过式(2)添加模拟过曝效果。

$$I_c(i, j) = I_c(i, j) + s \left( 1 - \frac{\sqrt{(i-x)^2 + (j-y)^2}}{r} \right) \quad (2)$$

式中:  $x, y$  分别是过曝范围的中心坐标;  $i, j$  是施加影响的像素点;  $s$  是曝光强度, 取 255~400 的随机值;  $r$  为曝光半径。其中,  $r$  的取值如式(3)决定,  $\text{rand}$  表示随机数。

$$\begin{cases} r = \text{rand}\{\sigma, 2 \times \sigma\} \\ \sigma = \min\{w, h\} \end{cases} \quad (3)$$

改进后, 训练的整体流程如图5所示, 模拟过曝增强应用在了数据增强过程中, 可以有效地增强逆光环境下检测网络的鲁棒性。

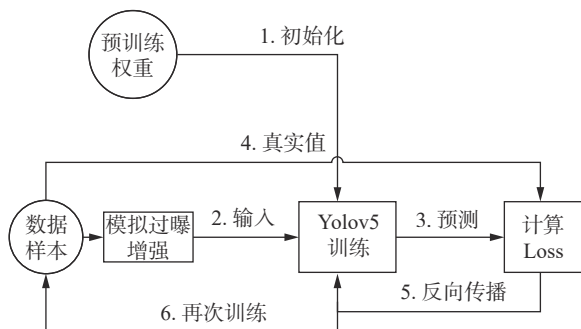


图5 训练流程

Fig. 5 Training process

## 2.2 Neck 裁剪

Yolov5 的 Neck 在 FPN<sup>[20]</sup> 结构的基础上, 还使用了 PAN<sup>[21]</sup> 结构。FPN 层从顶层向底层传递强语义信息, PAN 层从底层向顶层传递强定位信息, 此外通过融合不同尺度层的预测结果, 提高了检测精度, 改善了对小目标的检测效果。其示意图如图6所示。

通过文献[22]发现多尺度输出层的数量影响网络的推理速度和检测精度, 因此本文针对变电站水冲洗任务对 Neck 进行了针对性优化。机器

人在执行绝缘子水冲洗作业时, 需要识别出位于机器人面前的绝缘子串, 完成定位后使用高压水枪对其进行水冲洗。在这一过程中, 机器人需要靠近要清洗的绝缘子串, 从机器人视角拍摄到的图像中, 绝缘子属于中等目标或大目标, 占据视野较大比例。图7是机器人视角中拍摄到的绝缘子串图片, 可以看到, 绝缘子在图像中占据比例较大, 目标较为明显。

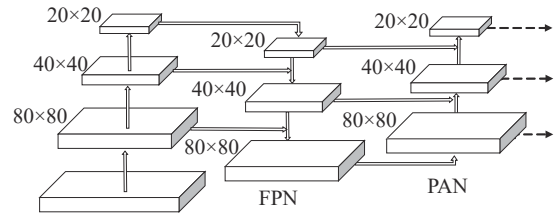


图6 FPN 和 PAN

Fig. 6 FPN and PAN



图7 机器人视角中的绝缘子图像

Fig. 7 Image of insulators in robot view

表1是对绝缘子串训练集中目标大小的统计结果, 其中极小目标表示其标签(Label)所占面积小于1%的目标, 小目标表示所占面积位于1%~5%的目标, 中等目标指5%~10%的目标, 超过10%被认为是大目标。可以看到, 多数的待检测绝缘子目标为中等目标, 少数为大目标; 其中小目标数量极少, 无面积小于1%的目标。

表1 绝缘子大小分布图

Table 1 Insulator size distribution chart

统计结果	极小	小	中等	大
数量	0	17	2134	507

基于以上原因, 分别对 Yolov5 的 3 个输出层的输出结果进行测试, 测试结果如表2所示。其中  $P_1$  表示小尺度层,  $P_2$  表示中等尺度层输出,  $P_3$  表示大尺度层的输出。可以看出, 小尺度的预测结果较差, 其 mAP 只有 1.8%, 而中间尺度的预测结果在 85%, 大尺度的预测结果最好, 有 93.8%。然而三者融合后的结果输出为 93.4%。这个结果说明对于变电站绝缘子检测任务, 小尺度的输出

