

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104557

# 复杂环境背景下绝缘子缺陷图像检测方法研究\*

刘行谋<sup>1</sup> 田浩<sup>1</sup> 杨永明<sup>2</sup> 王燕<sup>3</sup> 赵小翔<sup>4</sup>

(1. 重庆邮电大学重庆市复杂系统与仿生控制重点实验室 重庆 400065; 2. 重庆大学输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室 重庆 400021; 3. 国家电网重庆市电力公司经济研究院 重庆 400000; 4. 重庆邮电大学自动化学院 重庆 400065)

**摘要:**针对处于复杂的环境背景下的电力绝缘子以及绝缘子缺陷的检测存在检测精度低、检测速度不高的实际问题,提出了一种改进YOLOv4(you only look once v4)算法的电力绝缘子图像以及存在缺陷的绝缘子检测的方法。通过制作电力绝缘子以及绝缘子存在缺陷的数据集,使用K-均值聚类(K-means)算法对电力绝缘子图像样本进行聚类,获得不同大小的先验框参数;然后通过改进平衡交叉熵(balanced cross entropy, BCE)引入一个权重系数,来增加损失函数的贡献程度;最后,通过增加空间金字塔池化结构(spatial pyramid pooling, SPP)前后的卷积层来加深网络的深度。实验结果表明,改进模型的单张检测时间为3.27 s,对于绝缘子缺陷平均检测精度比原始的YOLOv4算法提升了24.36%。同时通过改进后的YOLOv4算法在测试集上的平均精度均值(mean average precision, mAP)的值为84.05%,比原始的YOLOv4算法提升了17.83%,充分说明了能够很好的定位和识别电力绝缘子图像存在的缺陷。

**关键词:** 绝缘子;平衡交叉熵;损失函数;缺陷检测

中图分类号: TH81 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 470.4017

## Research on image detection method of insulator defects in complex background

Liu Xingmou<sup>1</sup> Tian Hao<sup>1</sup> Yang Yongmin<sup>2</sup> Wang Yan<sup>3</sup> Zhao Xiaoxiang<sup>4</sup>

(1. Chongqing Key Laboratory of Complex Systems and Bionic Control, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. State Key Laboratory of Transmission and Distribution Equipment and System Safety and New Technology Chongqing University, Chongqing 400021, China; 3. State Grid Chongqing Electric Power Company Economics Research Institute, Chongqing 400000, China; 4. College of Automation Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

**Abstract:** Aiming at the actual problems of low detection accuracy and low detection speed in the detection of power insulators and insulator defects in a complex environment background, an improved you only Look once v4 (YOLOv4) algorithm for power insulator images and existence Method of detecting defective insulators is proposed. By making a dataset of power insulators and insulators with defects, using K-means clustering (K-means) algorithm to cluster the power insulator image samples to obtain different sizes of a priori box parameters; then by improving the balance cross entropy (Balanced Cross Entropy, BCE), it introduces a weight coefficient to increase the contribution of the loss function. Finally, the depth of the network is deepened by adding convolutional layers before and after the spatial pyramid pooling (SPP) structure. The experimental results show that the single sheet detection time of the improved model is 3.27 s, and the average detection accuracy of insulator defects is improved by 24.36% compared with the original YOLOv4 algorithm. At the same time, through the improved YOLOv4 algorithm, the value of mean average precision (mAP) on the test set is 84.05%, which is 17.83% higher than the original YOLOv4 algorithm, which fully demonstrates the ability to locate and identify of the defect in power insulator images well.

**Keywords:** insulators; balanced cross entropy; loss function; defect detection

收稿日期: 2021-07-24 Received Date: 2021-07-24

\* 基金项目: 国家自然科学基金(51807018)、重庆市自然科学基金(cstc2020jcyj-msxmX0368)项目资助

## 0 引言

绝缘子作为电路线路主要的组成部分,它的用途是支撑导线防止电流回地和增大爬电的距离,对于电网的稳定运行有着重要的作用<sup>[1]</sup>。然而复杂的环境背景下的绝缘子往往存在缺陷情况不一样,绝缘子图像缺陷检测对于保护电力系统的安全运行具有重要的意义。绝缘子长期运行于强电场、高温日照、机械应力、湿度、污秽物等复杂的环境背景下,当其劣化达到一定程度时,其绝缘性能就会降低。尤其在高压输电线路路上,绝缘子的劣化直接威胁着电力系统的安全运行。为保障电网稳定安全的运行,电力绝缘子的缺陷检测已经成为电力系统检测的重要任务。因此,研究一种绝缘子图像的识别以及绝缘子本身缺陷检测的方法具有非常重要的意义。

基于绝缘子处在一个复杂的环境背景下,绝缘子以及绝缘子缺陷检测的方法也相继被提出来。随着深度学习的不断发展,目前广泛的应用于深度学习的模型大多以 SSD (single shot multibox detector)<sup>[2-3]</sup>、YOLO<sup>[4]</sup> (you only look once)、YOLOv2<sup>[5]</sup>、YOLOv3<sup>[6]</sup>、YOLOv4<sup>[7]</sup> 等一阶的网络和以区域卷积神经网络<sup>[8]</sup> (region-convolutional neural network, R-CNN)、Fast R-CNN<sup>[9]</sup>、Faster R-CNN<sup>[10-11]</sup> 和 Mask R-CNN<sup>[12]</sup> 等二阶的网络为代表。文献[13]采用阈值分割,通过形态学处理以及对绝缘子进行边缘检测的基础上实现了对绝缘子缺陷的检测,减少了人工的操作。文献[14]提出了一种基于多尺度特征融合 Faster R-CNN 的绝缘子自爆缺陷研究方法。通过采用多尺度融合的方法把绝缘子以及绝缘子存在缺陷的位置实现了识别和定位。文献[15]提出了一种基于轻量化算法无人机图像绝缘子识别定位研究方法。文献[16]提出了搭建卷积神经网络,通过超像素分割和绝缘子轮廓检测,来实现了对绝缘子定位和识别的方法。文献[17]提出了一种基于方向梯度直方图 (histogram of oriented gradient, HOG) 特征和支持向量机 (support vector machine, SVM) 的绝缘子识别与定位的研究方法。通过基于梯度直方图和特征量提取以及结合 SVM 分类器的方式来实现了绝缘子以及绝缘子本身存在缺陷的位置识别和定位的方法。文献[18]提出了卷积神经网络来实现对车牌的识别,通过典型的 CNN 模型来实现了对车牌有效的检测。文献[19]提出了一种轻量级 YOLOv3 的绝缘子缺陷检测方法,实现了绝缘子的定位以及缺陷的检测。文献[20]提出了通过灰度梯度特征来实现对钢轨表面缺陷的检测,具有一定的实用性。文献[21]提出了一种基于 U-net 和 YOLOv4 的绝缘子图像分割与缺陷检测。文献[22]提出了一种基于 YOLOv4 的绝缘子爆裂故障识别研究。针对以上绝缘子检测的算法,尽管绝缘子

