

# 基于背景数据增强和改进 YOLOv4 的断路器 试验机器人接线定位方法

何胜红, 吴小平, 王俊波, 张 殷

(广东电网有限责任公司佛山供电局, 广东 佛山 528000)

**摘 要:**为提高断路器试验机器人接线的准确性和可靠性,以双目视觉和深度学习目标检测技术为基础,提出一种基于背景数据增强和改进 YOLOv4 的断路器试验机器人接线定位方法。该方法利用本文提出的背景混合剪切的数据增强方法,解决因断路器训练图像背景特征不足而导致所训练的目标检测模型泛化能力和准确率低的问题,可以极大地提高不同试验场所(背景)和人员走动等背景扰动下机器人接线的准确性和可靠性;将标准 YOLOv4 的特征网络 CSPDarknet-53 替换为 MobileDet,可以优化目标检测模型的推理时间,提高机器人接线效率。仿真结果表明,本文方法的准确率为 99.9%;实测结果表明,接线准确率为 98.8%,全项目试验接线时间减少了 57 s。通过对比分析,本文方法在接线准确率和时间上优于其他方法,可为断路器机器人试验平台的实用化提供技术支持。

**关 键 词:**断路器试验;机器人接线;视觉定位;背景数据增强;改进 YOLOv4

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2023.02.022 中图分类号: TM561.2 文章编号: 1673-9140(2023)02-0196-09

## Wiring locating method for circuit breaker test robot based on background augmentation and improved YOLOv4

HE Shenghong, WU Xiaoping, WANG Junbo, ZHANG Yin

(Foshan Power Supply Bureau, Guangdong Power Grid Co., Ltd., Foshan 528000, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy and reliability of circuit breaker test robot wiring, a locating method with background augmentation and improved YOLOv4 on the basis of binocular vision and deep learning object detection technology is proposed in this paper. Background mixed shear method is adopted in the proposed method to solve the low generalization ability and accuracy problems caused by insufficient training background features. Therefore, the accuracy and reliability of wiring under the background disturbance such as different test sites and people walking are increased. Furthermore, the backbone of YOLOv4 is replaced to MobileDet to optimize the reasoning period of the object detection model. So that the efficiency of robot wiring is improved. Simulation and test results show that the accuracy of detection model based on the proposed method is 99.9%, the robot wiring accuracy is 98.8%, and the wiring time is reduced by 57 s. Comparison and analysis indicate that, the method proposed in this paper is superior to other methods in robot wiring accuracy and time, which can provide technical support for the practicability of breaker robot test platform.

**Key words:** circuit breaker test; robot wiring; vision location; background data augmentation; improved YOLOv4

收稿日期: 2021-09-09; 修回日期: 2022-04-25

基金项目: 广东电网有限责任公司科技项目(GDKJXM20182372)

通信作者: 王俊波(1986—), 男, 硕士, 高级工程师, 主要从事高压试验及状态监测等研究; E-mail: honeymoon651@126.com

准确可靠接线是断路器试验机器人实用化的关键技术之一,它要求机器人对断路器触头识别和定位的目标检测算法具有很强的泛化能力和很高的准确率,使之能在不同试验场所(背景)或人员走动等背景扰动影响下仍能准确可靠地进行试验线夹的抓取和断路器触头的接入。目前,目标检测采用的单阶段目标检测算法<sup>[1]</sup>通过训练好的卷积神经网络,对图像进行识别且用矩形框定位目标。单阶段目标检测算法主要有SSD、RetinaNet、YOLO等算法<sup>[2-6]</sup>。其中YOLOv4引入了先进的改进策略,具有较高的检测准确率和速度<sup>[7]</sup>,因而被广泛应用于车辆、绝缘子缺陷、输电线路异物及其他目标对象的识别和定位<sup>[8-10]</sup>。实际上,因训练样本不足,往往会导致所训练的模型泛化能力较差,从而致使目标检测算法准确率不高<sup>[11]</sup>。针对各种训练样本不足的问题,通常采用相应的数据增强方法对原图像训练样本进行扩充,如:通过亮度和饱和度数据增强方法扩充不同亮度和饱和度条件下的图像训练样本;通过添加高斯噪声数据增强方法扩充误差正态分布的图像训练样本;通过mixup、cutout、cutmix和mosaic等数据增强方法<sup>[11-13]</sup>扩充图像前景训练样本等。上述数据增强方法均可使得目标特征不变但图像特征更加多样化,变相增加了图像训练样本数量,使得所训练的目标检测模型具有更强的泛化能力和准确率。但对背景特征不足的训练图像而言,不能通过上述数据增强方法扩充并得到具有足够背景特征的图像训练样本,难以满足目标检测模型泛化能力和准确率对训练图像样本的要求。

针对断路器试验图像背景特征不足的问题,为提高所训练的目标检测模型的鲁棒性和泛化能力,保证断路器试验机器人接线在任意试验场所(背景)、试验过程人员走动等背景扰动下仍有较高的准确率,本文提出一种新的图像背景训练样本扩充的数据增强方法,提高目标检测模型的泛化能力和准确率,保证接线机器人的准确可靠接线。此外,为优化目标检测模型的推理时间,对YOLOv4进行改进,即将标准YOLOv4的特征网络CSPDarknet-53替换为MobileDets,使得改进YOLOv4不仅准确率高而且推理时间短。本文方法可以极大地提高真空断路器试验机器人接线准确率和效率,为断路器

