

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2412610

基于改进 YOLOv7-tiny 的多种类绝缘子检测算法*

刘 熹, 陈 晨, 双 丰

(广西大学电气工程学院广西电力装备智能控制与运维重点实验室 南宁 530004)

摘要:针对现有绝缘子检测算法识别种类单一、定位精度差、鲁棒性差等问题,提出了一种改进 YOLOv7-tiny 的多种类绝缘子检测算法。首先,使用 K-means++ 算法对先验框进行重聚类,获得更适用于多种类绝缘子数据集的先验框尺寸;其次,采用了基于动态非单调的聚焦机制设计的 WIoUv3 损失函数,解决训练过程中正负样本不均衡问题。在网络结构上,首先在骨干网络使用跨阶段特征融合模块(CFFCB)捕获更多的上下文信息,对一些受到遮挡的绝缘子实现精准检测;同时,在颈部网络,提出了空间金字塔池化模块 SPPCSPF 替换了原有的 SPPCSP,有效提高绝缘子与背景接近时的检测成功率,有效改善漏检情况。经过实验测试,与 YOLOv7-tiny 相比,改进后的网络模型的 mAP 提高了 2.1%,达到了 97.6%,有效提高了多种类绝缘子的检测精度。最后,利用改进后算法的检测结果在 UR5 机械臂上进行了抓取实验,实际抓取的成功率在 90% 左右,验证了算法的可行性。

关键词: 目标检测; YOLOv7-tiny; 绝缘子检测; 损失函数

中图分类号: TP391.4 TH183.3 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.60

Multi-type insulator detection algorithm based on improved YOLOv7-tiny

Liu Xi, Chen Chen, Shuang Feng

(Guangxi Key Laboratory of Intelligent Control and Maintenance of Power Equipment, School of Electrical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract: Aiming at the problems of limited insulator type recognition, poor positioning accuracy and lack of robustness in existing insulator detection algorithms, a multi-type insulator detection algorithm based on improved YOLOv7-tiny is proposed. Firstly, the K-means++ algorithm is used to recluster the anchor box to obtain the anchor box size which is more suitable for multi-type insulator datasets. Secondly, the WIoUv3 loss function based on the dynamic non-monotone focusing mechanism is designed to address the imbalance between positive and negative samples in the training process. On the network structure, firstly, the Cross-stage Feature Fusion-ConvNeXt Block (CFFCB) is used to capture more context information at the Backbone, and some occluded insulators are accurately detected. At the same time, at the Neck, the SPPCSPF is proposed to replace the original SPPCSP, which effectively improves the detection success rate when the insulator is close to the background, and effectively improves the missed detection situation. After experimental testing, compared with YOLOv7-tiny, the mAP of the improved network model is increased by 2.1%, reaching 97.6%, which effectively improves the detection accuracy of various insulator types. Finally, the grabbing experiment is carried out on the UR5 manipulator by using the detection results of the improved algorithm. The actual grabbing success rate is about 90%, which verifies the feasibility of the algorithm.

Keywords: object detection; YOLOv7-tiny; insulator detection; loss function

0 引 言

随着智能电网的快速发展,电力设备的数量得到了快

速的增长^[1]。为保证电力系统的稳定运行,电力设备的检测与维护面临着巨大的挑战^[2]。作为智能电网中必不可少的电力元件,绝缘子的检测与维护是极其重要的工作。绝缘子的检测是电力机器人进行抓握、拧取等智能操作的

收稿日期:2024-03-12 Received Date: 2024-03-12

* 基金项目:广西自然科学基金-青年基金项目(2023GXNSFB026069)、广西高校中青年教师科研基础能力提升项目(2022KY0008)资助

基础内容。而使用电力机器人进行电力场景下的作业是当前研究的趋势^[3-4]。因此,有关绝缘子检测依然是智能电网当下研究的热点,与之相关的研究工作也越来越多^[5-6]。

在过去的十年中,绝缘子检测的算法得到了更新和发展。文献[7]利用主成分分析和活动轮廓模型,提出了一种基于纹理的绝缘子分割算法。然而,很多背景干扰会影响纹理分割效果。Otsu 算法^[8]只能通过阈值法检测绝缘子,其泛化能力和鲁棒性较差。文献[9]提出了一种基于纹理分布的活动轮廓模型,用于从航拍图像中提取非均匀绝缘子。该模型具有较强的抗干扰能力,但计算成本较高。同时,目前对于电力环境下的多种类绝缘子的检测工作较少。然而,这对于电力机器人智能操作来说却是极其重要的。

近年来,基于深度学习的目标检测算法可以分为一阶段算法和两阶段算法。一阶段算法把目标检测转化为回归问题,可以直接检测出结果,运行速度较快,主要包括 YOLO(you only look once)^[10-11] 系列和 SSD(single shot multibox detector)^[12], 并由此派生了诸多应用^[13-14]。两阶段算法的基本思想是基于候选区域进行检测,检测精度较高但速度较慢,所占的存储空间也较大,不适合用于移动平台,主要包括 R-CNN 系列^[15]等。事实上,两阶段通常比较耗时且难以训练。相比之下,一阶段具有更好的实时性。基于 YOLOv2 的算法可以显著提高绝缘子检测速度^[16-17]。一些一阶段目标检测网络,如 YOLOv3、YOLOv4 和 YOLOv5m,其体积较大,对计算成本和内存的要求较高,一些轻量级的 YOLO 网络也被用于绝缘子检测^[18],如 YOLOv5s^[19],然而这些算法检测种类单一,模型泛化能力差。由此可见,提高绝缘子检测算法的检测精度和模型鲁棒性依然是当前研究的关键问题。