检测的效果较好,相对于处在复杂的环境背景下的绝缘子来说,绝缘子爆裂的区域相对于整张绝缘子图像而言,目标太小,拍摄难度大,而且输电线路也需要经过山川河流等复杂的环境背景,对于人工检测来说很难发现绝缘子故障的位置和无法满足检测的要求。因此,绝缘子以及存在缺陷的绝缘子检测的精度还有待提高。

本文通过改进 YOLOv4 算法用于绝缘子图像以及对带有缺陷的绝缘子进行检测。通过改进平衡交叉熵引入一个权重系数并同时增加空间金字塔池化结构 SPP 前后的卷积层来加深网络的深度。实验结果表明,基于改进网络能够很好的对电力绝缘子特征的提取信息。可以显著的提高缺陷块和绝缘子的识别精度和识别效率。

## 1 改进的 YOLOv4 算法

### 1.1 YOLOv4 的基本原理

YOLOv4 相对于 YOLOv3 的基础上做出了一系列的改进措施,其网络主要结构包括主干特征提取网络 (cross stage partial darknet53, CSPDarknet53)、空间金字塔池化结构 SPP 以及路径聚合网络 (path aggregation network, PAN) 等 3 部分组成。检测时,首先将 416×416 的输入图像分成 S×S 网格,每个网格用于预测物体中心落在对应网格上的物体。具体网络框架图如图 1 所示。

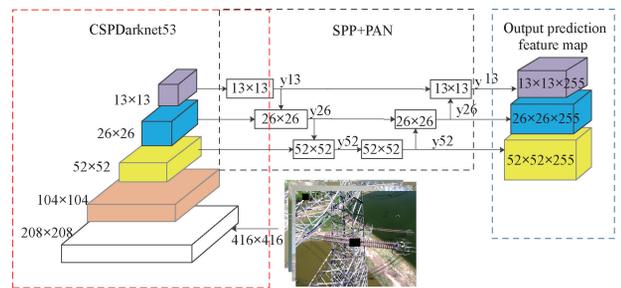


图 1 YOLOv4 的框架

Fig. 1 The framework of YOLOv4

### 1.2 改进损失函数

在 YOLOv4 的框架下,损失函数由 bounding box regression、置信度损失、分类损失 3 部分组成。即  $loss = loss_1 + loss_2 + loss_3$ 。其中, bounding box regression 损失  $loss_1$  为:

$$loss_1 = 1 - IOU(A, B) + \frac{\rho^2(A_{ctr}, B_{ctr})}{c^2} + \alpha v \quad (1)$$

$$\alpha = \frac{v}{[1 - IOU(A, B)] + v} \quad (2)$$

$$v = \frac{4}{\pi^2} (\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h}) \quad (3)$$

式中:  $IOU(A, B)$  表示真实框和预测框的交并的比值;

$\rho_2(A_{ctr}, B_{ctr})$  真实框和预测框两个框中心点的欧氏距离;  $w_{gt}, h_{gt}$  以及  $w, h$  分别代表了真实框和预测框的宽、高;  $c$  是同时覆盖了真实框和预测框的最小封闭区域的对角线距离。

为了解决绝缘子图像检测的正负样本存在不平衡的问题,本文通过改进平衡交叉熵引入一个权重系数  $\beta \in (0, 1)$ 。从网络的预测结果来看,一般情况下都会有几万个检测框,意味着需要检测几万个例子,由于绝缘子在复杂的环境背景下,对于一张电力绝缘子的图像上的正样本比较少,绝大部分都是负样本,并且负样本还会有一定的损失,这样使得损失函数的贡献就会大大的降低。因此,本文针对这一情况,引入了权重系数后的置信度误差和分类误差为:

$$loss_2 = - \sum_{i=0}^{S_2} \sum_{j=0}^B W_{ij}^{obj} m_1 - \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S_2} \sum_{j=0}^B W_{ij}^{noobj} m_1 \quad (4)$$

$$m_1 = \beta \hat{C}_i^j \log(C_i^j) + (1 - \beta) (1 - \hat{C}_i^j) \log(1 - C_i^j)$$

式中:  $W_{ij}^{obj}$  和  $W_{ij}^{noobj}$  代表了预测的边界框包含目标物体和预测的边界框不包含目标物体。  $C_i^j$  和  $\hat{C}_i^j$  分别代表了预测置信度和真实的置信度。  $\lambda_{noobj}$  为自行预设的参数值。  $S_2$  为网格的个数,  $B$  为每个网格中先验框的个数。

$$loss_3 = - \sum_{i=0}^{S_2} W_{ij}^{obj} \sum_{c \in classes} [\beta m_2 + (1 - \beta) n_2]$$

$$m_2 = \hat{P}_i^j(c) \log(P_i^j(c))$$

$$n_2 = (1 - \hat{P}_i^j(c)) \log(1 - P_i^j(c)) \quad (5)$$

式中:  $c$  为检测目标的种类;  $P_i^j(c)$  和  $\hat{P}_i^j(c)$  分别为属于类别  $c$  的实际的概率和预测的概率。

### 1.3 改进的网络结构

由于电力绝缘子图像中的爆破区域的缺陷块的尺寸很小,一般情况下仅占原图像的1%左右。YOLOv4中使用了SPP结构和PANet结构,直接使用原始的YOLOv4的算法进行训练和检测,无法较好的表征绝缘子图像以及缺陷块的信息特征,为了能够显著的分离绝缘子以及绝缘子缺陷块的图像特征,本文把主干特征网络中的P5和SPP后的3个卷积层分别都增加到五个卷积层,卷积核分别是 $1 \times 1, 3 \times 3, 1 \times 1, 3 \times 3, 1 \times 1$ 。具体改进的网络结构如图2所示。

首先,把主干特征网络中P5经过5次卷积后的结果采用4种不同尺度来进行最大池化处理,网络结构如图2所示,4种池化核的大小分别是 $1 \times 1, 5 \times 5, 9 \times 9, 13 \times 13$ 。其目的是在进行最大池化处理后能够尽可能分离出绝缘子图像的特征信息。其次,再由特征层融合加卷积操作、上采样操作以及下采样操作的作用的来构成特征金字塔结构。其目的是把不同的特征层之间进行融合,从而进一步提高绝缘子以及缺陷块的特征提取能力。最后,通