机器人试验平台的实用化提供技术支持。

## 1 机器人接线及视觉定位原理

真空断路器机器人试验平台由测试台、机器人、机器视觉元件及待测断路器等组成。在真空断路器试验过程中,机器人需要识别目标断路器触头并获取其在机器人坐标系的三维坐标,即定位,才能实现准确可靠接线。而机器人接线动作的准确可靠性取决于机器人对目标断路器触头的定位精度,为保证机器人精准定位且准确可靠接线,本文通过视觉元件(双目相机),利用双目视觉定位技术实现机器人准确可靠接线。通过双目视觉定位<sup>[14]</sup>获取断路器触头在接线机器人坐标系三维坐标的定位原理如图1所示。

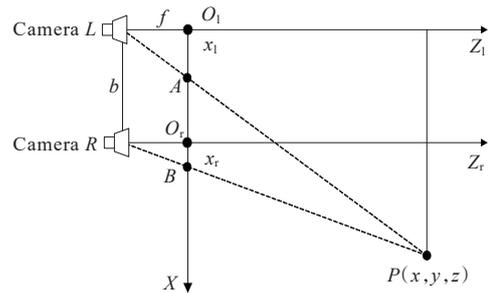


图1 双目视觉定位原理

Figure 1 Principle of binocular vision locating

图1中Camera L和Camera R分别为左、右摄像头,其相机坐标系的原点、Z轴分别为 $O_l$ 和 $O_r$ 、光轴 $Z_l$ 和 $Z_r$ ,2个摄像头的X轴重合,Y轴垂直于图片向上, $b$ 为左、右摄像头的间距, $P$ 为机器人动作目标点,或称之为断路器触头外边缘点。 $P$ 在左、右摄像头中分别成像于点 $A$ 、 $B$ ,其在各自图像坐标系中的坐标分别为 $(x_l, y_l)$ 和 $(x_r, y_r)$ ,利用该坐标和图1的几何关系,可计算机器人动作目标点 $P$ 的坐标 $(x, y, z)$ 分别为

$$\begin{cases} x = x_l \cdot z / f \\ y = y_l \cdot z / f \\ z = b \cdot f / (x_l - x_r) \end{cases} \quad (1)$$

其中, $f$ 为摄像头的焦距。由式(1)可见,已知点 $A$ 、 $B$ 的坐标即可计算点 $P$ 的三维坐标。

为实现双目视觉定位,本文采用深度学习目标检测算法对双目相机拍摄的断路器左、右图像中的

断路器触头进行检测,即采用预测框对图像中目标断路器触头的位置和尺寸进行标记,根据预测框的位置和尺寸信息得到点 $A$ 、 $B$ 的坐标,进而计算机器人动作目标点 $P$ 的坐标,实现机器人对动作目标的定位。

## 2 基于YOLOv4的断路器触头目标检测模型

本文采用YOLOv4目标检测算法对断路器触头目标进行检测,其目标检测模型框架如图2所示。

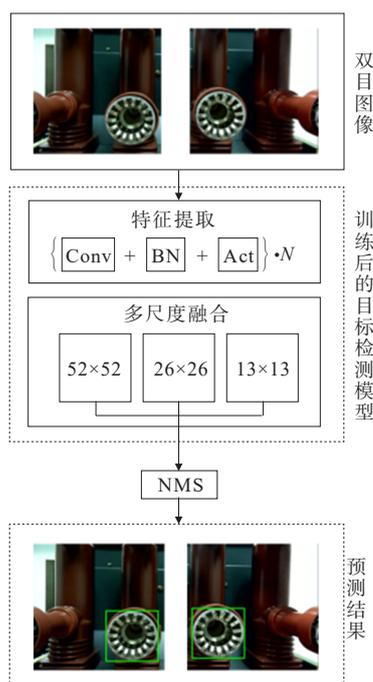


图2 基于YOLOv4的断路器触头目标检测模型框架

Figure 2 Framework of object detection model for circuit breaker contacts based on YOLOv4

由图2可见,该模型框架主要由特征网络、多尺度融合及非极大值抑制(NMS)等组成。YOLOv4的特征网络为CSPDarknet-53,由 $N$ 个卷积块组成,每个卷积块包含卷积层(Conv)、归一化层(BN)和非线性激活层(Act)。该特征网络提取的图像纹理、颜色等特征是网络预测目标的重要依据。然后对特征网络输出的3种尺度的特征图进行多尺度融合,预测不同大小尺寸的目标。最后采用NMS算法消除冗余的目标检测框,获取最佳目标检测框。

YOLOv4引入了Mosaic数据增强方法,对图像前景样本进行扩充,提高了前景样本不足条件下所训练的目标检测模型的检测准确率。但受拍摄条件限制,本文所获取断路器训练图像的背景差异性较小,即背景训练样本不足,使得所训练的目标检测模型的检测准确率较低,会导致不同测试场所(背景)或人员走动等背景扰动下机器人接线的准确性和可靠性降低。测试表明,采用Mosaic数据增强方法所训练的目标检测模型的检测准确率仅为95.23%,不能满足机器人接线的技术要求。因此,需要研究新的数据增强方法以解决背景训练样本不足的问题。此外,本文采用双目视觉定位技术和多帧图像定位信息均值策略,将大幅增加图像处理量,从而导致机器人接线速度降低。因此,需要优化目标检测模型的推理时间,以提高断路器试验机器人的接线效率。