为解决上述问题,本文使用噪声注入、局部擦除和几何变换等方式对自建多种类绝缘子数据集 PCPD 进行扩充和标注,以获得更丰富的绝缘子样本,并使用 K-means++ 算法对数据集中的标签进行聚类,获得更适用于该数据

集的先验框;为了解决训练过程中的正负样本不均衡问题,加快网络收敛速度,采用了基于动态非单调的聚焦机制设计的 WIoUv3 损失函数;在网络的骨干网络,提出了跨阶段特征融合模块(cross-stage feature fusion-convnext block, CFFCB)捕获更多的上下文信息,对一些受到遮挡的绝缘子实现精准检测,提高了主干网络的特征提取能力;在颈部网络,提出了新的金字塔特征融合模块(spatial pyramid pooling cross stage partial-fast, SPPFCSPF)替换了原有的 SPPCSPC(spatial pyramid pooling cross stage partial-channel, SPPCSPC),提高了多尺度特征融合能力,有效提高绝缘子与背景相似时的检测成功率,有效改善漏检情况。实验结果表明,本文提出的 CSW-YOLOv7-tiny 算法在参数量和计算量基本不变的情况下,提高了特征提取的能力和模型的泛化能力,明显提高了检测精度。最后,在 UR5 机械臂上对改进后的 CSW-YOLOv7-tiny 算法进行了抓取实验,获得了较高的成功率。

1 CSW-YOLOv7-tiny 网络

YOLOv7-tiny 是 YOLOv7 系列^[20]的一种面向边缘 GPU 的模型,是 YOLOv7 进行堆栈缩放和模型缩放后得到的,比如将高效层聚合网络(efficient layer aggregation network, ELAN)缩放成体积更小的 SE-ELAN。作为适合部署在移动平台上的算法,YOLOv7-tiny 在保证轻量化的同时,在精度上也有很好的效果。

在 YOLOv7-tiny 的基础上,本文提出了 CSW-YOLOv7-tiny 来提高多类绝缘子的检测速度。如图 1 所示,CSW-YOLOv7-tiny 框架由 3 部分组成:骨干网络、颈部网络和检测头。RGB 图像作为输入在骨干网络进行特征提取,然后将特征信息输入到颈部网络进行特征融合,最后输入到检测头进行处理,通过 3 个尺度对不同大小的目标进行预测和分类。

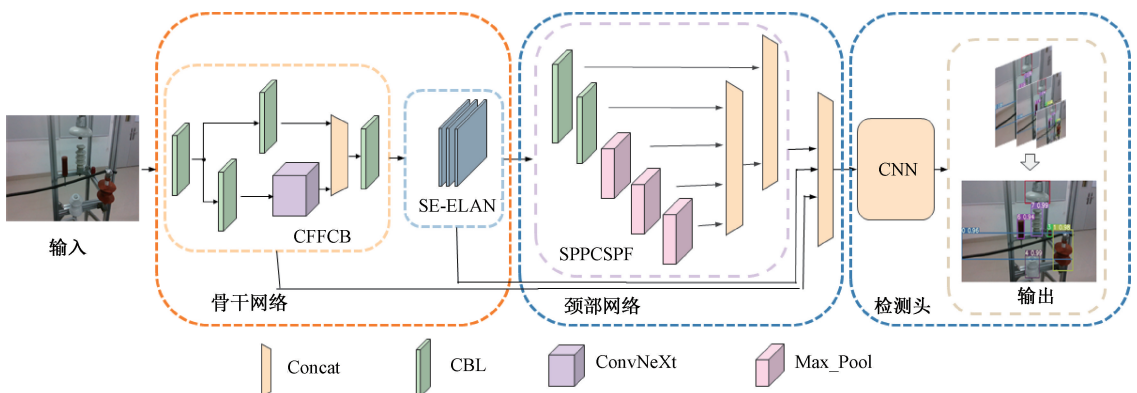


图1 CSW-YOLOv7-tiny 网络结构

Fig. 1 CSW-YOLOv7-tiny network structure

1.1 K-means++聚类算法

先验框(anchor box)是从训练集中所有目标框标签中使用 K-means 算法得到的出现频率较高的几个 box 形状和尺寸,通过先验经验对预测目标的范围进行约束,以实现多尺度学习,该思想有助于模型快速收敛^[21]。YOLOv7-tiny 网络的原先验框是用 K-means 算法在 COCO 数据集上聚类得来,虽然也可用于本文的多种类绝缘子数据集,但并不完全符合绝缘子的特征,即先验框的长宽尺寸与绝缘子的尺寸并不完全吻合,实际检测时会存在一定偏差。并且 K-means 算法需要人为地确定初始聚类中心,选择不同的初始聚类中心可能导致完全不同的聚类结果。

针对这些问题,本文提出了使用 K-means++算法优化先验框的方法来提高 YOLOv7-tiny 的算法精度。K-means++通过改变初始聚类中心的生成方式,即尽量增大初始的聚类中心的相互距离,来增大初始先验框的丰富性,使先验框更适用某个具体数据集。通过得到匹配度更好的多尺度先验框,提升模型的检测性能。具体而言,先从标签尺寸集合中随机选取一个点作为第 1 个聚类中心,对于集合中的每一个点 x ,计算它与最近的聚类中心的距离 $D(x)$, $D(x)$ 越大,被选作新聚类中心的概率就越大。以此原则重复进行,直到选出全部聚类中心。最后利用这些初始的聚类中心来运行 K-means 算法。3 个尺度的检测层在使用 K-means++算法前后的先验框尺寸变化如表 1 所示。由表 1 可以看出,使用 K-means++算法前后,先验框的长宽尺寸发生了较大的变化,这表明 K-means++算法可以在数据集上聚类出更合适的先验框尺寸。