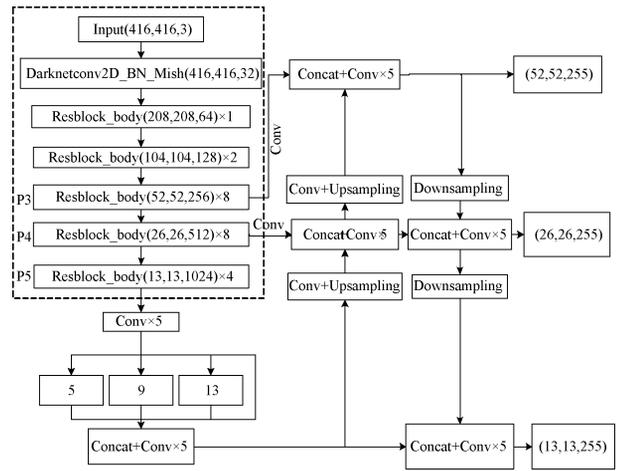


图2 改进的YOLOv4网络结构

Fig. 2 Improved YOLOv4 network structure

过PANet结构处理后3个特征层来进行目标结果预测。通过对每个特征层的先验框的内部是否含有检测的目标以及检测目标的其他类别的种类,并同时非极大抑制的处理和先验框的调整。其目的是为了能够得到最后的预测框。

## 2 实验与结果

### 2.1 实验平台

本文进行的实验是在Windows10操作系统来实现的。本次实验所采用的硬件配置为中央处理器(CPU): Intel(R) Core(TM) i9-10900X CPU @ 3.70GHz 3.70 GHz; 图形处理器(GPU): NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti。使用的开发框架是基于PyTorch;使用Python来作为编程语言。

### 2.2 数据集

#### 1) 数据处理

本实验所用到的数据集是来自通过输电线路的部分开源电力绝缘子图像以及在变电站收集到的电力绝缘子的图像,图像中包含绝缘子自爆的缺陷以及完整的绝缘子图像。在电力绝缘子图像缺陷数据集的制作过程中,由于原始绝缘子图像有800张,存在缺陷绝缘子图像199张,本文考虑到原始收集到的绝缘子图像的数量有限,可能会影响绝缘子缺陷的检测效果。因此,本文采用在不同背景下,对带有缺陷的绝缘子图像进行曝光度调整、添加噪声、随机擦除、裁剪以及旋转一定的角度等操作对原始图像进行了线下的数据增强,因为通过以上的数据增强操作不仅可以极大的丰富检测目标的背景,并能够在资源有限的情况下得到更好的效果。而且还可以防止数据泄露和避免了在训练过程中出现过拟合。

本文通过数据增强后数据集图像的数量为 6 976 张,其中绝缘子缺陷的图像有 1 975 张。为了提高网络模型的泛化能力,本文以训练集和测试集按照 8 : 2 的比例来随机进行划分。其中训练集为 5 580 张,测试集为 1 396 张。其中在训练集中又按照 9 : 1 的比例来划分,其中训练集分 5 022 张,验证集分为 558 张。

2) 数据标定

本文采用 labelimg 软件对带有绝缘子的图像和带有绝缘子自爆的缺陷的图像进行标记。如果绝缘子有缺陷,就标记出绝缘子缺陷出现的位置以及标记出绝缘子本身存在的位置,如果绝缘子没有缺陷,就直接标记出图像中绝缘子存在的位置。具体的操作流程:首先使用 anaconda 命令下的窗口,运行相应的操作环境,输入 labelimg 命令,打开 labelimg 软件后,通过找到样本图像,进行绝缘子区域以及存在缺陷的区域进行标记,标记结束后会自动生成 xml 文件,其作用是存入样本图像的路径、图像存在的缺陷的位置以及绝缘子图像存在的区域,为后期的训练做好相应的准备。数据标注示意图如图 3 所示。



(a) 原始图像  
(a) The original image



(b) 标注图像  
(b) label images

图 3 数据标注示意图

Fig. 3 Schematic diagram of data labeling

2.3 超参数的选择

本文整个训练的过程中为 100 世代,本文设置的

weight \_ decay 为  $5 \times 10^{-4}$ 。前 50 世代训练的学习速率为  $1 \times 10^{-3}$ , Batch \_ size 设置为 4,每个世代迭代次数为 1 255 次,后 50 世代训练时的学习速率为  $1 \times 10^{-4}$ ,其中, Batch \_ size 设置为 2,每一个迭代次数为 2 511 次,本文在整个训练的过程中总共迭代的次数为 188 300 次,同时在每一世代开始时就通过了数据增强,在整个训练过程中 loss 函数的变化情况如图 4、5 所示。

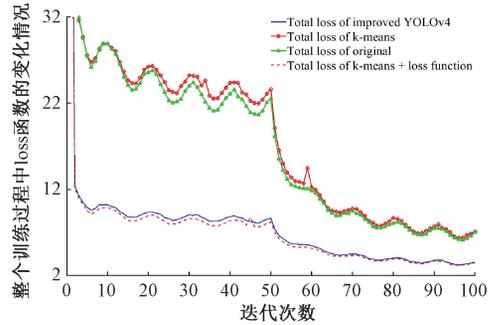


图 4 Total loss 函数的变化情况

Fig. 4 Changes in the total loss function

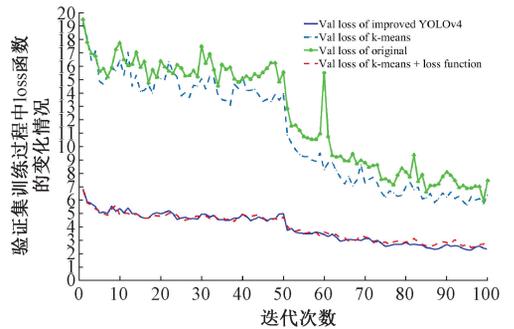


图 5 Validation loss 函数的变化情况

Fig. 5 Validation loss changes in functions

其中 Total loss of improved YOLOv4 为均值聚类和改进平衡交叉熵引入权重系数并调整了网络结构得到最后改进算法总的损失函数变化情况。Total loss of K-means 为均值聚类条件下的损失函数变化情况。Total loss of original 为原始条件下的损失函数变化情况。Total loss of K-means + loss function 为均值聚类和改进平衡交叉熵引入权重系数后的损失函数变化情况。

其中 Val loss of improved YOLOv4 为均值聚类和改进平衡交叉熵引入权重系数并调整了网络结构得到验证集最后改进的算法的损失函数变化情况。Val loss of K-means 为均值聚类条件下的验证集损失函数变化情况。Val loss of original 为原始条件下的验证集损失函数变化情况。Val loss of K-means + loss function 为均值聚类和改进平衡交叉熵引入权重系数后的验证集损失函数变化情况。