## 3 图像背景数据增强与推理时间优化

### 3.1 图像背景数据增强

YOLOv4断路器触头目标检测模型的训练流程如图3所示。

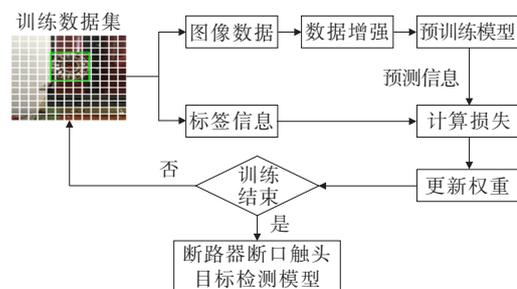


图3 断路器触头目标检测模型训练流程

Figure 3 Training process of circuit breaker contact object detection model

由图3可见,首先,对双目摄像头拍摄获取断路器触头的训练图像集进行标注,得到检测目标的标签信息(置信度、类别及框的位置和尺寸),并对标注后的训练图像进行初始化;然后,为凸显图像前景(目标)的特征,将原始图像进行数据增强后输入至预训练模型,得到检测目标的预测信息(置信度、类别及框的位置和尺寸);最后,通过标签信息和预测信息,计算综合损失函数(含置信度损失、分类损

失和框回归损失),并根据综合损失函数数值更新预训练模型的权重。若训练未结束,则重复上述训练过程,若训练结束则将模型权重保存得到训练好的断路器触头目标检测模型。

如图 2 所述,为提高断路器触头目标检测模型的泛化能力和准确率,需要有足够的前景和背景特征的图像样本训练目标检测模型。在断路器机器人试验环境下,断路器试验图像训练样本是在某一试验场所(背景)拍摄获取的,所摄取图像中的前景目标(断路器触头)纹理特征较多,前景训练样本足够。但受拍摄条件限制,所摄取的训练图像背景差异性较小,即断路器背景训练样本(负样本)不足,从而导致所训练出的模型在不同背景下的检测准确率下降<sup>[15]</sup>。针对该问题,本文提出一种基于背景混合剪切的数据增强方法,对原训练图像的背景进行扩充,以获得具有足够背景特征的图像训练样本。基本思路:对原训练图像的背景生成切片并复制提取(统称提取),将所提取的切片粘贴到其他图像对应的背景区域,形成新的背景。经不断扩充后可得到具有足够背景特征的图像训练样本。

以 batch 内连续 2 张图像  $img(i)$ 、 $img(i+1)$  为例介绍图像背景切片提取与粘贴流程。

断路器触头图像背景切片提取流程如图 4 所示,object 为图像  $img(i)$  中断路器触头标注框,  $(x_1, y_1)$ 、 $(x_2, y_2)$  分别为该标注框左上角、右下角坐标。

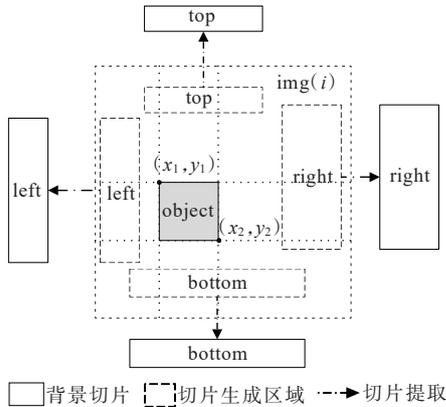


图 4 图像背景切片提取流程

Figure 4 Image background slices extraction process

图像背景切片提取流程:在图像背景的上(top)、左(left)、下(bottom)和右(right)4个相应区域生成尺寸和位置均为随机的矩形切片  $p_{ti}$ 、 $p_{li}$ 、 $p_{bi}$  和  $p_{ri}$ 。切片

不能包含前景特征,因此,  $p_{ti}$  底部边界应高于  $y_1$ ,  $p_{li}$  右侧边界应小于  $x_1$ ,  $p_{bi}$  上部边界应低于  $y_2$ ,  $p_{ri}$  左侧边界应大于  $x_2$ 。提取图像中生成的切片  $p_{ti}$ 、 $p_{li}$ 、 $p_{bi}$  和  $p_{ri}$  作为图像  $img(i+1)$  的粘贴切片。

图像背景切片粘贴流程如图 5 所示。按图 4 流程在图像  $img(i+1)$  中提取背景切片,然后在图像  $img(i+1)$  背景生成尺寸和位置均为随机的矩形粘贴区域。将图像  $img(i)$  提取的背景切片  $p_{ti}$ 、 $p_{li}$ 、 $p_{bi}$  和  $p_{ri}$  进行尺寸调整,使得其与图像  $img(i+1)$  对应的粘贴区域尺寸相同,再将其粘贴至图像  $img(i+1)$  背景上、左、下和右对应的粘贴区域。

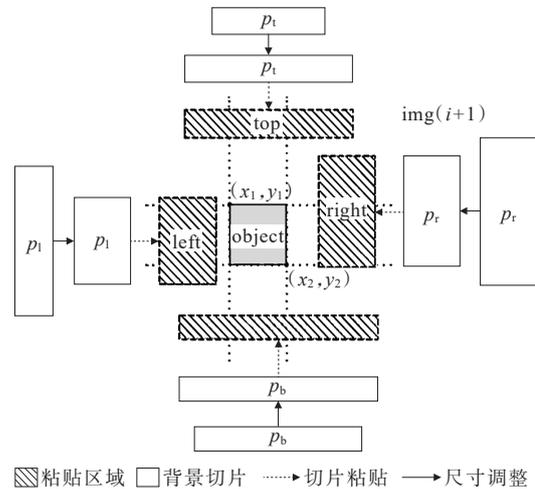


图 5 图像背景切片粘贴流程

Figure 5 Image background slices pasting process

以  $batch\_size=4(img(i), i=1, 2, 3, 4)$  为例,基于图像背景切片生成及提取和粘贴方法的图像背景训练样本扩充方法如图 6 所示,具体如下:

- 1) 对图像  $img(1)$  按方法生成并提取上、左、下和右 4 个背景切片存入缓存;
- 2) 对图像  $img(2)$  按方法生成并提取上、左、下和右 4 个背景切片存入缓存;
- 3) 将缓存中的图像  $img(1)$  提取的背景切片,按方法粘贴至图像  $img(2)$  背景对应的粘贴区域;
- 4) 对图像  $img(3)$  按方法生成并提取上、左、下和右 4 个背景切片存入缓存;
- 5) 将缓存中的图像  $img(2)$  提取的背景切片,按方法粘贴至图像  $img(3)$  背景对应的粘贴区域;
- 6) 为进一步增加背景特征的多样性,对图像  $img(4)$  背景按方法生成上、左、下和右 4 个背景粘贴

区域,将前3张图像的背景切片统一尺寸并拼接生成新的背景切片,按方法将其粘贴至图像背景对应的粘贴区域。

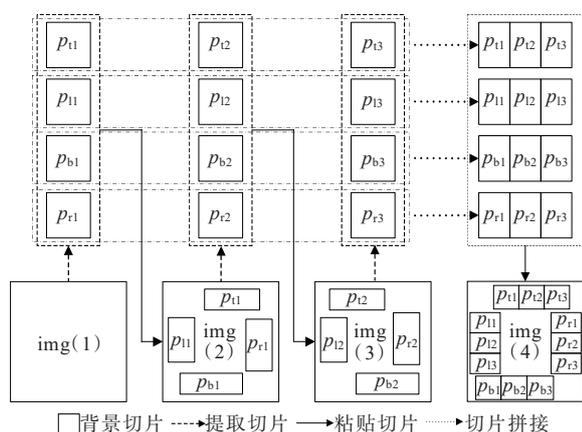


图6 batch\_size=4的图像背景训练样本扩充方法

Figure 6 Background samples expanding method for batch\_size=4

为使得对不同正、负比例的训练集均有较好的增强效果,该方法设置粘贴切片数和切片缩小系数2个参数,以调整训练的正、负样本比例。2个参数值越小,则训练图像间的背景差异越小,训练的负样本越少;反之,训练图像间的背景差异越大,负样本越多。本文取每个batch各训练图像粘贴的切片数量比为0:4:4:12,且各切片尺寸缩小系数均为0.8时训练效果最佳。

采用本文方法扩充的图像背景样本所训练的模型将具有很强的泛化能力,其准确率不受背景扰动的影响,断路器试验机器人在任一试验场所均能准确可靠接线。

### 3.2 基于改进YOLOv4的推理时间优化

机器人接线耗时主要包括机器人运动、图像处理和目标检测模型推理(识别和定位)时间。本文对标准YOLOv4进行改进,引入轻量化的特征提取网络,以优化目标检测模型推理时间,提高断路器试验机器人接线效率。

Mobiledets是一种应用于移动端和嵌入式设备的目标检测模型,为适应边缘计算需求,其特征网络采用了轻量化设计,具备推理时间短的优点<sup>[16]</sup>。本文为优化目标检测模型推理时间,将YOLOv4的特征提取网络CSPDarknet-53替换为Mobiledets,并调整该网络输出的特征图分支与通道数,使其与YOLOv4的后续网络兼容。调整后的Mobiledets主

要由4个IBN、17个Fused和3个Tucker模块组成,其网络结构如图7所示。

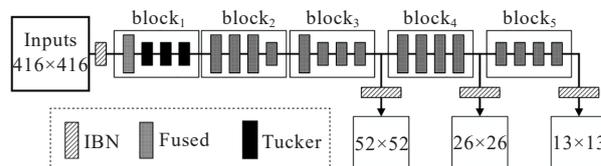


图7 Mobiledets网络结构

Figure 7 Network structure of Mobiledets

IBN模块含深度可分离卷积块<sup>[16]</sup>和标准卷积块( $1 \times 1$ 卷积核)各1个,该模块的特征提取计算次数 $K_{dj}$ 为

$$K_{dj} = D_{dj} \times M_{dj} \times D_{pj} + M_{cj} \times C_{cj} \times D_{pj} \quad (2)$$

式中, $D_{dj} = d_{dj} \times d_{dj}$ ,其中 $d_{dj} = 3$ 为任一IBN模块 $j$ 的深度可分离卷积块的卷积核的维度, $j = 1, 2, \dots, m$ ;  $C_{cj}$ 为标准卷积块卷积核的个数或通道数; $M_{dj}$ 、 $M_{cj}$ 分别为输入深度可分离卷积块和标准卷积块的特征图通道数; $D_{pj}$ 为每个卷积核水平和垂直滑动次数。

Fused和Tucker模块包含2种不同参数的 $1 \times 1$ 标准卷积块,其特征提取计算次数分别为

$$\begin{cases} K_{sk} = D_{sk} \times C_{sk} \times s \times M_{sk} \times D_{pk} \\ K_{eq} = D_{eq} \times C_{eq} \times e \times M_{eq} \times D_{pq} \end{cases} \quad (3)$$

式中, $D_{sk}$ 、 $D_{eq}$ 分别为 $1 \times 1$ 卷积块,取1; $s$ 、 $e$ 为特征图通道缩放倍率, $s$ 取4或8, $e$ 取0.75或0.25; $C_{sk}$ 、 $C_{eq}$ 为卷积核个数或通道数; $M_{sk}$ 、 $M_{eq}$ 为输入特征图的通道数; $D_{pk}$ 、 $D_{pq}$ 分别为每个卷积核水平、垂直滑动次数。