层是完全多余的, 在参与融合后其反而拉低了检测精度。真正起作用的输出层是大尺度和中间尺度预测层, 而大尺度预测层的效果是最好的。

表 2 Yolo5s 不同尺度层检测结果

Table 2 Yolo5s different scale layer detection results

检测结果	$P_1$	$P_2$	$P_3$	输出
mAP	0.018	0.834	0.938	0.934

出于以上原因, 对 Neck 层进行修改。本文测试了 3 种裁剪策略, 第 1 种策略为只删除小尺度预测层, 如图 8 所示; 第 2 种策略同时删除小尺度和中间尺度预测层, 只保留最大尺度预测层, 这种改动实际上是删除了 Neck 中的 PAN 和 FPN 结构, 如图 9 所示; 第 3 种策略是删除小尺度和大尺度预测, 只保留中间尺度预测层, 如图 10 所示。

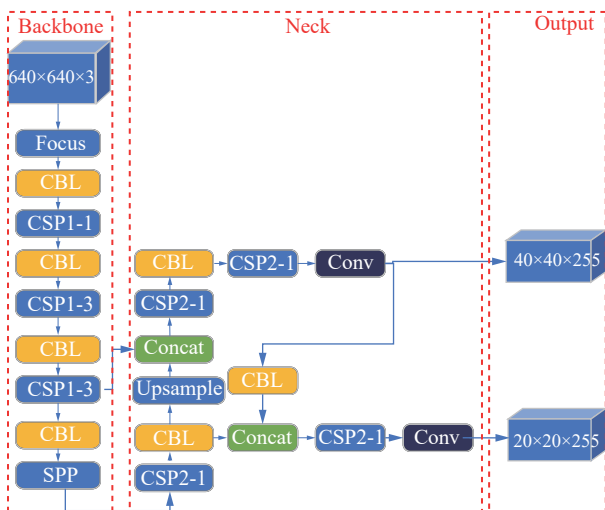


图 8 裁剪版本 1  
Fig. 8 Cropped version 1

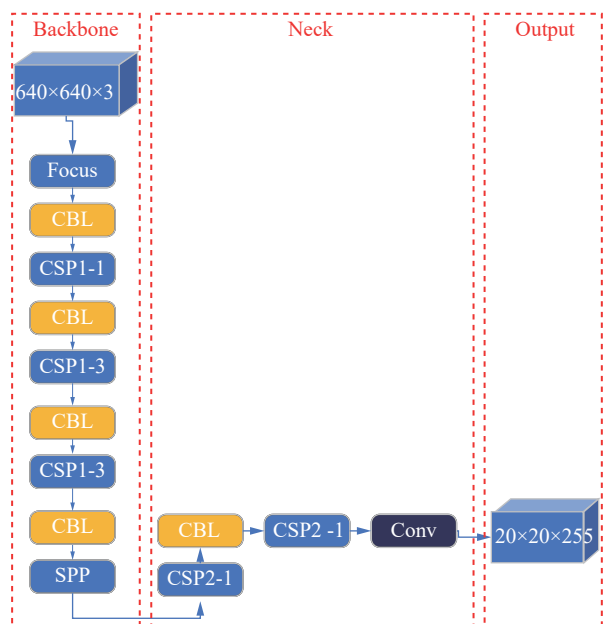


图 9 裁剪版本 2  
Fig. 9 Cropped version 2

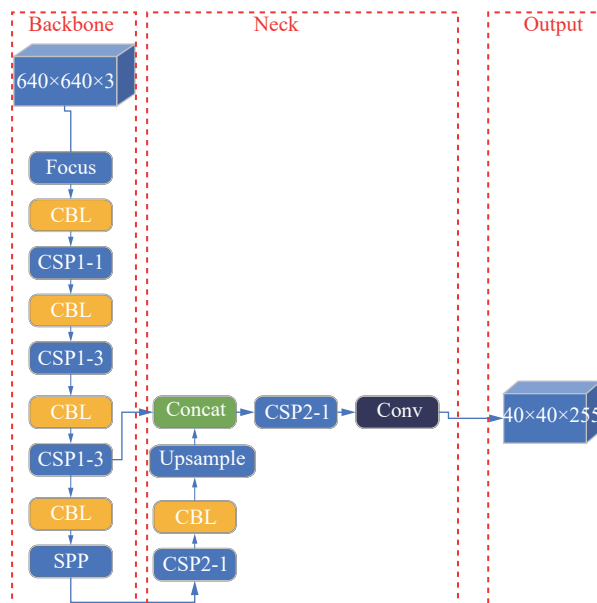


图 10 裁剪版本 3  
Fig. 10 Cropped version 3

