

张伍康,潘立志,郭志彬,等. 电力场景下基于 RetinaNet 的绝缘手套异常状态视觉检测方法[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2022, 37(1):85-91. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2022.01.012

ZHANG W K, PAN L Z, GUO Z B, et al. Visual Detection Method of Abnormal State of Insulating Gloves Based on RetinaNet in Power Scenarios [J]. Journal of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2022, 37(1):85-91. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2022.01.012

# 电力场景下基于 RetinaNet 的绝缘手套 异常状态视觉检测方法

张伍康<sup>1</sup>, 潘立志<sup>1</sup>, 郭志彬<sup>1</sup>, 林激<sup>2</sup>, 涂晓彤<sup>2\*</sup>

(1. 国网福建省电力有限公司建设分公司, 福建 福州 350012; 2. 厦门大学 信息学院, 福建 厦门 361005)

**摘要:** 目前, 电网对异常状态监测的需求越来越强烈, 异常检测可以用于检测电网工作人员是否正确佩戴安全装备, 尤其是工作人员在检修电网时, 可以避免触电伤害的绝缘手套是否做到正确佩戴仍是需要重视的一大安全问题. 遗憾的是, 当前绝大多数的电力检测任务是针对安全帽和安全带, 并没有针对绝缘手套的研究工作. 而 RetinaNet 目标检测算法能够在保持较小的计算资源占用的情况下可以更好地解决正负样本不平衡问题, 能够解决检修过程中偶发的异常状态检测. 首次提出针对绝缘手套的异常状态视觉检测算法, 将改进特征提取部分的 RetinaNet 网络应用到电网作业人员佩戴绝缘手套的异常状态监测当中. 实验结果表明: 提出的方法具有较高的精确率和较快的检测速度.

**关键词:** 异常检测; RetinaNet 算法; 绝缘手套; 状态监测

中图分类号: TP181 文献标志码: A 文章编号: 1672-9102(2022)01-0085-07

## Visual Detection Method of Abnormal State of Insulating Gloves Based on RetinaNet in Power Scenarios

ZHANG Wukang<sup>1</sup>, PAN Lizhi<sup>1</sup>, GUO Zhibin<sup>1</sup>, LIN Wei<sup>2</sup>, TU Xiaotong<sup>2</sup>

(1. State Grid Fujian Construction Company, Fuzhou 350012, China; 2. School of Informatics, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

**Abstract:** At present, the power grid has an increasingly strong demand for abnormal state monitoring, abnormal detection can be used to detect whether the power grid staff correctly wears safety equipment. Especially when the staff is in the maintenance of the power grid, it can avoid electric shock injury. The insulated gloves whether be worn correctly is still a major safety issue that needs to pay attention to. Unfortunately, the vast majority of current power detection tasks are for helmets and safety belts, and there is no research work for insulated gloves. The RetinaNet target detection algorithm can better solve the positive and negative sample imbalance problem while maintaining a smaller computational resource occupation. It can solve the occasional abnormal state detection during the maintenance process. Therefore, this paper proposes the first visual detection algorithm for the abnormal state of insulated gloves, and apply the RetinaNet network with improved feature extraction part to monitor the abnormal state of insulated gloves worn by power grid operators. The experimental results show that the proposed method has a high rate of accuracy and a fast speed of detection.

**Keywords:** abnormal detection; RetinaNet algorithm; insulated gloves; condition monitoring

收稿日期: 2021-11-16

基金项目: 国网福建省电力有限公司科技专项资助(52130T0000A)

\* 通信作者, E-mail: xttu@xmu.edu.cn

电网工作人员每天都要完成各种各样的检测任务来保证人民群众的正常用电.在电力检修作业施工现场,工作人员需要佩戴安全帽、安全带和橡胶绝缘手套来保障自身安全.电力检修事故调查表明,如果工作人员正确佩戴这些装备,在发生意外时,受伤率和死亡率都大大降低.因此,工作人员安全装备检测逐渐成为电网领域的一个研究热点.基于计算机视觉的目标检测方法获取信息简单方便,而且不与电网工作人员发生接触,因此成为最具前景的检测方法.