若输入特征图维度和通道数固定不变,即 $D_{pk}$ 、 $D_{pq}$ 和 $M_{sk}$ 、 $M_{eq}$ 固定不变,则特征网络Mobiledets提取特征总计算次数为

$$F_m = \sum_{k=1}^{n_s} [K_{sk}] + \sum_{q=1}^{n_e} [K_{eq}] + \sum_{i=1}^{n_c} [K_{ic}] + \sum_{j=1}^{n_d} [K_{dj}] + \sum_{g=1}^{n_p} [\text{BN}(K_{pg}) + \text{Act}(K_{pg})] \quad (4)$$

式中, $K_{ic}$ 为第 $i$ 个标准卷积块的特征提取计算次数; $n_s=20$ 、 $n_e=3$ 分别为2种不同参数的 $1 \times 1$ 标准卷积块个数; $n_c=24$ 为 $3 \times 3$ 卷积块的个数; $n_d$ 为深度可分离卷积块的个数; $n_r = n_s + n_e + n_c + n_d$ 为特征网络卷积块总数;BN( $\bullet$ )表示对卷积输出特征图进行归一化计算;Act( $\bullet$ )为对归一化后的特征图进行非线性

激活计算,其计算次数均与卷积输出特征图维度线性相关。

与 MobileDets 不同,CSPDarknet-53 由 5 个跨阶段局部网络(cross stage partial,CSP)模块组成,如图 8 所示。

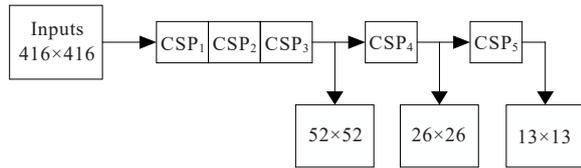


图 8 CSPDarknet-53 网络结构

Figure 8 Network structure of CSPDarknet-53

CSPDarknet-53 的 CSP 模块均由标准卷积块组成,共计有 76 个标准卷积块。CSPDarknet-53 总的特征提取计算次数可表示为

$$F_c = \sum_{i=1}^n [K_{ci}] + \sum_{i=1}^n [\text{BN}(K_{pi})] + \sum_{i=1}^n [\text{Act}(K_{pi})] \quad (5)$$

式中, $K_{ci}$  为第  $i$  个卷积块的特征提取运算次数; $n=76$  为特征网络所包含卷积块的个数; $K_{pi}$  为卷积输出特征图的参数总数。

对比式(4)、(5),由于深度可分离卷积块和  $1 \times 1$  卷积块的特征提取计算次数均低于标准卷积块,即  $K_{dj}$ 、 $K_{sk}$ 、 $K_{eq}$  分别为  $K_{ci}$  的  $1/9$ 、 $4/9$ (或  $8/9$ )、 $1/12$ (或  $1/36$ ), $K_{ic}$  与  $K_{ci}$  相同,则 MobileDets 提取特征总计算次数  $F_m$  小于 CSPDarknet-53 的特征提取次数  $F_c$ 。因此,MobileDets 的推理时间  $T_m = F_m \cdot T_0$ (不同浮点数标准下单次特征提取所需的计算时间)小于 CSPDarknet-53 的推理时间  $T_c = F_c \cdot T_0$ 。经测试,MobileDets 和 CSPDarknet-53 的推理时间分别为 7.1、17.9 ms,约为 CSPDarknet-53 推理时间的 40%。

## 4 机器人接线定位仿真与测试及结果分析

### 4.1 机器人接线定位仿真及结果分析

采用本文所提出的断路器触头目标检测模型,该模型由背景数据增强方法扩充的图像背景样本训练得到,分别以图像和视频流帧图像样本为测试对象,通过仿真试验验证模型的泛化能力、准确率

及稳定性。

1) 断路器触头目标检测模型的泛化能力和准确率仿真试验及结果分析。

断路器触头目标检测模型的准确率仿真试验步骤如下:

① 在某一试验场所拍摄获取 504 张背景特征不足的断路器试验图像作为训练数据集,采用背景数据增强方法对该图像背景进行扩充;

② 分别摄取断路器图像和不含断路器的图像各 30 张,通过图像变换获得测试样本共计 120 张作为测试数据集;然后对上述测试样本的断路器触头目标进行真实框的类别、尺寸和位置的标注,作为图像测试样本标签;

③ 利用图像背景扩充训练样本对断路器触头目标检测模型进行训练;每代训练后即采用训练的目标检测模型对图像测试样本进行预测,利用预测框和真实框信息计算断路器触头的定位准确率;按以上流程训练,得到损失函数和定位准确率随训练代数变化的趋势分别如图 9、10 所示;断路器触头识别结果如图 11 所示。