## 2.3 注意力改进

由于网络结构的变动, Neck 删减会对后续的定位和分类精度造成影响, 因此本文选用注意力机制改善检测精度。改进方式参考文献 [23], 如图 11 所示。

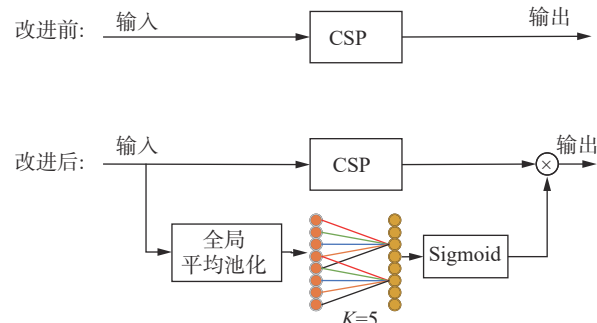


图 11 改进后的 CSP 模块  
Fig. 11 Improved CSP module

修改后的网络形式为 CSP 模块后紧接一个 ECA 模块。最后, 最终的修改后的网络版本如图 12 所示。

## 3 实验结果分析

### 3.1 实验数据集

由于目前没有变电站支柱式绝缘子串的公开数据集, 因此数据集为自行搭建。在对从变电站采集的绝缘子串图像进行筛选、标注、增强等处理后, 一共 1400 张图像, 其中划分训练集 1000 张, 验证集 200 张, 测试集 200 张。此外, 有因为过曝导致拍摄到的绝缘子串出现缺失的图像 96 张, 单独用来测试模拟过曝增强实验的实验结果。

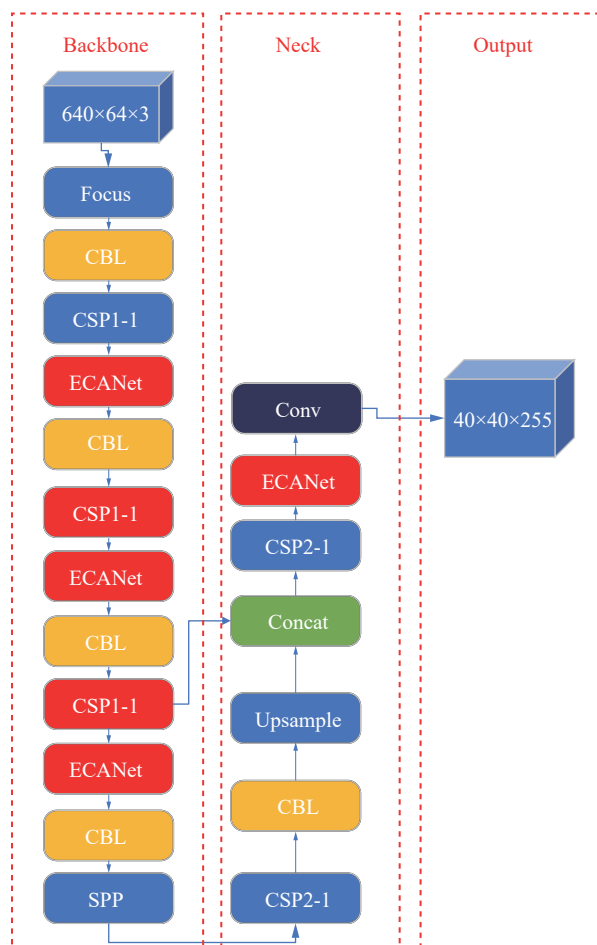


图 12 最终版本  
Fig. 12 Final version

### 3.2 训练过程

由于数据集规模较小,容易出现过拟合,因此采用迁移学习的方式训练网络。训练过程分为两步,首先冻结 Backbone 前  $n$  层网络,使用较大学习率进行训练;然后对模型进行解冻操作,使用较小的学习率进行微调,为了防止陷入局部最优解,使用余弦退火算法更新学习率。