目前,与电力作业场景基本一致的户外高空作业安全检测任务普遍都是针对安全帽展开的<sup>[1-3]</sup>.Cheng Rao等<sup>[4]</sup>提出基于SAS-YOLOv3-Tiny的多尺度安全帽检测,构造了一种基于深度可分卷积和信道注意机制的光沙漏残差模块来代替原有的卷积层,并采用步长为2的卷积层代替最大池化层,以获得更多的信息特征,提高检测性能,同时减少了参数和计算量.在YOLOv5网络发布之后,张锦等<sup>[5]</sup>提出基于改进YOLOv5的安全帽佩戴检测方法.还有少部分高空作业安全检测任务是针对安全带佩戴问题<sup>[5-6]</sup>,冯志珍等<sup>[6]</sup>提出了基于Mask R-CNN的高空作业安全带检测,根据人体关键点检测来获取人体关键部位,进而判断工作人员佩戴安全带的违规情况.

事实上,除了安全帽和安全带佩戴,电网工作人员在进行验电断电的过程中是否佩戴橡胶绝缘手套也是非常重要的安全问题<sup>[7]</sup>.但是,一些电网工作人员并没有意识到橡胶绝缘手套的重要性,他们在工作中存在不佩戴或者不规范佩戴橡胶绝缘手套的问题.目前,企业解决这一问题的方法大都是在工作现场安排监督人员督促工作人员规范佩戴手套,但是这样不仅花费了大量的人力资源,而且效率不高.如果能够将目标检测的技术运用到检测工作人员是否规范佩戴绝缘手套上,不仅可以节省人力财力,还能提高效率.遗憾的是,相比于色彩鲜艳且体积较大的安全帽和安全带,绝缘手套目标较小,并且颜色普遍是暗色,因此检测难度极大.

在传统的单阶段目标检测算法中,检测效果常因为存在正负样本不平衡问题而受到影响,RetinaNet算法<sup>[8]</sup>针对这一问题提出了专门用于平衡正负样本数量的一种动态变换交叉熵损失函数Focal loss,从而弥补了单阶段检测方法精度低于双阶段检测方法的不足.在之前的工作中,有很多工作都将YOLO或者Faster R-CNN算法应用在了安全帽和安全带检测任务之中<sup>[9-10]</sup>,但是鲜有相关工作使用RetinaNet算法针对绝缘手套佩戴状态任务进行检测.

本文首次将一种改进的RetinaNet算法应用到检测电网工作人员是否正确佩戴绝缘手套的任务中.具体做法:将电网现场拍摄的图像处理成统一格式,然后输入到RetinaNet网络中,针对绝缘手套的小目标特点,以及电网作业现场复杂的背景干扰,采用一种多尺度特征提取骨干网络Res2Net提取输入图像的特征图,再将特征图输入2个子网络,第一个子网络完成对于目标的分类任务,第二个子网络完成边界框回归任务,最后得到的输出图像即为包含绝缘手套边界框的图像.综上所述,提出了一种基于改进的RetinaNet的绝缘手套异常佩戴检测算法,并采用验证数据集对其性能进行检验.

## 1 算法研究

### 1.1 相关工作

目前计算机视觉的相关算法大致可以分成2个流派,分别是one-stage(单阶段)和two-stage(双阶段),它们的本质区别在于候选框的差异.one-stage是直接对输入的图像应用算法,整个过程由一个网络完成;two-stage在输入图像之后需要先生成一个候选区域,然后再应用算法,整个过程分别由不同的网络完成.one-stage方法相比于two-stage来说效率更高,速度更快,但精度也相应较低.one-stage方法的代表算法是YOLO系列<sup>[11-12]</sup>,SSD<sup>[13]</sup>,RetinaNet算法等,two-stage方法的代表算法是Fast R-CNN<sup>[14]</sup>,Faster R-CNN<sup>[15]</sup>,Mask R-CNN算法等.本文使用RetinaNet算法进行绝缘手套异常状态检测,即直接对输入的图像应用算法,整个过程由RetinaNet网络完成.

对于像Faster R-CNN这种利用单个高层特征进行后续的物体分类和边界框回归的算法来说,存在一个明显缺陷,即较小物体自身具有的像素信息较少,在下采样卷积以提取高层特征的过程中极易发生信息丢失.为了处理这种物体大小差异所带来的检测问题,Lin T Y等<sup>[16]</sup>提出了一种特征金字塔网络结构FPN,在计算复杂度提升很少的情况下,很好地应对了目标检测过程中的多尺度变化问题,其网络结构如

图 1 所示.但是,双阶段的检测算法是在牺牲实时性的基础上提升检测精度.