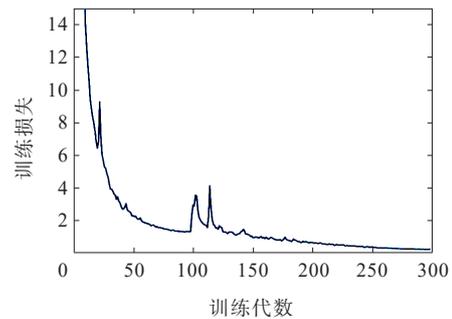


图 9 损失函数随训练代数变化趋势

Figure 9 Trend of loss function varies with training steps

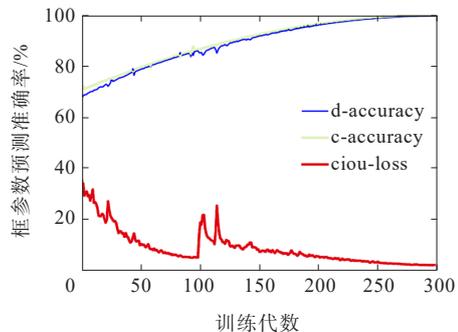


图 10 定位准确率随训练代数变化趋势

Figure 10 Trends of locating accuracy varies with training steps

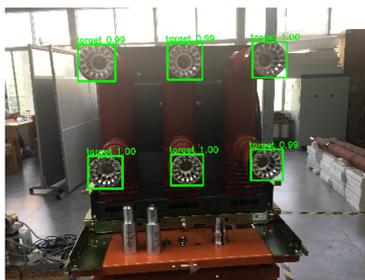


图 11 断路器触头识别结果

Figure 11 Detection result of breaker contact

由图 9 可见,训练初期,模型对训练图像数据集背景的差异性适应较差,损失函数数值较大;随着训练代数增加,损失函数数值下降逐渐趋缓;训练至 300 代,训练图像背景的差异性对损失函数数值的影响很小且收敛。

由图 10 可见,预测框的回归损失函数 ciou-loss 数值随着训练代数的增加而下降逐渐趋缓,定位准确率则逐渐提高;当训练至 300 代,模型输出的预测框位置和尺寸的准确率 d-accuracy、c-accuracy 均达到 99.9%。

仿真试验结果表明,采用背景数据增强方法扩充得到的图像样本训练的断路器触头目标检测模型,不受测试样本背景的影响,具有很强的泛化能力和很高的准确率。

2) 基于不同数据增强方法训练的断路器触头目标检测模型准确率仿真计算结果及对比分析。

利用背景数据增强方法和典型数据增强方法 (mosaic、cutmix、mixup 和 cutout) 对原图像样本进行扩充,然后分别基于扩充后的图像训练样本对模型进行训练,得到对应的目标检测模型。利用已训练好的目标检测模型对测试图像样本进行预测并计算准确率,仿真计算结果如表 1 所示。

表 1 基于不同数据增强方法训练的断路器触头目标检测模型准确率仿真计算结果

Table 1 Simulation results of detection models based on various data augmentation methods %

数据增强方法	mAP	d-accuracy	c-accuracy
无任何一项	80.91	82.14	78.43
背景数据增强	99.88	99.89	99.89
mosaic	95.23	96.21	94.76
cutmix	95.78	96.02	94.47
cutout	91.64	91.42	91.05
mixup	88.45	87.74	88.67

由表 1 可知,采用背景数据增强方法训练的断路器触头目标检测模型的平均精度均值 (mean average percise, mAP) 为 99.90%, 预测框位置和尺寸的准确率均为 99.90%, 优于 mosaic、cutmix、mixup 和 cutout 等典型数据增强方法训练的断路器触头检测模型的准确率。

3) 不同数据增强方法训练的断路器触头目标检测模型稳定性分析。

断路器触头目标检测模型是通过双目摄像头获取的视频流帧图像进行目标检测并输出预测框位置和尺寸信息。实际上,由于光强、摄像头传感器和测光算法等因素的影响,视频流帧图像的像素值均存在随机性波动,从而增强了背景扰动的影响,使得断路器触头目标检测模型输出的预测框出现抖动而影响定位结果的稳定性。因此,本文将利用视频流帧图像作为测试样本,通过预测框尺寸和位置信息的样本方差来评估断路器触头检测模型的稳定性。

截取视频流连续 100 帧图像,用不同数据增强方法的训练目标检测模型进行检测,得到的样本方差的统计如图 12 所示。

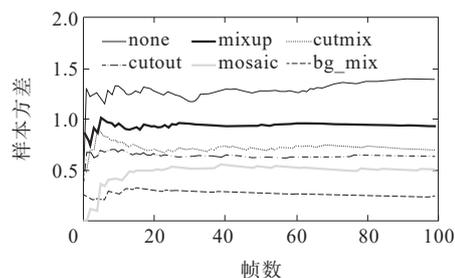


图 12 不同数据增强下的视频流帧图像测试样本方差统计

Figure 12 Sample variance statistics for video streaming frame image with different data augmentation

由图 12 可见,采用背景数据增强方法训练的断路器触头目标检测模型的测试样本方差约为 0.23,且仅用 10 帧图像的预测框位置和尺寸的均值就可基本消除视频流帧图像波动对模型检测结果的影响,具有较高的稳定性,优于其他方法扩充得到的图像样本训练的断路器触头目标检测模型。

#### 4.2 断路器试验机器人接线准确率和时间测试结果及分析

本文利用所研制的断路器试验机器人在采用背景数据增强方法和不采用该方法对改进 YOLOv4 进行训练,并进行接线准确率测试;同时,还

对标准 YOLOv4 和改进 YOLOv4 的机器人试验所需接线时间进行测试。断路器试验机器人接线测试现场图片如图 13 所示;不同背景扰动下的图像测试样本如图 14 所示。接线准确率和时间测试步骤如下:

- 1) 以图 14(a)所示的某试验场所背景拍摄获取训练图像,采用背景数据增强方法对训练图像背景样本进行扩充,得到训练后的目标检测模型;
- 2) 利用不同背景扰动条件下的图像测试样本进行目标检测模型准确率测试;
- 3) 根据测试过程中机器人接线出现的碰撞逼停和准确可靠接线次数计算机器人接线的准确率;
- 4) 根据机器人接线(含拆线等)识别、定位以及动作的时间,计算各试验项目接线时间。