表 1 聚类前后先验框尺寸

Table 1 Anchor box size before and after clustering

检测层	聚类前	聚类后
80×80	[10,13, 16,30, 33,23]	[23,28, 34,72, 46,89]
40×40	[30,61, 62,45, 59,119]	[73,147, 79,56, 106,284,]
20×20	[116,90, 156,198, 373,326]	[463,67, 528,160, 590,100]

1.2 WIoUv3 损失函数

损失函数是用来量化预测结果与实际标签之间的一种工具函数,选择合适的损失函数有利于提高网络收敛速度和网络检测精度。原 YOLOv7-tiny 采用的损失函数为 CIoU loss^[22],CIoU loss 考虑到了预测框与真实框的重叠面积、中心点距离和长宽比这 3 个影响较大的因素,但是不能很好地处理标注质量较低的一些锚框。然而,正负样本不均衡是训练过程中不可避免的^[23],该问题难免会导致低质量样本出现。

因此本文引入 WIoU loss^[24],WIoU 是基于动态非单调的聚焦机制设计的,该机制使用“离群度”来评估锚框质量,同时采取了合理的梯度增益分配策略,有利于增强模型的泛化能力。WIoU 包含 v1、v2 和 v3 共 3 个版本,其中 WIoUv1 相关公式如下:

$$L_{IoU} = 1 - IoU \quad (1)$$

$$L_{WIoUv1} = R_{WIoU} L_{IoU} \quad (2)$$

$$R_{WIoU} = \exp\left(\frac{(x - x_{gt})^2 + (y - y_{gt})^2}{(W_g^2 + H_g^2)^*}\right) \quad (3)$$

式中: $R_{WIoU} \in [1, e)$,可以显著放大普通锚框的 L_{IoU} ; $L_{IoU} \in [0, 1]$,将显著降低高质量锚框的 R_{WIoU} ,有利于减少在锚框与目标框较近时对中心点距离较多关注导致的定位偏差; W_g 、 H_g 分别为最小外接矩形的宽和高;*表示将 W_g 、 H_g 从计算图中分离,防止 R_{WIoU} 产生不利于收敛的梯度。

相较于 v1,WIoUv2 使用了单调聚焦系数 L_{IoU}^* ,该系数的引入使算法更关注困难示例,能够得到更好的分类结果。其相关公式如下:

$$L_{WIoUv2} = L_{IoU}^* L_{WIoUv1}, \gamma > 0 \quad (4)$$

在网络训练时,梯度增益 L_{IoU}^* 会伴随 L_{IoU} 的减小而减小,这会影响后期的收敛速度,因此引入 L_{IoU} 的均值作为归一化因子:

$$L_{WIoUv2} = \left(\frac{L^*}{L_{IoU}}\right)^\gamma L_{WIoUv1} \quad (5)$$

式中: $\overline{L_{IoU}}$ 是动量为 m 的滑动平均值,动态更新该滑动平均值可以保持较高的梯度增益 $r = \left(\frac{L^*}{L_{IoU}}\right)^\gamma$ 。WIoUv3 在 v2 的基础上引入动态非单调聚焦系数。其相关公式如下:

$$\beta = \frac{L_{IoU}^*}{L_{IoU}} \in [0, +\infty) \quad (6)$$

$$L_{WIoUv3} = r L_{WIoUv1}, r = \frac{\beta}{\delta \alpha^{\beta-\delta}} \quad (7)$$

式中: β 为离群度,给离群度较大的低质量锚框分配较小的梯度增益,可以减少低质量锚框对模型精度的损害; α 和 δ 是调节梯度增益 r 的超参数。当满足 β 为定值时,锚框会获得最大的梯度增益。

1.3 CFFCB 模块

随着深度学习的大量研究,基于深度神经网络的视觉算法迅速迭代。近两年,随着 Vision Transformers (ViTs)^[25]的提出及其与卷积神经网络的结合,越来越多的研究人员开始测试卷积神经网络的极限性能。ConvNeXt^[26]作为一个纯卷积神经网络,它对标的是公认性能优异的 Swin Transformer。当在计算机视觉任务中遇到困难时,比如语义分割和目标检测,通常可以通过在

Swin Transformer 中增加更多的卷积层来解决这个问题。虽然这种混合方法的大部分有效性归因于 Swin Transformer 的内在优势而不是卷积,但这一现象引发了对纯卷积网络所能达到的极限的更深入的思考和探索。这一探索的结果是一系列称为 ConvNeXt 的纯卷积模型。

ConvNeXt 在 Swin Transformer 的基础上进行了改进,通过 Swin Transformer 的宏网络设计、网络宽度、大尺寸卷积核、激活函数、独立的下采样层、反向瓶颈、数据处理

方式和深度卷积来提高分类的准确率。ConvNeXt 完全由标准的卷积模块构建,在准确性和可扩展性方面比 Swin Transformer 具有优势。

CFFCB 模块基于 inception 模块^[27]中采用多个串联卷积支路实现多尺度提取的思想,在 ConvNeXt 的基础上添加了卷积分支,充分融合了多尺度特征信息,可以有效提高主干网络的特征提取能力,进而提高模型的精度。ConvNeXt 模块和 CFFCB 模块如图 2 所示。