从图 4 和 5 可知,相对于原始的比较而言 Total loss of original 和 Val loss of original 的损失函数变化,改进的 YOLOv4 算法即 Val loss of improved YOLOv4 和 Total loss of improved YOLOv4 的损失函数下降最快,且波动幅度不大,趋势平稳。然而在原始训练损失函数下降的过程中,波动幅度较大。通过 K-means 均值聚类后即 Val loss of K-means,损失函数波动幅度明显没有原始的损失函数波动幅度大,但还是没有达到训练的效果。从图 4、5 可知,训练在 100 世代时,网络趋近收敛,损失函数变化平稳,波动幅度不大。此时原始的训练集的损失值在 7.030 2,验证集的损失函数值 7.475 7,然而改进后训练集的损失值在 2.337 6,验证集的损失函数值 3.576 6。说明改进模型具有最佳的训练效果。

## 2.4 先验框的选择

先验框是通过 K-means 均值聚类对数据集中标定好的检测目标聚类而来。在聚类的过程中,首先随机初始化位置并选择 9 个聚类中心,计算出检测目标中每一个标注框与聚类中心点的交并比。通过交并比的大小将标注框分配给交并比最大的聚类中心,分配结束后再重新计算新的聚类中心,直到聚类中心不在发生改变。由于原始 YOLOv4 算法提供的先验框是由 COCO 数据集聚类而来的,而 COCO 数据集聚类图像的先验和处于复杂环境下的绝缘子图像而言存在着很大的差别。因此需要采用 K-means 均值聚类分析来重新生成模型的边界框大小,修改前后边界框的大小如表 1 所示。

表 1 修改前后的先验框的长宽

Table 1 The length and width of the prior frame before and after modification

原始的先验框	K-means 均值聚类后的先验框
(12, 16)	(13, 13)
(19, 36)	(18, 71)
(40, 28)	(36, 105)
(36, 75)	(56, 237)
(76, 55)	(73, 18)
(72, 146)	(105, 252)
(142, 110)	(106, 34)
(192, 243)	(244, 34)
(459, 401)	(252, 107)

## 2.5 算法性能测试

### 1) 评价准则

在目标检测中,能够成功预测到目标位置的依据是把预测框和目标真实框的交并比的比值大于某个值,通过把这个比值设定为 0.5。其对于目标检测算法的综合评价指标依据是通过准确率 (precision, P) 和召回率 (recall, R) 以及平均 *mAP* 来衡量的。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

$$mAP = \frac{\sum AP}{c(classes)} \quad (8)$$

式中: *TP* 为正确的正样本的数量; *FP* 为真实的负样本的数量而模型认为是正样本; *FN* 为真实的正样本的数量而模型认为是负样本; *TN* 为正确的负样本; *c* 为类型的总类别。

### 2) 性能对比

本文是在 CSPDarknet53 为基础网络的 YOLOv4 的检测框架。为了能够测试改进后的电力绝缘子以及绝缘子本身存在缺陷的图像检测效果。本文通过设定 4 组实验来检测评估的效果。实验 1 (Original YOLOv4) 是利用原始的 YOLOv4 进行网络测试,获得相应的检测值;实验 2 (K-means) 在实验 1 的基础上利用 K-means 均值聚类法聚类后获得聚类后的先验框来进行训练和测试;实验 3 (K-means + loss function) 在实验 2 的基础上改进损失函数来进行训练和测试;实验 4 (K-means + loss function + network structure) 通过在实验 3 的基础上对网络结构进行改进得到最终的训练和测试的结果。具体的检测数据如表 2 所示。

表 2 改进 YOLOv4 的性能对比

Table 2 Performance comparison of improved YOLOv4

网络结构	mAP/%	Insulator/%	Defect/%	Time/s
Original YOLOv4	66.22	70.19	62.26	3.16
Improved YOLOv4 (K-means)	78.12	79.78	76.45	3.17
Improved YOLOv4 (K-means + loss function)	73.71	74.10	73.32	6.20
Improved YOLOv4 (K-means + loss function + network structure)	84.05	81.47	86.62	3.27

从表 2 可以看出,改进 YOLOv4 的算法相比原始的算法而言,对于绝缘子以及带有缺陷的绝缘子图像检测都有较大的提升。其中,通过 K-means 均值聚类算法来修改了先验框相比于原始 YOLOv4 的算法而言,在 *mAP* 上提升了 11.9%,对于绝缘子的 *AP* 值提升了 9.59%,绝缘子缺陷块的精度上 *AP* 提升了 14.19%。为了平衡正负样本存在的不均衡的问题,在 K-means 均值聚类的基础上,通过改进交叉熵的函数进而改进损失函数并同时加深网络的深度共同作用时,相比没有改进网络结构但改进了损失函数的情况,在 *mAP* 上提升了 10.34%,对于绝缘子的 *AP* 值提升了 7.37%,绝缘子缺陷块的精度上 *AP* 提升了 13.3%。虽然在单张图像的检测时间上,改进后稍微有所增加,这是因为通过加深网络的深度进而增加网络的容量和复杂度进而影响了计算的效率。从表 2 可知,本文采用通过把 K-means 均值聚类和改进

平衡交叉熵引入权重系数,并调整了网络的结构作为本文对 YOLOv4 的最终改进的算法。能更加表征出绝缘子以及缺陷块的特征信息,在对绝缘子以及缺陷块的检测精度上都有很大的提升。如图 6 和 7 所示,最终 Improved YOLOv4 算法即对应表 2 中实验 4(K-means + loss function + network structure)。

通过 4 组实验得到了电力绝缘子以及缺陷的检测平均精度 P-R 曲线,如图 7 所示。

为了检验对于改进平衡交叉熵引入一个权重系数对损失函数的贡献程度,本文在改进的 YOLOv4 算法上又设定了几组实验来检测评估的效果。假定引入的权重系数的范围  $\beta \in (0, 1)$ , 本文将取  $\beta = 0.2, \beta = 0.4$  来分别进