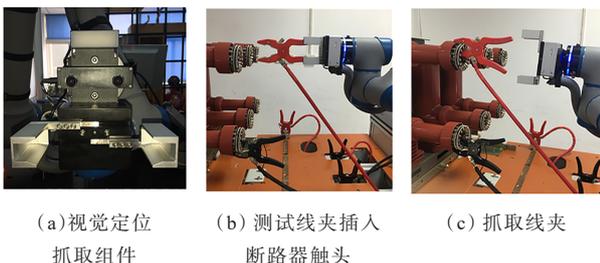


图 13 断路器试验机器人接线测试现场图片

Figure 13 Scene photos of wiring test for circuit breaker test

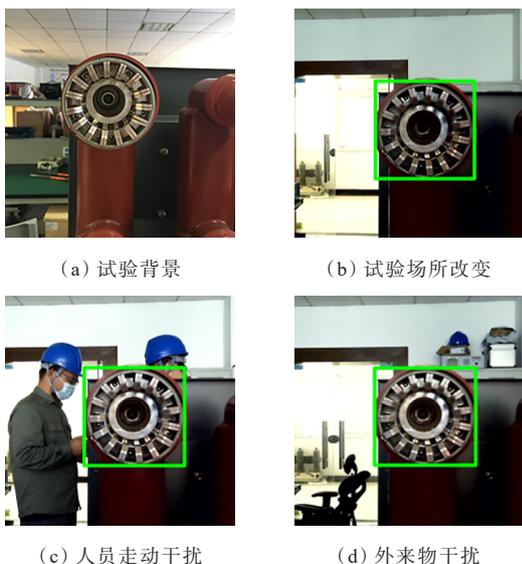


图 14 不同背景扰动下的图像测试样本

Figure 14 Image test samples under different background disturbances

根据上述测试步骤进行 50 次断路器全试验项目机器人接线准确率测试(一次全试验项目测试需要机器人进行 80 次接线),50 次全试验项目机器人接线准确率测试中准确率最低的测试结果如表 2 所示。

表 2 断路器试验机器人接线准确率测试结果

Table 2 Wiring accuracy results of circuit breaker test robot

测试模型	碰撞逼停/次	准确接线/次	接线准确率/%
标准 YOLOv4 (无背景增强)	18	62	77.50
标准 YOLOv4 (有背景增强)	1	79	98.80
改进 YOLOv4 (有背景增强)	1	79	98.80

由表 2 可见,采用背景数据增强方法训练的 YOLOv4 和改进 YOLOv4 的准确率均为 98.80%,优于未进行背景数据增强方法扩充样本训练的 YOLOv4 的准确率。测试结果表明,在试验场所改变、人员走动等背景扰动影响时,断路器试验机器人仍能准确可靠接线,也表明采用背景数据增强方法训练的目标检测模型具有很强的泛化能力和很高的准确率。

全试验项目机器人接线时间(回路电阻、绝缘电阻、交流耐压、机械特性等 4 个试验项目接线时间之和)测试结果如表 3 所示。因 50 次全试验项目机器人接线时间测试结果基本相同,故表 3 仅列出某次全试验项目机器人接线时间测试结果。

表 3 全试验项目断路器试验机器人接线时间测试结果

Table 3 Test results of wiring time of circuit breaker test robot in different test items

YOLOv4	试验项目接线时间				
	回路电阻	绝缘电阻	交流耐压	机械特性	总计
标准	89.3	114.2	89.3	59.5	352.3
改进	74.4	96.8	74.4	49.6	295.2

由表 3 可见,基于改进 YOLOv4 目标检测模型的全试验项目的接线时间小于基于标准 YOLOv4 目标检测模型的接线时间。断路器机器人接线测试结果表明,本文提出的基于背景数据增强和改进 YOLOv4 的断路器试验机器人接线定位方法,不仅接线准确率高而且接线时间短,可满足断路器机器人试验平台应用的技术要求。

## 5 结语

为保证断路器机器人试验接线的准确可靠性

以及接线效率,本文提出了一种基于图像背景数据增强和改进YOLOv4的断路器试验机器人接线定位方法,主要结论如下:

1) 针对断路器机器人试验原图像训练样本背景特征不足而导致所训练的断路器触头目标检测模型泛化能力和准确率不高的问题,采用本文提出的背景数据增强方法对原图像训练样本背景特征进行扩充,利用扩充后的图像样本训练得到的断路器触头目标检测模型具有很强的泛化能力和很高的准确率,使得在不同试验场所(背景)和人员走动等背景扰动下,断路器试验机器人均能准确可靠接线;

2) 对标准YOLOv4的特征网络进行了改进,用Mobicdets替代CSPDarknet-53,优化并减少了断路器触头目标检测模型的推理时间,提高了断路器试验机器人的接线效率。

实际测试结果表明,本文提出的断路器试验机器人接线定位方法的接线准确率高达98.80%,且接线时间可缩短57s。本文的研究成果为断路器机器人试验平台的实用化提供了有效的技术支持。