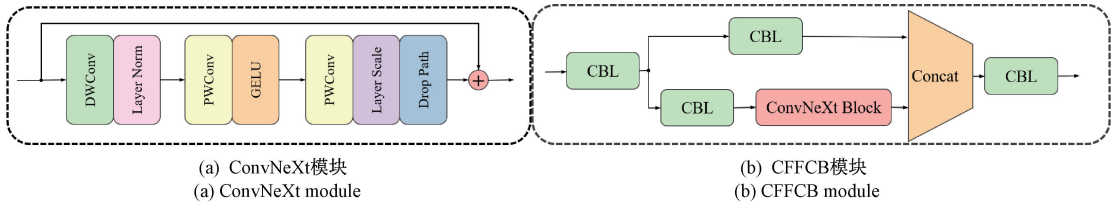


图 2 ConvNeXt 模块与 CFFCB 模块

Fig. 2 ConvNeXt module and CFFCB module

1.4 SPPCSPF 模块

空间金字塔池化模块是目前 YOLO 网络中实现局部特征和全局特征相融合的重要部分。YOLOv3 和 YOLOv4 中的空间金字塔池化 (spatial pyramid pooling, SPP) 模块^[28]借鉴了空间金字塔的池化思想,主要由 SPP 模块实现特征图局部特征和全局特征的融合,丰富了最终特征图的表达能力,从而提高了 mAP (mean average precision)。SPPF (SPP-Fast) 是在 SPP 的基础上提出的,具体而言,SPP 中的 3 个池化操作是分别进行维度变换,再进行拼接操作的,而 SPPF 是对这 3 个池化操作进行逐

级拼接,进而融合多维度特征信息。

YOLOv7-tiny 中的 SPPCSP 是对 YOLOv7 中的 SPPCSPC (spatial pyramid pooling cross stage partial) 进行模型缩放之后的结果。基于 SPPF 的思想,我们在 SPPCSP 的基础上提出了 SPPCSPF 模块,将 SPPCSP 中的 3 个池化操作分别进行维度变换之后再行拼接操作,调整为对这 3 个池化操作进行逐级拼接,进而融合多维度特征信息,在保持感受野不变的情况下提高了速度。特征的多级池化提高了特征的利用能力和模型性能。SPPCSPF 模块如图 3 所示。

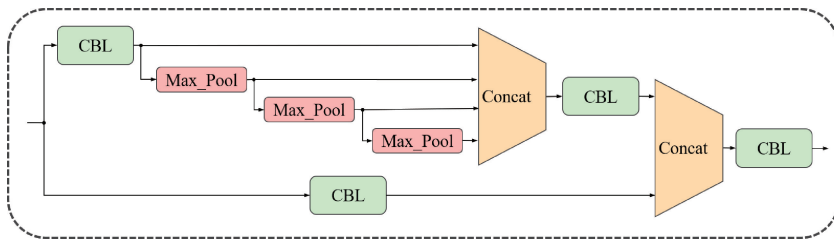


图 3 SPPCSPF 模块

Fig. 3 SPPCSPF module

2 实 验

2.1 实验设置

实验所使用的是扩充后的 PCPD 数据集^[29],PCPD 是之前提出的多类绝缘子数据集。该数据集模拟了电力机器人对绝缘子进行维修操作的工作环境,由原始数据和标签组成。原始数据包含 RGB 图像、深度图像和点云;标签包括语义信息,边界框和 6D 姿态。其中 RGB 图

像包含了电力线和 9 类绝缘子的类别和位置信息,如图 4 所示。该数据集共有 600 幅图像,每幅图像包含 5~8 个绝缘子或电力线。这些绝缘子有的被遮挡,有的接近背景纹理。本文使用噪声注入、局部擦除和几何变换等方式对自建数据集 PCPD 进行扩充和标注,最终扩充数据集至 2 400 张。实验时按 8:1:1 的比例划分训练集、验证集和测试集。

实验环境所使用的 CPU 为 Intel Xeon Gold 6126,主频为 2.6 GHz,内存为 128 GB。GPU 为 NVIDIA TITAN V,

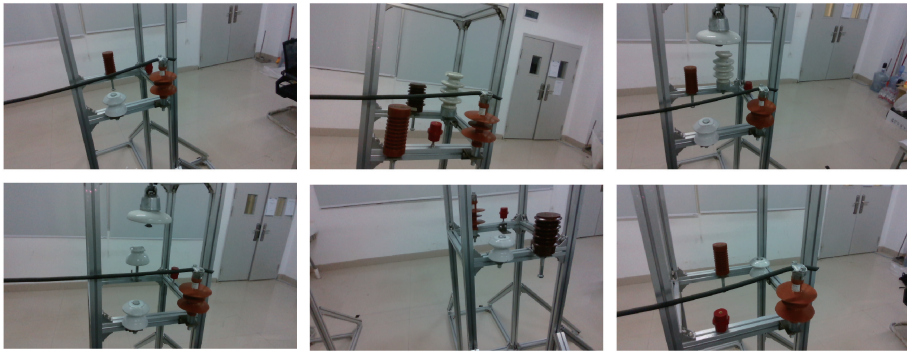


图 4 PCPD 数据集示例
Fig. 4 Examples of PCPD dataset

操作系统为 Ubuntu 16.04, PyTorch 和 Python 的版本分别为 1.8.0 和 3.6, CUDA 版本为 10.0。模型训练次数为 100 个 epoch, 批量大小为 16。每个 epoch 结束后, 保存模型权重, 最终得到理想的模型权重, 并在后续的测试过程中加载模型权重。

2.2 评价指标

为了评估模型的性能, 将目标检测任务普遍采用的 mAP、精度度 (P) 和召回率 (R) 作为精度评价指标, 将参数量、浮点运算数 (floating point operations, FLOPs) 和推理时间作为速度指标。相关的计算表达式分别为

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{8}$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{9}$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^n AP_i}{n} \tag{10}$$

式中: TP (true positive) 代表图像中正确分类的绝缘子数量; FP (false positive) 代表将背景预测为绝缘子的数量; FN (false negative) 代表将绝缘子误分类为背景的数量, n 表示数据集中绝缘子的种类数。