## 1.2 RetinaNet 算法

RetinaNet 算法是一种基于锚点(anchor)的单阶段目标检测模型,即直接对图像进行计算生成检测结果.RetinaNet 检测网络由 1 个 backbone(骨干网络)和 2 个 subnet(子网络)构成.其中,backbone 由 ResNet 和 FPN 共同组成,有 ResNet-50-FPN 和 ResNet-101-FPN 这 2 种形式,区别在于网络的深度不同.通过命名形式可以发现:backbone 由 ResNet<sup>[17]</sup> 和 FPN 这 2 个网络共同构成,FPN 通过利用自上而下的路径和横向连接的方式扩展了 ResNet,因此,RetinaNet 可以有效地对输入图像构建丰富的多尺度特征金字塔,金字塔中的每一层都可以用来探测不同尺度的物体.

Subnet 对由 backbone 得到的 feature map(特征图)进行操作,由 2 部分组成,一部分负责对目标进行分类,另一部分负责对边界框进行回归.其中,分类子网连接 FPN 中每层的 FCN(全卷积网络),参数在金字塔层间的分类子网中共享,使用 4 个  $3 \times 3$  的卷积层,每个卷积层后接一个 ReLU 层,之后是通道数为  $KA$  的  $3 \times 3$  卷积层,其中  $K$  是类别数, $A$  是锚点数目,最后使用 Sigmoid 函数进行激活.边界框回归子网结构与分类子网基本一致,差别在于最后的  $3 \times 3$  卷积层的通道数为  $4A$ .图 2 展示了 RetinaNet 中 Subnet 的网络架构.

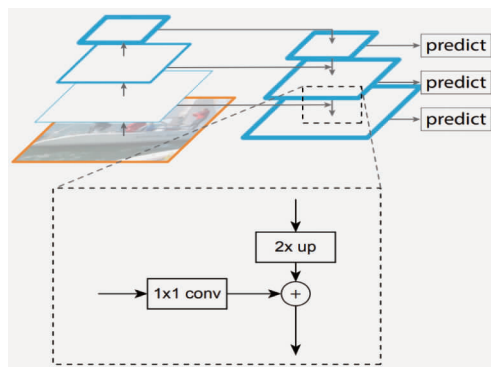


图 1 FPN 网络<sup>[12]</sup>

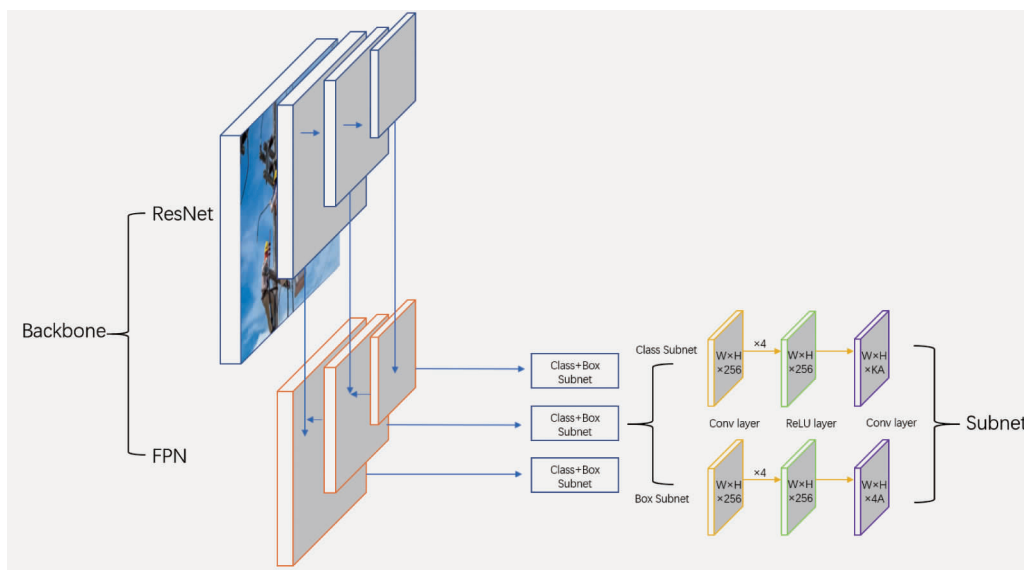


图 2 RetinaNet 网络的体系结构

## 1.3 RetinaNet 针对多尺度检测的改进

特征提取阶段是目标检测的基础,能否提取合适的特征是影响目标检测性能的重要因素.实际场景的图像中往往存在着不同尺度的目标物体,以 ResNet 为代表的特征提取骨干网络通过在层级上采用多尺度来提取多尺度特征.Gao 等<sup>[18]</sup> 提出了一种新的卷积神经网络结构 Res2Net,在单个残差块内构造分层的残差连接,在细粒度级别上表示了多尺度特征,并增加了每层的感受野.