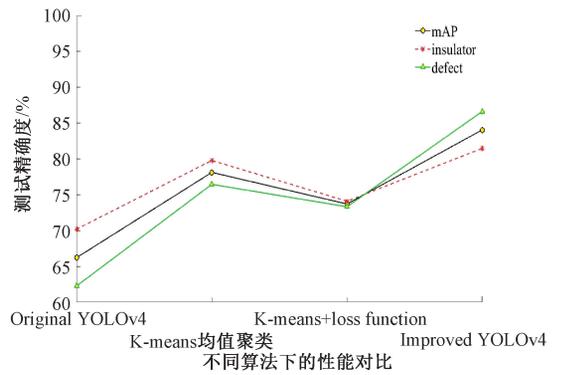


图 6 绝缘子以及缺陷块检测的对比

Fig. 6 Comparison of insulator and defect block detection

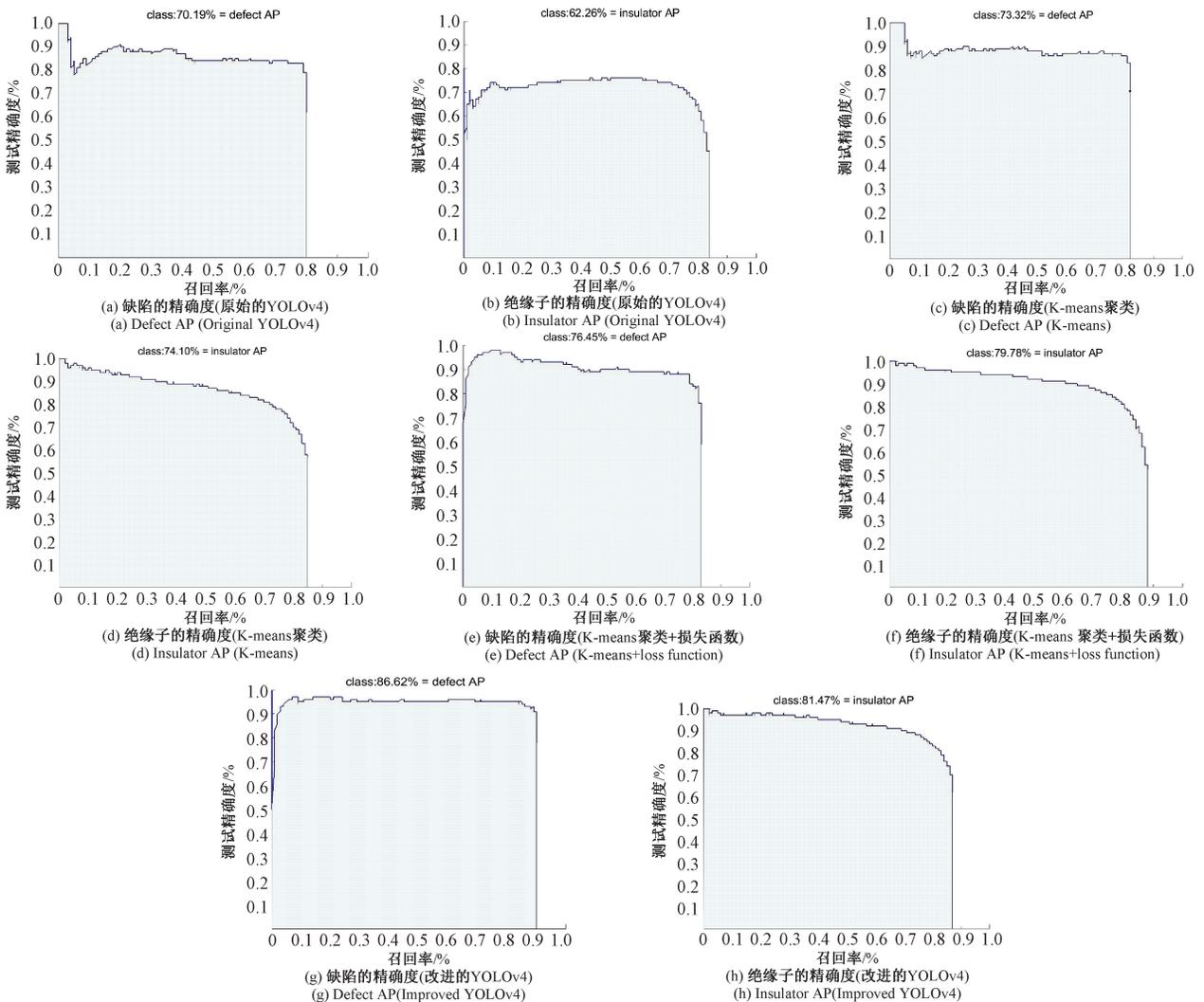


图 7 绝缘子以及缺陷检测的 P-R 曲线

Fig. 7 P-R curve of insulator and defect detection

行训练和测试,其结果如图 8 所示。loss 函数的损失变化情况如图 9、10 所示,由图 9、10 可知,通过改进后的

YOLOv4 算法达到了较好的训练效果。

从图 8 可以明显的看出,在不同的权重系数的作用

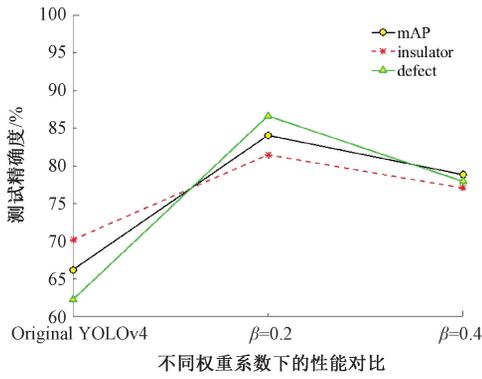


图 8 不同权重系数的性能对比

Fig. 8 Performance comparison of different weight coefficients

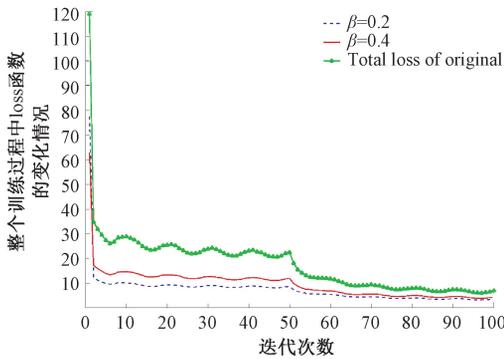


图 9 Total\_loss 函数的变化情况

Fig. 9 Changes in the total\_loss function

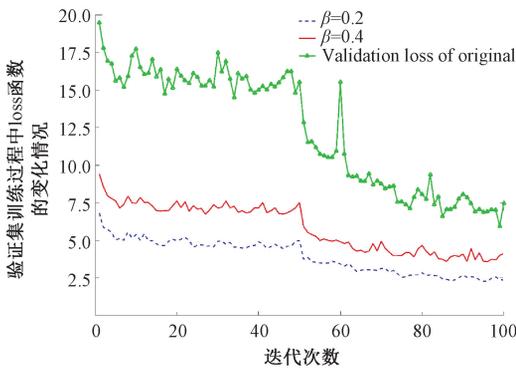


图 10 Validation loss 函数的变化情况

Fig. 10 Validation loss changes in functions

下,通过改进平衡交叉熵引入一个权重系数的 YOLOv4 算法,对于电力绝缘子以及带有缺陷的绝缘子的检测相比原始的 YOLOv4 算法而言,都有明显的提高。

### 2.6 YOLOv4 检测框架选择

目前对于目标检测领域主流的框架是 Faster RCNN、YOLOv4 等框架,表 3 所示是在不同检测框架下电力绝缘

子检测以及缺陷检测的 P-R 曲线对比。从表 3 可以明显的看出,改进电力绝缘子图像以及存在缺陷的绝缘子的识别上,有着明显的提升,在改进损失函数和网络结构的同时,绝缘子的 AP 值提升了 11.28%,绝缘子的缺陷的 AP 值增加 24.36%, mAP 提升了 17.83%。其中以残差网络 50 (residual network 50, resnet50) 为主干网络 Faster RCNN,绝缘子的图像和绝缘子缺陷部分检测的精度分别为 60.75%、0%,相比 YOLOv4 而言,整体的 mAP 值的差超过了 20%以上,表明该模型对于绝缘子缺陷目标较小的情况下,该模型的性能会大幅度下降。说明该模型不能识别目标较小的情况下的缺陷类型。然而改进后的 YOLOv4 在平衡了正负样本的不均衡的情况下,增加了损失函数贡献程度。并在此基础上改进了网络结构,则更加有利于对绝缘子以及绝缘子存在缺陷部分的特征信息的提取,从而较好实现绝缘子以及绝缘子缺陷进行检测。