2.3 实验结果分析

1) 损失函数对比实验

为了验证损失函数 WIoU 的版本选择和参数选择对模型性能的影响, 实验对这些损失函数分别进行了检测性能对比, 如表 2 所示。

表 2 损失函数效果对比图

Table 2 Comparison diagram of the effect of loss function

Loss	mAP/%	P/%	R/%
CIoU	95.5	98.1	91.8
WIoUv1	95.1	97.2	92.1
WIoUv2 ($\gamma=0.5$)	95.9	95.0	93.7
WIoUv3 ($\alpha=1.4, \delta=5$)	95.7	95.2	93.1
WIoUv3 ($\alpha=1.6, \delta=4$)	96.2	97.2	93.3
WIoUv3 ($\alpha=1.9, \delta=3$)	95.7	97.5	90.7

实验结果表明, 使用 WIoUv2 和 WIoUv3 均会使网络模型精度提升, 但采用 WIoUv3 作为损失函数, 模型整体的精度表现要优于 WIoUv2 和 WIoUv1, 尤其是参数 α 取 1.6, δ 取 4 的时候, 网络模型检测效果最好。

2) 消融实验

为了验证本章的各个模块和方法的有效性和彼此之间的兼容性, 本文以 YOLOv7-tiny 作为基准模型, 做了以下消融实验, 结果如表 3 所示。

表 3 消融实验结果

Table 3 Results of the ablation experiments

CFFCB	SPPCSPF	K-means++	WIoUv3	mAP/%	P/%	R/%	参数量/ 10^6	Flops/G
				95.5	98.1	91.8	6.04	13.3
✓				96.5	98.8	92.6	5.99	12.6
	✓			96.3	96.9	93.9	6.63	13.3
		✓		96.3	97.5	93.2	6.04	13.3
			✓	96.2	97.2	93.3	6.04	13.3
✓	✓	✓	✓	97.6	96.5	95.3	6.63	13.9

实验结果显示,原 YOLOv7-tiny 模型存在召回率明显偏低的问题。本文中对 YOLOv7-tiny 模型做出的 4 点改进,mAP 分别提升了 1% ,0.8% ,0.8% 和 0.7% ,召回率分别提升了 0.8% ,2.1% ,1.4% 和 1.5% ,这表明这些改进方法对于提升算法精度均具有正面影响,且模型的参数量和计算量没有明显增加,这对于算法的应用很重要。将这些改进方法融合后,命名为 CSW-YOLOv7-tiny,相比于原始 YOLOv7-tiny,mAP 提高了 2.1% ,达到了 97.6% ,召回率提高了 3.5% ,达到了 95.3% 。这表明本文对 YOLOv7-

tiny 算法在先验框、损失函数和网络结构方面的改进使合理有效的。可以对绝缘子进行较好的识别检测。

经过 100 个 epoch 的训练,CSW-YOLOv7-tiny 模型的各个参数指标随训练周期的变化曲线如图 5 所示。其中横坐标为训练步数,纵坐标为具体指标的数值。图中的 10 个子图,纵坐标分别为子图标题对应的数值。训练过程比较平滑,且在很短的时间内就已经收敛,表现出了很好的稳定性。CSW-YOLOv7-tiny 部分测试结果示意图如图 6 所示。