本文选用 Pytorch 深度学习框架,在 GTX3070 上进行网络的训练,在 GTX3070 和 AMD5800H CPU 上进行网络的测试。输入图片的大小为 640 像素 $\times$ 640 像素,预训练权重使用 YOLOv5 官方提供的 YOLOv5s 的权重,mini batch 大小统一为 8。在冻结训练阶段,学习率为 0.01,动量值 0.937,权重衰减 0.0005,训练 50 轮;解冻训练阶段,学习率上限为 0.01,下限 0.001,动量大小 0.8,权重衰减 0.0005,训练 150 轮。

本文采用 mAP (mean average precision) 和 FPS (frames per second) 作为评价指标,以原始的 YOLOv5s 算法作为基准算法,对改进前后的网络性能进行比较分析。

### 3.3 实验结果

#### 3.3.1 网络裁剪实验

3 个网络裁剪版本的训练结果如表 1 所示。其中推理延迟指标分别在 GPU 和 CPU 上进行测试对比。其中,推理延迟指标的单位为 ms。网络版本 1、2、3 和添加了 ECA 模块的版本分别如图 8、图 9、图 10 和图 12 所示。

从表 3 中可以看出,原始版本的 YOLOv5s 的推理精度是最高的,其 mAP 为 94.0%。当把小尺度预测层删除后,裁剪版本 1 的结果显示网络的推理精度略有下降,下降到了 93.2%,但推理速度有所提升,推理耗时下降了约 13%;当把小尺度和中间尺度预测层删除后,即裁剪版本 2,网络的推理速度大幅提高,耗时下降了约 30%,但其精度明显下降,从 94% 下降到了 88.4%;最后的裁剪版本 3,只保留中间尺度层,其推理精度小幅下降,但其速度与裁剪版本 2 相近。

表 3 裁剪对比

Table 3 Crop comparison

算法	mAP	推理延迟(GPU)/ms	推理延迟(CPU)/ms
YOLOv5s	0.940	12	72
版本1	0.932	10	62
版本2	0.884	8	51
版本3	0.923	8	52
版本3+ECA	0.931	8	52

从实验可以看出,只保留了大尺度层的裁剪版本 2 在精度指标上出现了大幅下降,这表明 Neck 端的 FPN 和 PAN 网络的上下层信息融合对于最终的回归结果是有较大影响的,缺少了 FPN 和 PAN 后,网络的精度不可避免的出现下降。总的来说,裁剪版本 3 以较小的精度误差得到了较大的推理速度提升,是 3 个版本中在精度和速度方面较为均衡的版本。

改动后的网络与其他同类型网络的对比如表 4 所示。可以看出,相比其他网络,改进裁剪后的 YOLOv5 在推理精度差距不大的情况下,推理速度方面有着较为明显的优势。

表 4 与其他网络对比

Table 4 Comparison with other networks

算法	mAP	FPS(GPU)/(f·s <sup>-1</sup> )
SSD-VGG16 <sup>[24]</sup>	0.844	47
YOLOv4 <sup>[25]</sup>	0.955	30
YOLOv5l	0.959	37
Ours	0.931	125

#### 3.3.2 模拟过曝增强实验

模拟过曝实验在 YOLOv5s 原始版本上进行比

较。实验图片一共 96 张,均为出现过曝的绝缘子图像。未使用模拟过曝增强时数据集的 mAP 为 42.7%,使用模拟过曝增强后数据集的 mAP 为 75.9%。可以看到,使用模拟过曝增强后,网络对于逆光下的过曝图像的检测效果明显提升,提高了 33.2% 的 mAP。图 13 和图 14 分别为未使用模拟过曝增强和使用模拟过曝增强后的检测结果。