图 3 为 ResNet 的基本 Bottleneck 块与 Res2Net 模块的比较.由图 3 可以看到:Res2Net 使用  $k$  个  $c$  通道卷积核代替了原先的  $n$  通道卷积核( $n = kc$ ),在保持计算复杂度基本不变的情况下,拥有更丰富的多尺度特征提取能力.在 Res2Net 中,左侧的特征信息可以潜在地被其右侧  $3 \times 3$  卷积操作所接受,残差块中的分层残差连接使得感受野能够在更细粒度级别上捕获细节和全局特征.因此,Res2Net 能够获取不同数量和不同感受野大小<sup>[19]</sup> 的特征组合,从而实现更佳的多尺度特征提取.作为一个即插即用模块,Res2Net 可以很容易地与常用模型相结合.因此,针对多尺度检测任务,引入 Res2Net 模块,并将 RetinaNet 中的 ResNet 特征提取骨干网络替换为 Res2Net,以获得更好的多尺度特征表示.

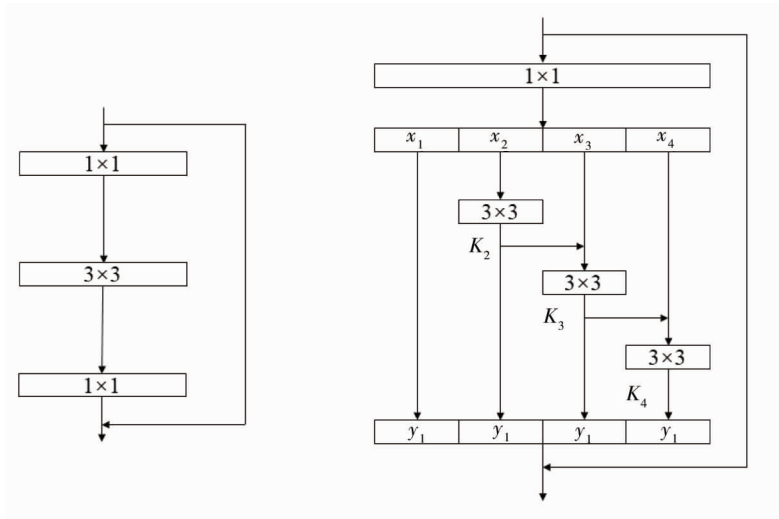


图3 ResNet的基本Bottleneck块与Res2Net模块

#### 1.4 改进的RetinaNet在绝缘手套检测任务上的应用

电网作业人员每天需要在现场进行验电断电操作,为保证操作安全,要求验电人员必须佩戴橡胶绝缘手套才可进行验电断电等操作.同时,现场需要有监护人员在旁监督验电人员的动作规范,以及在意外情况发生时及时报警救助.由于电网工作人员经常在室外工作,所以只能用一些算力不高的移动设备进行检测<sup>[20]</sup>.RetinaNet的计算复杂度较小,可以搭载在配置不高的设备上使用,并且在保持较小的计算资源占用的情况下能够更好地解决正负样本不平衡问题,因此选用RetinaNet算法用于检测.由于电网作业监控图像中,可能存在不同的违规行为,情况较为复杂,且绝缘手套作为小目标,需要更加鲁棒的特征表示,所以将改进的RetinaNet算法应用到电网工作人员是否正确佩戴橡胶绝缘手套的检测中.首先将现场的图片提取出来并且处理成统一大小,然后输入到RetinaNet的网络中,再经过基于Res2Net的backbone提取特征图之后,送入subnet得到最终检测结果.RetinaNet的检测过程很简单,检测效率也很高.将RetinaNet算法应用在绝缘手套检测中,可以降低人工监控的成本,保障电网工作人员的安全,同时和人工监控相结合还能大大提高工作效率,实现智能化的管理,这对于保障工人和企业的利益具有重大意义.