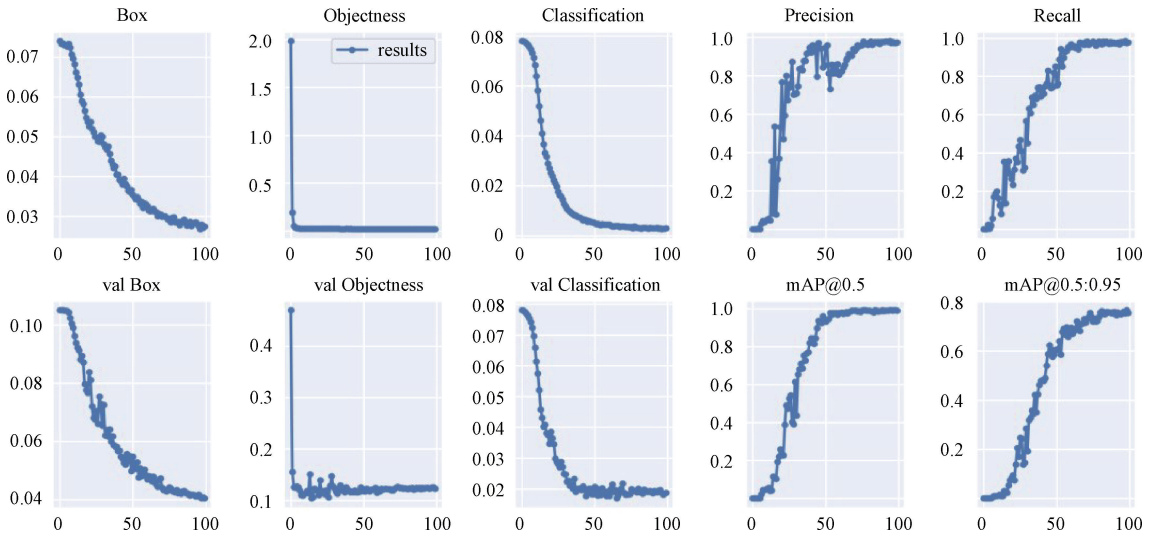


图 5 参数指标

Fig. 5 Parameter indicator diagram

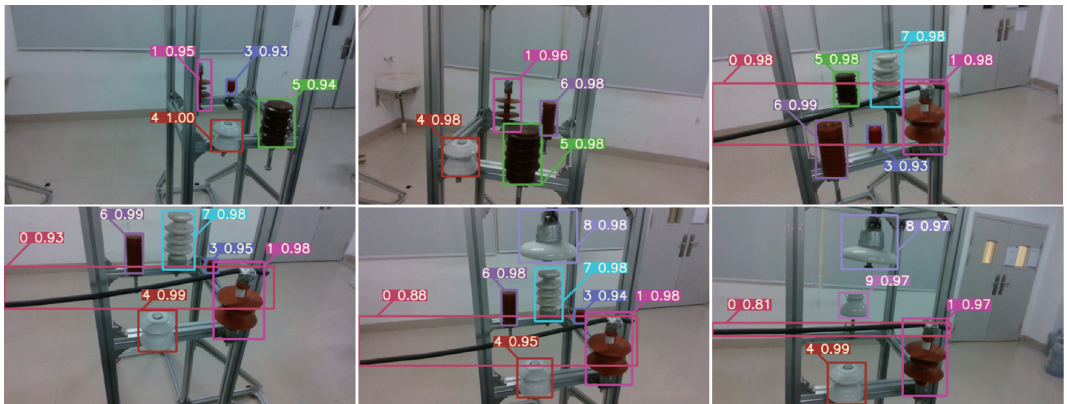


图 6 测试结果

Fig. 6 Test results diagram

3) 对比实验

为了进一步验证 CSW-YOLOv7-tiny 算法的有效性,选取了目前主流和常用的目标检测算法进行多个指标对比实验,然后对实验结果进行分析,评估各算法的优劣。其中,Faster R-CNN 是两阶段目标检测的经典算法,SSD 是和 YOLO 系列同为单阶段目标检测的经典算法,其余

均为 YOLO 各个版本适合部署在移动平台的优秀算法。实验结果的各个指标汇总,如表 4 所示。

实验结果表明,CS-YOLOv7-tiny 算法整体上优于其他对比模型。两阶段目标检测算法 Faster R-CNN 模型参数量和运算量都很大且极难训练,而精度方面与其他模型相比并没有明显优势。单阶段目标检测算法中,

表 4 对比实验结果

Table 4 Results of the comparative experiments

模型	mAP/%	P/%	R/%	参数量/10 ⁶	Flops/G
SSD	87.5	89.7	86.8	26.3	31.8
Faster R-CNN	94.6	95.3	92.8	134.7	181
YOLOv3-tiny	91.5	93.1	90.2	8.69	12.9
YOLOv5n	92.4	95.8	89.0	1.77	4.2
YOLOv5s	93.5	97.8	90.0	7.04	15.8
YOLOv5m	93.5	96.5	89.1	20.89	48.0
YOLOv8n	92.2	97.6	93.0	3.01	8.2
YOLOv8s	96.3	96.5	96.0	11.14	28.7
YOLOv7-tiny	95.5	98.1	91.8	6.04	13.3
Ours	97.6	96.5	95.3	6.63	13.9

YOLOv5n 和 YOLOv8n 虽然参数量和计算量较小,但其 mAP 和精准度依然低于 YOLOv7-tiny 算法;YOLOv3-tiny、YOLOv5s 和 YOLOv8s 参数量超过 YOLOv7-tiny 算法不多,但其精度指标也低于 YOLOv7-tiny 算法;SSD 和 YOLOv5m 在参数量数倍于 YOLOv7-tiny 算法的前提下,仍得不到较好的检测结果。YOLOv7-tiny 原算法在参数量较少的前提下,精度优于绝大多数模型,本文对 YOLOv7-tiny 算法改进之后得到的 CSW-YOLOv7-tiny,在速度指标优于绝大多数模型的前提下,在精度上的优势更加明显。

综上所述,本文提出的算法对 YOLOv7-tiny 的改进和优化是合理有效的,性能优于其他检测算法,提高了在多种类绝缘子检测任务中的检测性能。

2.4 机械臂抓取实验

为了验证 CSW-YOLOv7-tiny 算法在电力机器人上的

可行性,设计并进行了基于 CSW-YOLOv7-tiny 的机器人抓取实验。由于绝缘子在三维空间中的抓取需要深度信息,因此本文选择了 Intel Realsense D435i 相机,机械臂为 UR5。实验思路如下:首先,通过 Realsense 相机获取绝缘子的 RGB 图像和深度图,将 RGB 图像输入到训练好的网络模型中,得到绝缘子的类别及其在图像二维坐标系中的位置信息。然后,通过图像的二维坐标系与机械臂(即世界坐标系)的基坐标系之间的转换关系,再根据关键点的深度信息,便可以得到绝缘子在基坐标系中的坐标,进而驱动机械臂到达指定位置进行抓取。在实验中,本文假设绝缘子在桌面上是固定且平整的。

坐标转换过程如下:利用张正友相机标定方法^[30]得到相机内外参数,即可得到二维图像坐标系与相机三维坐标系之间的关系。通过手眼标定得到相机坐标系与机械臂末端法兰的位置关系。可以实时读取法兰在机械臂基坐标系中的位置。然后可以得到二维图像坐标系与世界坐标系之间的转换关系。坐标变换和机械臂抓取过程如图 7、8 所示。