图 13 Yolov5s 原始版本检测结果

Fig. 13 Yolov5s original version detection results

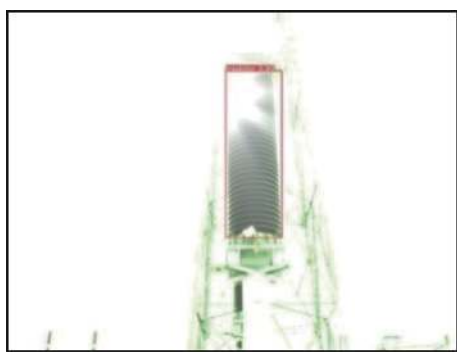


图 14 使用模拟过曝增强后的检测结果

Fig. 14 Detection results after using simulated overexposure enhancement

## 4 结束语

针对变电站绝缘子串检测任务,本文提出的改进后的 Yolov5 检测方法在检测精度基本不变的情况下,大幅提高了推理速度;此外提出的模拟过曝增强算法大幅增加了逆光环境下算法的鲁棒性。总的来说,Yolov5 原网络中的小尺度推理精度极低,降低了融合后的最终检测结果,改进后 Yolov5 性能上的提升主要针对于绝缘子串检测任务,其舍弃了对于小目标的检测能力以换取更好的中等及大目标的检测精度,以及更快的推理速度。本文的工作实际上是针对特定的检测任务、特定的数据集做出的网络改进,由此启发,在对于特定的检测任务时,可以对检测网络的 Neck 模块进行针对性修改以适应具体的检测任务。

## 参考文献:

- [1] 李静,许鹏娟,刘树鑫,等.复合绝缘子污闪动态发展过程与影响因素[J].沈阳工业大学学报,2019,41(5): 481-488.  
LI Jing, XU Pengjuan, LIU Shuxin, et al. Dynamic development process and influencing factors of pollution flashover for composite insulators[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2019, 41(5): 481-488.
- [2] 郑伟,郑新才,黄梅,等.输变电设备防污闪措施比较和分析[J].电气应用,2010,29(5): 68-70.  
ZHENG Wei, ZHENG Xincan, HUANG Mei, et al. Comparison and analysis of anti-flash measures for transmission and substation equipment[J]. Electrical applications, 2010, 29(5): 68-70.
- [3] 白雪莲,杨玲.浅谈输变电设备的防污闪措施[J].中国电子商务,2010(4): 167-167.  
BAI Xuelian, YANG Ling. Introduction to anti-fouling flash measures for transmission and substation equipment[J]. China electronic commerce, 2010(4): 167-167.
- [4] 翟永杰,王迪,张木柳.基于聚类分析和 Adaboost 算法的绝缘子串识别[J].传感器世界,2016,22(9): 7-11.  
ZHAI Yongjie, WANG Di, ZHANG Muli. Insulator recognition based on clustering analysis and Adaboost algorithm[J]. Sensor world, 2016, 22(9): 7-11.
- [5] 陈文浩,姚利娜,李丰哲.无人机电网巡检中的绝缘子缺陷检测与定位[J].计算机应用,2019,39(S1): 210-214.  
CHEN Wenhao, YAO Lina, LI Fengzhe. Insulator defect detection and location in UAV grid inspection[J]. Journal of computer applications, 2019, 39(S1): 210-214.
- [6] 方挺,董冲,胡兴柳,等.航拍图像中绝缘子串的轮廓提取和故障检测[J].上海交通大学学报,2013,47(12): 1818-1822.  
FANG Ting, DONG Chong, HU Xingliu, et al. Contour extraction and fault detection of insulator strings in aerial images[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2013, 47(12): 1818-1822.
- [7] 胡淋波,姚建刚,孔维辉,等.基于红外图像的高压绝缘子串自动定位方法[J].红外技术,2015,37(12): 1047-1051.  
HU Linbo, YAO Jiangang, KONG Weihui, et al. High voltage insulator string automatic location method based on infrared image[J]. Infrared technology, 2015, 37(12): 1047-1051.
- [8] 姚建刚,付鹏,李唐兵,等.基于红外图像的绝缘子串自动提取和状态识别[J].湖南大学学报(自然科学版),2015,42(2): 74-80.  
YAO Jiangang, FU Peng, LI Tangbing, et al. Algorithm research of automatically extracting the area of insulator from infrared image and state identification[J]. Journal of Hunan university (natural sciences edition), 2015, 42(2): 74-80.
- [9] 潘翀,沈鹏飞,张忠,等.基于无人机巡检图像的绝缘子