#### 参考文献:

- [1] 刘俊明,孟卫华.基于深度学习的单阶段目标检测算法研究综述[J].航空兵器,2020,27(3):44-53.  
LIU Junming, MENG Weihua. A review of single-stage object detection algorithm based on deep learning[J]. Aero Weaponry, 2020, 27(3): 44-53.
- [2] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//14th European Conference on Computer Vision, Amsterdam, Netherlands, 2016.
- [3] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(2): 318-327.
- [4] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//29th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), Las Vegas, NV, United States, 2016.
- [5] 张廷锋,陶熠昆,何凜,等.基于遗传算法的电力巡检机器人作业调度优化方法[J].电网与清洁能源, 2022, 38(3): 68-73.  
ZHANG Tingfeng, TAO Yikun, HE Lin, et al. A genetic algorithm-based optimization method for job scheduling of electric power inspection robots[J]. Power System and Clean Energy, 2022, 38(3): 68-73.
- [6] 赵永良,付鑫,郭阳,等.基于深度学习和图像识别的电力配件智能出入库[J].中国电力,2021,54(3):55-60.  
ZHAO Yongliang, FU Xin, GUO Yang, et al. Intelligent storage and retrieval of power accessories based on deep learning and image recognition[J]. Electric Power, 2021, 54(3): 55-60.
- [7] 郑含博,李金恒,刘洋,等.基于改进YOLOv3的电力设备红外目标检测模型[J].电工技术学报, 2021, 36(7): 1389-1398.  
ZHENG Hanbo, LI Jinheng, LI Yang, et al. Infrared object detection model for power equipment based on improved YOLOv3[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(7): 1389-1398.
- [8] 王滢暄,宋焕生,梁浩翔,等.基于改进的YOLOv4高速公路车辆目标检测研究[J].计算机工程与应用, 2021, 57(13): 218-226.  
WANG Yingxuan, SONG Huansheng, LIANG Haoxiang, et al. Highway vehicle object detection based on an improved YOLOv4 method[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(13): 218-226.
- [9] 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 Xiaoyu, HUANG Jinbo, FENG Jiewen, 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.
- [10] 唐翔翔,沈薇,朱明,等.基于改进YOLOv4的输电线路异物检测算法[J].安徽大学学报(自然科学版), 2021, 45(5): 58-63.  
TANG Xiangxiang, SHEN Wei, ZHU Ming, et al. The foreign object detecting algorithm for transmission lines based on the improved YOLOv4[J]. Journal of Anhui University(Natural Science Edition), 2021, 45(5): 58-63.
- [11] 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 Xiao, YU Feng, PENG Yong, et al. UAV power grid inspection defect detection based on deep learning[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(10): 132-139.
- [12] DEVRIES T, TAYLOR G W. Improved regularization of convolutional neural networks with cutout[EB/OL]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1708.04552>, 2017-08-15.

- DANG Xiaoyuan, SHAN Qingxiao, XIAO Changyan, et al. Research on voltage-controlled crystal oscillator calibration based on GPS&BD double time service[J]. Computer Measurement & Control, 2009, 17(11): 2246-2249.
- [15] 朱永灿, 张鹏, 田毅, 等. 变电设备在线监测技术中的同步采集触发方法对比分析[J]. 中国电力, 2022, 55(3): 64-73.
- ZHU Yongcan, ZHANG Peng, TIAN Yi, et al. Comparison of synchronous acquisition trigger methods in on-line monitoring technology of transformer equipment[J]. Electric Power, 2022, 55(3): 64-73.
- [16] 谢施君, 雷汉坤, 王乃会, 等. 基于BP神经网络的CVT暂态电压传递特性补偿技术[J]. 高压电器, 2022, 58(2): 149-157.
- XIE Shijun, LEI Hankun, WANG Naihui, et al. Compensation technology on transient voltage transfer characteristics of CVT based on BP neural network[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(2): 149-157.
- [17] 向珉江, 袁通, 苏善诚, 等. 基于5G授时的配网差动保护数据同步方案[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(8): 8-15.
- XIANG Minjiang, YUAN Tong, SU Shancheng, et al. 5G timing base data synchronization scheme for differential protection of distribution networks[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(8): 8-15.
- [18] FAISAL J, DOHYEUM K. Enhanced Kalman filter algorithm using fuzzy inference for improving position estimation in indoor navigation[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2021, 40(5): 8991-9005.
- [19] SENA H J, SILVA F V, FILETI A M F. ANN model adaptation algorithm based on extended Kalman Filter applied to PH using MPC[J]. Journal of Process Control, 2021, 102: 15-23.
- [20] HAN Z Y, QIAN X S, HUANG H, et al. Efficient design of multicolumn RBF networks[J]. Neurocomputing, 2021, 450: 253-263.
- [21] CHEN C S, MALGORZATA A, JANKOWSKA, et al. RBF-DQ algorithm for elliptic problems in axisymmetric domain[J]. Numerical Algorithms, 2021, 3(11): 1-31.

(上接第204页 = Continued from page 204)

- [13] 文刚, 夏宋鹏程, 周仿荣, 等. 面向巡检机器人多源融合鲁棒定位与高逼真仿真方法[J]. 智慧电力, 2022, 50(4): 110-116.
- WEN Gang, XIA Songpengcheng, ZHOU Fangrong, et al. Multi-source fusion robust positioning and high-fidelity simulation method for inspection robots[J]. Smart Power, 2022, 50(4): 110-116.
- [14] 叶海加, 陈罡, 邢渊. 双目CCD结构光三维测量系统中的立体匹配[J]. 光学精密工程, 2004, 12(1): 71-75.
- YE Haijia, CHEN Gang, XING Yuan. Stereo matching in 3D measurement system using double CCD structured light[J]. Optics and Precision Engineering, 2004, 12(1): 71-75.
- [15] 董诗绘, 牛彩雯, 戴琨. 基于深度强化学习的变电站巡检机器人自动化控制方法研究[J]. 高压电器, 2021, 57(2): 172-177.
- DONG Shihui, NIU Caiwen, DAI Kun. Study on automatic control method of substation inspection robot based on deep reinforcement learning[J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(2): 172-177.
- [16] 刘学华, 孔霄迪. 基于卷积神经网络的N-2线路开断潮流快速计算[J]. 电力工程技术, 2021, 40(4): 95-100.
- LIU Xuehua, KONG Xiaodi. Fast load flow calculation of N-2 contingency based on convolutional neural network[J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(4): 95-100.