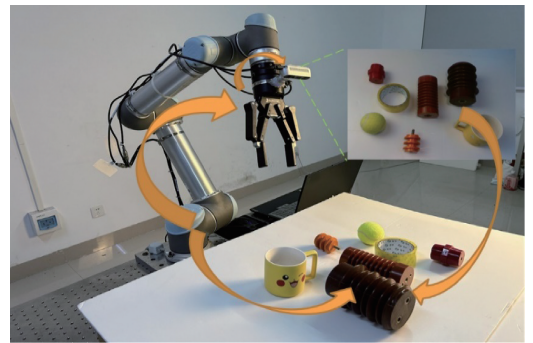


图 7 坐标转换

Fig. 7 Diagram of coordinate transformation

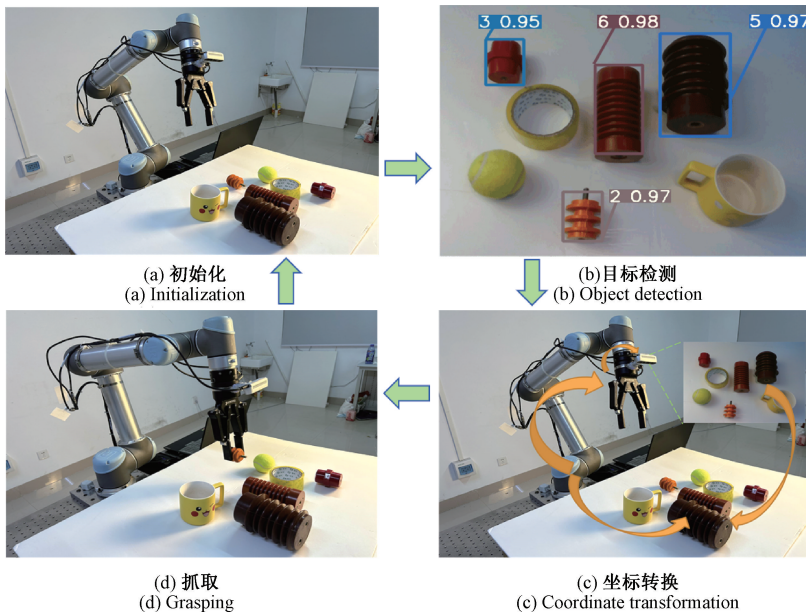


图 8 机械臂抓取过程

Fig. 8 Diagram of the grasping process of the robotic arm

根据绝缘子的特点和实验的可行性分析,本文选取了3类绝缘子进行抓取,每类抓取30次。每次的干扰对象不同或位置不同,最后统计成功率。抓取实验过程如图9所示,第2行方框内为抓取的目标绝缘子,抓取结果如表5所示。

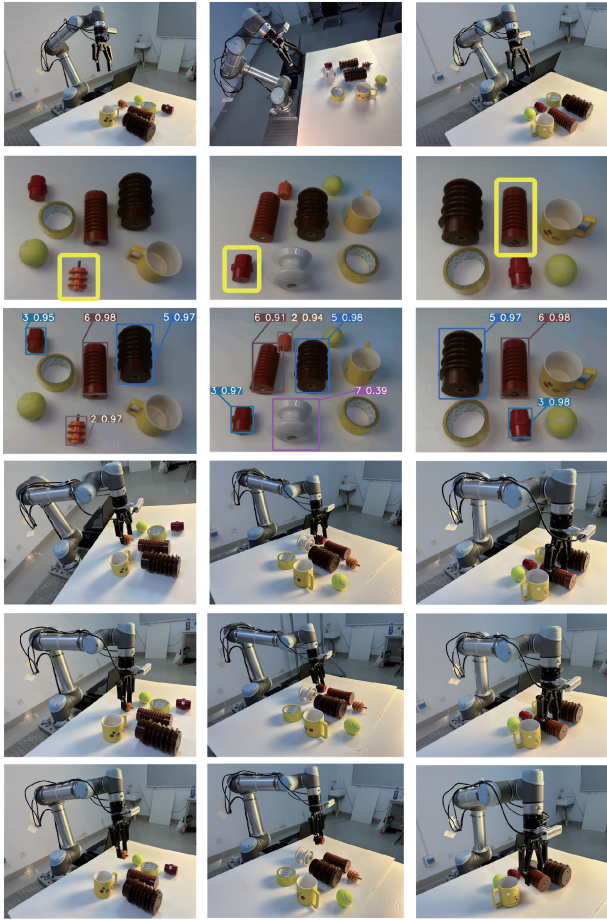


图9 抓取实验过程

Fig. 9 Diagram of the process of grasping experiments

表5 抓取实验结果

Table 5 Results of the grasping experiments

	成功次数	失败次数	成功率/%
绝缘子2	27	3	90
绝缘子3	28	2	93
绝缘子5	26	4	87

表5结果显示,尽管在利用深度信息确定绝缘子位置的过程存在误差,但是抓取的成功率依然很高,这说明利用CSW-YOLOv7-tiny算法对绝缘子进行目标检测的精度很高,具有一定可行性。

3 结 论

本文提出了一种基于改进YOLOv7-tiny的多类绝缘子检测算法CSW-YOLOv7-tiny。该算法针对现有绝缘子检测算法识别种类单一、定位精度差、鲁棒性差等问题,能够在保证轻量化的同时显著提高多类绝缘子的检测精度,对电力机器人在智能电网中的应用具有重要意义。

首先,对PCPD数据集进行扩充和标注,获得更丰富的多类绝缘子样本,并使用K-means++算法对先验框进行重聚类,获得更适用于该数据集的先验框尺寸;其次,针对训练过程中的正负样本不均衡问题,采用了基于动态非单调的聚焦机制设计的WiOuv3损失函数,加快了网络收敛速度,有效提高了网络精度。在网络结构上,首先在骨干网络使用跨阶段特征融合模块CFFCB捕获更多的上下文信息,对一些受到遮挡的绝缘子实现精准检测,提高了主干网络的特征提取能力;同时,在颈部网络,提出了SPPCSPF特征池化模块替换了原有的SPPCSPC,提高了多尺度特征融合能力,有效提高绝缘子与背景接近时的检测成功率,有效改善漏检情况,提高了模型的泛化能力。实验结果表明,与YOLOv7-tiny相比,CSW-YOLOv7-tiny的mAP提高了2.1%,达到了97.6%,在UR5机械臂上实际抓取的成功率在90%左右,验证了算法的有效性。