- 串实时定位研究[J]. 电瓷避雷器, 2020(1): 234–240.
- PAN Chong, SHEN Pengfei, ZHANG Zhong, et al. Research on real-time positioning of insulator strings based on UAV inspection images[J]. Insulators and surge arresters, 2020(1): 234–240.
- [10] 刘澈, 姜勇, 姚森敬, 等. 基于多传感器信息融合的绝缘子串自动识别方法[J]. 机械设计与制造, 2019(4): 220–224.
- LIU Che, JIANG Yong, YAO Senjing, et al. The method to automatic recognition of insulator based on multi-sensor information fusion[J]. Machinery design & manufacture, 2019(4): 220–224.
- [11] 翟永杰, 王迪, 赵振兵, 等. 基于空域形态一致性特征的绝缘子串定位方法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(5): 1568–1578.
- ZHAI Yongjie, WANG Di, ZHAO Zhenbing, et al. Insulator string location method based on spatial configuration consistency feature[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(5): 1568–1578.
- [12] 沈新平, 彭刚, 袁志强. 基于霍夫变换和RANSAC算法的绝缘子定位方法[J]. 电子测量技术, 2017, 40(6): 132–137.
- SHEN Xinping, PENG Gang, YUAN Zhiqiang. Insulator location method based on Hough transformation and RANSAC algorithm[J]. Electronic measurement technology, 2017, 40(6): 132–137.
- [13] 颜宏文, 陈金鑫. 基于改进YOLOv3的绝缘子串定位与状态识别方法[J]. 高电压技术, 2020, 46(2): 423–432.
- YAN Hongwen, CHEN Jinxin. Insulator string positioning and state recognition method based on improved YOLOv3 algorithm[J]. High voltage engineering, 2020, 46(2): 423–432.
- [14] HUANG X, SHANG E, XUE J, et al. A Multi-feature fusion-based deep learning for insulator image identification and fault detection[C]//2020 IEEE 4th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference. Chongqing: IEEE, 2020: 1957–1960.
- [15] GAO Feng, WANG Jiao, KONG Zhizhan, et al. Recognition of insulator explosion based on deep learning[C]//2017 14th International Computer Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing. Chengdu: VESTC Press, 2017: 79–82.
- [16] TAO Xian, ZHANG Dapeng, WANG Zihao, et al. Detection of power line insulator defects using aerial images analyzed with convolutional neural networks[J]. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics: systems, 2020, 50(4): 1486–1498.
- [17] WANG C Y, LIAO H Y M, WU Y H, et al. CSPNet: a new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Seattle: IEEE, 2020: 1571–1580.
- [18] HU Jie, SHEN Li, SUN Gang. Squeeze-and-excitation networks[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: IEEE, 2018: 7132–7141.
- [19] WANG Qilong, WU Banggu, ZHU Pengfei, et al. ECA-net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE, 2020: 11531–11539.
- [20] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE, 2017: 936–944.
- [21] LI Hanhao, XIONG Pengfei, WANG Lingxue. Pyramid Attention Network for Semantic Segmentation[C]// Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: IEEE, 2018: 1805–1818.
- [22] ZHU Linlin, GENG Xun, LI Zheng, et al. Improving YOLOv5 with attention mechanism for detecting boulders from planetary images[J]. Remote sensing, 2021, 13(18): 3776.
- [23] 徐诚极, 王晓峰, 杨亚东. Attention-YOLO: 引入注意力机制的YOLO检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(6): 13–23, 125.
- XU Chengji, WANG Xiaofeng, YANG Yadong. Attention-YOLO: YOLO detection algorithm that introduces attention mechanism[J]. Computer engineering and applications, 2019, 55(6): 13–23, 125.
- [24] LIU Wei, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector[C]//European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2016: 21–37.
- [25] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. Yolov4: optimal speed and accuracy of object detection[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE, 2020: 3370–3387.

## 作者简介:



冯晗, 硕士研究生, 主要研究方向为目标检测。



姜勇, 研究员, 博士, 主要研究方向为机器人智能控制、多传感器融合、特种机器人控制系统设计与集成。负责及参加完成了国家高技术研究发展计划重点项目、国家自然科学基金青年及面上项目、中科院知识创新工程重大项目、辽宁省自然科学基金项目、机器人学重点实验室项目、国网及南网重点项目等20余项。获国家发明专利授权3项、实用新型专利4项。登记软件著作权2项, 参编专著2部, 发表学术论文20余篇。