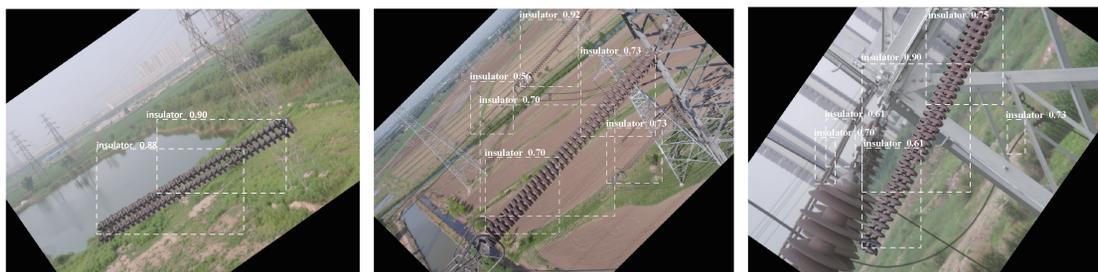
表 3 不同算法的检测性能对比

Table 3 Comparison of detection performance of different algorithms

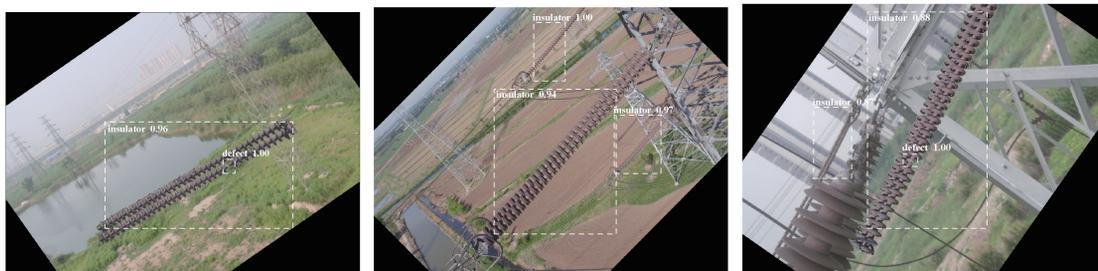
网络结构	mAP/%	Insulator/%	Defect/%	Time/s
Original YOLOv4	66.22	70.19	62.26	3.16
Faster RCNN+resnet50	30.38	60.75	0	3.11
ImprovedYOLOv4	84.05	81.47	86.62	3.27

为了能够比较直观的看出改进平衡交叉熵引入一个权重系数对损失函数的贡献程度,绝缘子图像单张测试的结果如图 11 所示。其中虚线的矩形框为绝缘子存在的区域,实线矩形框为缺陷所在的位置。从图 11(e)可以明显的看出,在改进之后绝缘子以及缺陷块的识别和定位都不同程度的得到提升。如图 11(a)所示,对于部分绝缘子有着较好的识别,但绝缘子缺陷块却不能定位识别,并且对于绝缘子也存在着一部分识别错误的情况,把背景部分区域识别成了目标区域,这样就很大程度上降低绝缘子识别的精度。从图 11(b)可以看出,虽然原始的 YOLOv4 在绝缘子以及缺陷块的识别较好,但对于绝缘子的存在着有错误识别的,这样就很大程度上降低了绝缘子的识别精度。从图 11(c)和(d)可以看出,通过 K-means 均值聚类和改进损失函数,虽然也在一定程度上对于绝缘子或绝缘子的缺陷块有一定的识别精度,但是也存在没有正确识别绝缘子,造成了绝缘子的漏检率增加,进而使绝缘子的识别精度降低。

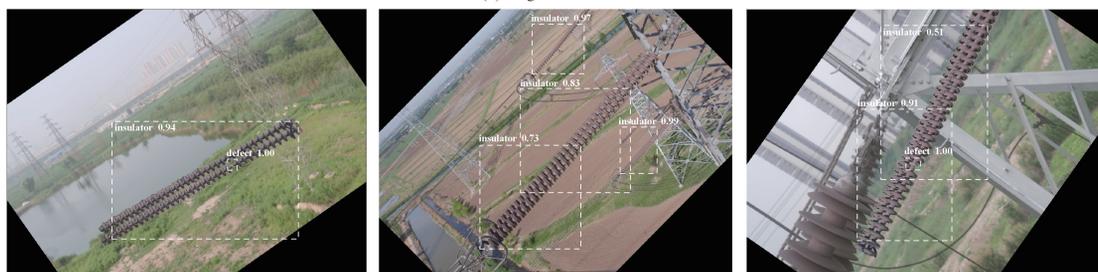
检测结果如图 12 所示,可以看出,原始的 YOLOv4 的检测出来的实线矩形框比较多,而从最终改进的 YOLOv4 的检测结果模型中可以看出,可以很好的识别在没有改进之前中存在一些错误分类的情况。根据式 (6)和(7)可知,在检测结果中,实线矩形框为错误检测



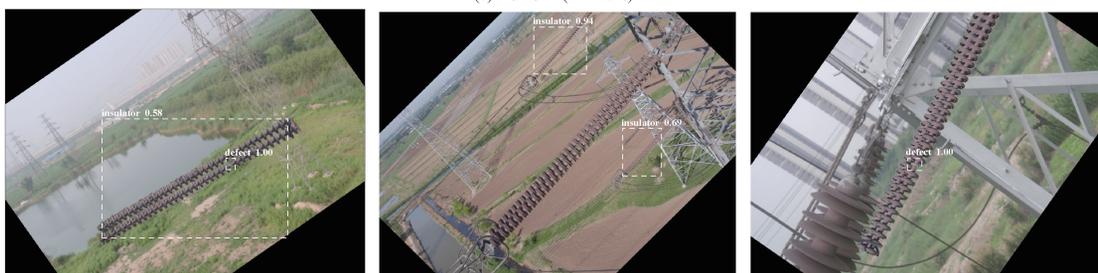
(a) Faster RCNN + 残差网络50  
(a) Faster RCNN+resnet50