在未来的工作中,将对扩充PCPD数据集进行多指抓取点的标注,以便进行电力机器人智能操作的深入研究。

参考文献

- [1] CHEN B, WANG J H, LU X N, et al. Networked microgrids for grid resilience, robustness, and efficiency: A review[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(1): 18-32.
- [2] SU H Y, LAI C C. Toward improved load forecasting in smart grids: A robust deep ensemble learning framework[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2024, 15(4): 4292-4296.
- [3] LI S D, GAO P Y, CHEN Y Z. A bilateral teleoperation strategy augmented by EMGP-VH for live-line maintenance robot[J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2024:1-13.
- [4] SHUANG F, CHEN M Q, GUO L J, et al. Hybrid compliant strategy for multiple peg-in-hole assembly in robotic drain line connection [C]. International

- Conference on Advanced Robotics and Mechatronics (ICARM), 2022: 1110-1115.
- [5] WANG Y R, SONG X K, FENG L L, et al. MCI-GLA plug-in suitable for YOLO series models for transmission line insulator defect detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73:1-12.
- [6] WEI N, LI X Y, JIN J Q, et al. Detecting insulator strings as linked chain structure in smart grid inspection[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(8):9019-9027.
- [7] WU Q, AN J, LIN B. A texture segmentation algorithm based on PCA and global minimization active contour model for aerial insulator images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2012, 5(5): 1509-1518.
- [8] LI B F, WU D L, CONG Y, et al. A method of insulator detection from video sequence [J]. 2012 Fourth International Symposium on Information Science and Engineering, 2012: 386-389.
- [9] WU Q G, AN J B. An active contour model based on texture distribution for extracting inhomogeneous insulators from aerial images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(6): 3613-3626.
- [10] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R. You only look once: Unified, real-time object detection [C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 779-788.
- [11] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 6517-6525.
- [12] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision, Amsterdam, 2016: 21-37.
- [13] 高嘉, 刘涛, 王显峰, 等. TWRD-Net:一种用于曳引钢丝绳缺陷的实时检测网络算法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(6): 223-235.
- GAO J, LIU T, WANG X F, et al. TWRD-Net: A real-time detection network algorithm for traction wire rope defects[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(6): 223-235.
- [14] NI J J, SHEN K, CHEN Y, et al. An improved SSD-like deep network-based object detection method for indoor scenes[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 5006915.
- [15] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.
- [16] SADYKOVA D, PERNEBAYEVA D, BAGHERI M, et al. IN-YOLO: Real-time detection of outdoor high voltage insulators using UAV imaging[J]. IEEE Trans. Power Del. 2020, 35(3): 1599-1601.
- [17] YANG L, FAN J F, LIU Y H, et al. A review on state-of-the-art power line inspection techniques [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(12): 9350-9365.
- [18] 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]. 高电压技术, 2023, 49(9): 3584-3595.
- LIU K P, LI B Q, QIN L. A review of the application of deep learning target detection algorithm in insulator defect detection of overhead transmission lines [J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(9): 3584-3595.
- [19] ZHAO L Q, ZOU M J, CUI Y, et al. Fast detection of defective insulator based on improved YOLOv5s [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022, 2022(51): 8955292.
- [20] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors [C]. 2023 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2023: 7464-7475.
- [21] XU J J, HUANG L D, YAN L M, et al. Insulator self-explosion defect detection based on hierarchical multi-task deep learning [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(7): 1407-1415.
- [22] ZHENG ZH H, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: Faster and better learning for bounding box regression[C]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7): 12993-13000.
- [23] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for

- dense object detection[C]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 99: 2999-3007.
- [24] TONG Z T, CHEN Y H, XU Z W, et al. Wise-IoU: Bounding box regression loss with dynamic focusing mechanism [J]. ArXiv preprint arXiv: 2301.10051, 2023.
- [25] KIM J, KONG J, SON J. Conditional variational autoencoder with adversarial learning for end-to-end text-to-speech [J]. Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning (ICML), 2021, 139: 5530-5540.
- [26] LIU ZH, MAO H Z, WU CH Y. A ConvNet for the 2020s[C]. 2022 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2022: 11966-11976.
- [27] MNH V, HINTON G. Learning to label aerial images from noisy data [C]. Proceedings of the 29th International Conference on Machine Learning (ICML), 2012:567-574.
- [28] HE K M, ZHANG X Y, REN SH Q, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015,37(9): 1904-1916.
- [29] LIU X, LI SH D, LIU X W. A multiform power components dataset for robotic maintenance in power grid[C]. International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics (ICARM), 2022: 1116-1121.
- [30] ZHANG ZH Y, Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations [C]. Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, IEEE, 1999: 666-673.

作者简介



刘熹,2017年于山东理工大学获得学士学位,2021年于广西大学获得硕士学位,现为广西大学博士研究生,主要研究方向为计算机视觉。

E-mail:liuxilion@163.com

Liu Xi received his B. Sc. degree from Shandong University of Technology in 2017, and received his M. Sc. degree from Guangxi University in 2021, He is currently a doctoral student at Guangxi University. His main research direction is computer vision.



陈晨(通信作者),2021年于石家庄铁道大学获得学士学位,2024年于广西大学获得硕士学位,主要研究方向为图像处理。

E-mail:chenchenanhui@163.com.

Chen Chen (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Shijiazhuang Tiedao University in 2021, and received his M. Sc. degree from Guangxi University in 2024. His main research direction is image processing.



双丰,1995年于中国科学技术大学获得学士学位,2000年于中国科学技术大学获得博士学位,现为广西大学教授,博士生导师,主要研究方向为系统控制和信息获取。

E-mail:fshuang@gxu.edu.cn

Shuang Feng received his B. Sc. degree from University of Science and Technology of China in 1995, and received his Ph. D. degree from University of Science and Technology of China in 2000. He is currently a professor and doctoral supervisor at Guangxi University. His main research interests include system control and information acquisition.