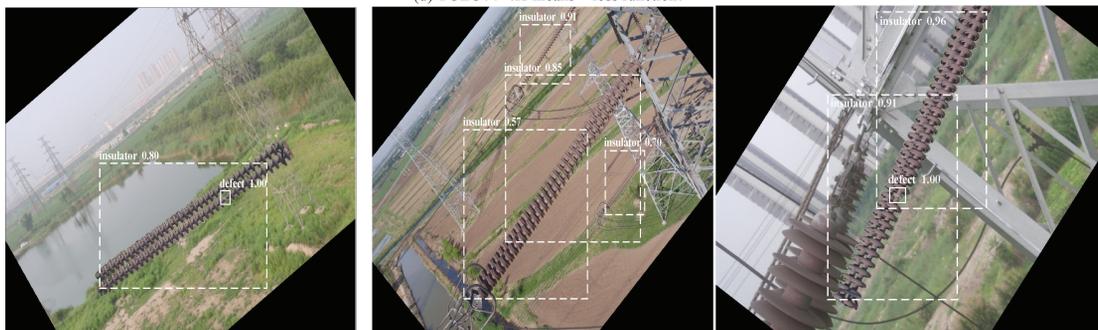
(b) 原始的YOLOv4  
(b) Original YOLOv4



(c) YOLOv4 (K-means均值聚类)  
(c) YOLOv4 (K-means)



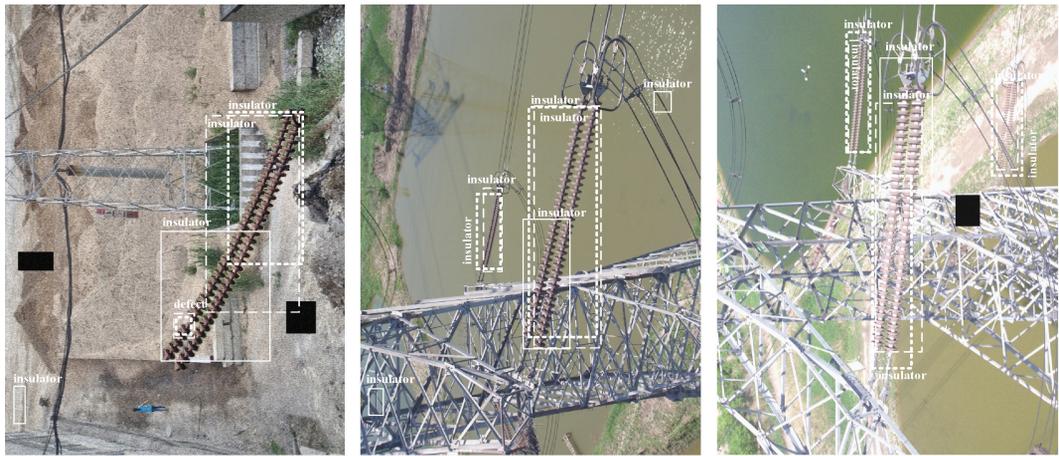
(d) YOLOv4 (K-means均值聚类+损失函数)  
(d) YOLOv4 (K-means + loss function)



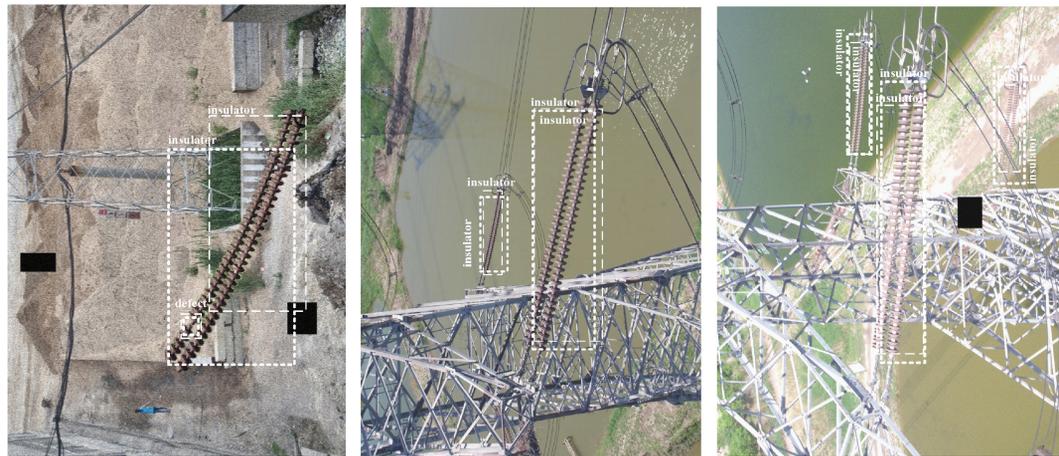
(e) 改进的 YOLOv4 (K-means均值聚类+损失函数+网络结构)  
(e) Improved YOLOv4 (K-means + loss function+ network structure)

图 11 绝缘子图像测试结果

Fig. 11 Insulator image test results



(a) 原始的YOLOv4  
(a) Original YOLOv4



(b) 改进的YOLOv4  
(b) Improved YOLOv4

图 12 检测结果

Fig. 12 Test result diagram

的正样本,相对于原始的 YOLOv4 而言,存在的数量较多,模型的检测精度就不好。线性边缘较粗的虚线矩形框为正确的正样本,线性边缘较粗的虚线矩形框的越少,说明模型的召回率就越低,进而模型的检测精度就不好。其中,线性边缘较细的虚线矩形框为实际真实的正样本。对于在相对复杂的环境背景下的绝缘子而言,改进的模型能够较好的识别电力绝缘子以及绝缘子本身存在缺陷的位置。

### 3 结论

本文提出一种基于改进 YOLOv4 算法的电力绝缘子图像缺陷检测的方法。通过改进平衡交叉熵引入一个权重系数来增加损失函数的贡献程度,并调整网络结构。实验结果表明,通过改进后的 YOLOv4 算法在绝缘子的识别精度提升了 11.28%,绝缘子缺陷块的精度也提升了

24.36%,并且在平均检测精度上也提升了 17.83%。因此,改进后的算法对绝缘子和绝缘子存在缺陷的检测达到了很好的效果。但由于原始图片尺寸比较大,在电力绝缘子图像的使用时,首先把绝缘子图像统一设定为 416×416 的大小作为输入,但在改进 YOLOv4 算法在原始架构上加深了网络的深度,在一定程度上会对检测速度产生一定的影响。接下来在满足特征的前提下对绝缘子图像进行预处理,同时对 YOLOv4 的网络结构进行进一步优化,以便更好的实现绝缘子以及绝缘子本身存在缺陷的检测。

### 参考文献

- [1] 邱志斌,阮江军,黄道春,等. 输电线路悬式瓷绝缘子老化形式分析与试验研究[J]. 高电压技术, 2016, 42(4): 1259-1267.

- form analysis and experimental study of transmission line suspension porcelain insulator [J]. High Voltage Technology, 2016, 42 (4): 1259-1267.
- [ 2 ] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]. Proceedings of European Conference on Computer Vision, Springer, 2016: 21-37.
- [ 3 ] 刘琛,王江涛,王明阳. 引入视觉机制的 SSD 网络在摩托车头盔佩戴检测中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(3): 144-151.
- LIU CH, WANG J T, WANG M Y. Application of SSD network with visual mechanism in motorcycle helmet wearing detection [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35 (3): 144-151.
- [ 4 ] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real time object detection[C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 6517-6525.
- [ 5 ] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 6517-6525.
- [ 6 ] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: An incremental improvement[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018.
- [ 7 ] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020.
- [ 8 ] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition IEEE Computer Society, 2014: 580-587.
- [ 9 ] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440-1448.
- [ 10 ] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [C]. Proceedings of the 2015 Advances in Neural Information Processing. Systems, 2015: 91-99.
- [ 11 ] 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.
- TANG Y, HAN J, WEI W L, et al. Research on component recognition and defect detection in transmission lines by deep learning [J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(6): 60-65.
- [ 12 ] HE K M, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2961-2969.
- [ 13 ] 王森,杜毅,张忠瑞. 无人机辅助巡视及绝缘子缺陷图像识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(12): 1862-1869.
- WANG M, DU Y, ZHANG ZH R. Research on UAV aided inspection and insulator defect image recognition [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29 (12): 1862-1869.
- [ 14 ] 周自强,赵淳,范鹏. 基于多尺度特征融合 Faster R-CNN 的绝缘子自爆缺陷研究[J]. 水电能源科学, 2020, 38(11): 187-189, 44.
- ZHOU Z Q, ZHAO CH, FAN P. Research on self-explosion defect of insulator based on multi-scale feature fusion Faster R-CNN[J]. Hydropower Energy Science, 2020, 38(11): 187-189, 44.
- [ 15 ] 洪刚. 基于轻量化算法无人机图像绝缘子识别定位研究[J]. 内蒙古科技与经济, 2019(21): 83-85.
- HONG G. Research on UAV image insulator recognition and location based on lightweight algorithm [J]. Inner Mongolia Science Technology and Economy, 2019(21): 83-85.
- [ 16 ] 陈庆,闫斌,叶润,等. 航拍绝缘子卷积神经网络检测及自爆识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(6): 942-953.
- CHEN Q, YAN B, YE R, et al. Research on convolutional neural network detection and self-explosion recognition of aerial insulators[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31 (6): 942-953.
- [ 17 ] 李岩. 基于 HOG 特征和 SVM 的绝缘子识别与定位[J]. 交通运输工程与信息学报, 2015, 13(4): 53-60.
- LI Y. Insulator identification and location based on HOG features and SVM [J]. Journal of Transportation Engineering and Information, 2015, 13(4): 53-60.
- [ 18 ] 孙晶晶,静大海. 基于神经网络复杂背景下车牌识别系统的研究[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(8): 22-25, 29.
- SUN J J, JING D H. Research on the license plate recognition system under the complex background of neural network [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2017, 36(8): 22-25, 29.
- [ 19 ] 吴涛,王伟斌,于力,等. 轻量级 YOLOV3 的绝缘子缺陷检测方法[J]. 计算机工程, 2019, 45(8): 275-280.
- WU T, WANG W B, YU L, et al. Insulator defect detection method of lightweight YOLOV3 [J]. Computer Engineering, 2019, 45(8): 275-280.
- [ 20 ] 闵永智,岳彪,马宏锋,等. 基于图像灰度梯度特征的

钢轨表面缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(4): 220-229.

MIN Y ZH, YUE B, MA H F, et al. Rail surface defect detection based on image gray gradient features [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(4): 220-229.

- [21] 唐小煜, 黄进波, 冯洁文, 等. 基于 U-net 和 YOLOv4 的绝缘子图像分割与缺陷检测[J]. 华南师范大学学报(自然科学版), 2020, 52(6): 15-21.

TANG X Y, HUANG J B, FENG J W, et al. Image segmentation and defect detection of insulators based on U-net and YOLOv4 [J]. Journal of South China Normal University (Natural Science Edition), 2020, 52(6): 15-21.

- [22] 高健宸, 张家洪, 李英娜, 等. 基于 YOLOv4 的绝缘子爆裂故障识别研究[J/OL]. 激光与光电子学进展: 1-13 [2021-04-26]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20210409.0942.052.html>.

GAO J CH, ZHANG J H, LI Y N, et al. Research on insulator burst fault identification based on YOLOv4 [J/OL]. Progress in Laser and Optoelectronics: 1-13 [2021-04-26]. HYPERLINK "<http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20210409.0942.052.html>"

## 作者简介



刘行谋(通信作者), 2010年于吉林大学获得学士学位, 分别在2013年和2017年于重庆大学获得硕士学位和博士学位, 现为重庆邮电大学讲师, 主要研究方向为从事电气工程专业的教学和科研工作。

E-mail: liuxm@cqupt.edu.cn

**Liu Xingmou** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Jilin University in 2010, received his M. Sc. degree and Ph. D. degree from Chongqing University in 2013 and 2017, respectively. He is currently a lecturer at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interest includes electrical engineering.



田浩, 2019年于重庆科技学院获得学士学位, 现为重庆邮电大学硕士研究生, 主要研究方向为电气故障检测和图像处理。

E-mail: s190331082@stu.cqupt.edu.cn

**Tian Hao** received his B. Sc. degree from Chongqing University of Science and Technology in 2019. Now he is a M. Sc. candidate at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include electrical fault detection and image processing.



杨永明, 1981年毕业于重庆大学电机系, 分别于1989年和2006年获得重庆大学电气工程专业硕士学位和博士学位, 现任重庆大学电气工程学院教授, 主要研究方向为电气备在线监测与故障诊断。

E-mail: 1286324192@qq.com

**Yang Yongming** graduated from the Department of Electrical Engineering of Chongqing University in 1981, received her M. Sc. degree and Ph. D. degree in electrical engineering from Chongqing University in 1989 and 2006. Now she is a professor at Chongqing University. Her main research interests include on-line monitoring and fault diagnosis of electrical equipment.



王燕, 2013年于重庆大学获得硕士学位, 现任高级工程师, 主要研究方向为电力设备试验技术与故障信号特征提取。

E-mail: 541414578@qq.com

**Wang Yan** received her M. Sc. degree from Chongqing University in 2013. Now she is currently a senior engineer. Her main research interests include power equipment test technology and fault signal feature extraction.



赵小翔, 2019年于西华师范大学获得学士学位, 现为重庆邮电大学硕士研究生, 主要研究方向为嵌入式和图像识别。

E-mail: cqpt\_zxx@163.com

**Zhao Xiaoxiang** received his B. Sc. degree from China West Normal University in 2019. Now he is a M. Sc. candidate at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interest includes embedded and image recognition.