## 2 实验过程与分析

### 2.1 实验数据集

训练模型所用图片来自电网检修现场所拍摄的图像,一共选取了2 618张图片,数据集分为训练集2 365张和验证集253张,数据集包含6类样本,包括正确佩戴绝缘手套、异常佩戴绝缘手套(未佩戴或错误佩戴)和其他相关类别,其中,训练集包含正确佩戴绝缘手套样本115张,异常佩戴绝缘手套样本370张,其他相关样本1 880张;验证集包含正确佩戴绝缘手套样本8张,异常佩戴绝缘手套样本38张,其他相关样本207张.训练集中具体的样本分布如图4所示.

为了提高效率,在训练之前对数据集进行了人工标注,如图5所示,在该场景提供的训练数据集中,包含的具体标签及解释见表1.

表1 绝缘手套数据集标签说明

标签	类别名称	代表含义
0	wrongglove	未佩戴绝缘手套(其他手套或裸露手掌)
1	glove	绝缘手套(橡胶材质)
2	person	图中出现的所有在场人员
3	powerchecker	验电笔
4	badge	监护袖章(只识别红色袖章)
5	operatingbar	操作杆

值得一提的是,相比于颜色鲜艳、体积庞大的安全帽和安全带,本数据集中需要检测的绝缘手套大多都是颜色暗沉的小目标,如绝缘手套、操作杆和验电笔等,在检测难度上存在更大的挑战。

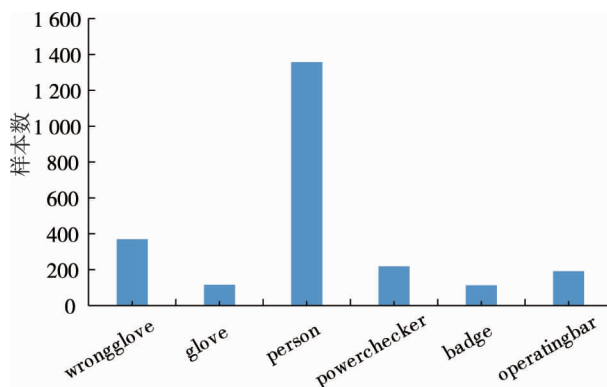


图 4 绝缘手套数据集的样本分布

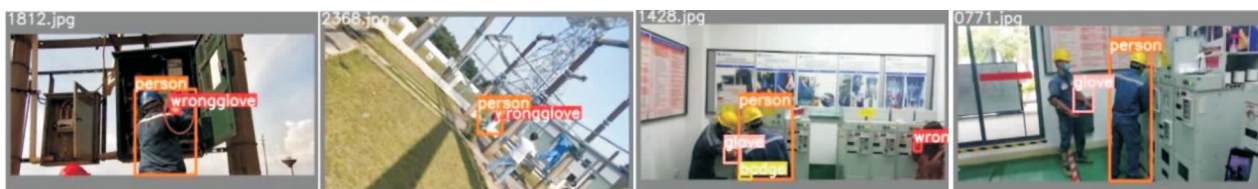


图 5 人工标注绝缘手套数据集

## 2.2 实验设置

实验使用的实验设备为 64 位的 Linux 系统计算机,计算机的 GPU 显卡类型选用 GeForce RTX 2080 Ti, CUDA Version 为 11.1,同时配备 CPU 类型 Intel(R) Xeon(R) Gold 6240,所有模型均使用深度学习框架 PyTorch 搭建运行。

实验使用所选取的绝缘手套数据集对模型进行初始化.模型训练参数:Batchsize 设置为 2, Epoch 设置为 24,使用随机梯度下降 SGD 优化算法,初始学习率为  $1e-4$ ,衰减率 decay 设置为  $1e-4$ ,动量设置为 0.9.

## 2.3 检测性能评价指标

为了更好地验证 Retina-Net 网络检测的效果,需要对检测结果进行定量分析,使用正确率、检出率以及平均时间开销作为目标检测的评价标准。

$$\text{正确率} = \frac{\text{预测正确的样本数}}{\text{总样本数}}; \quad (1)$$

$$\text{检出率} = \frac{\text{预测正确的正类样本数}}{\text{正类样本数}}. \quad (2)$$

式中:正类为当前检测类别;正确率体现了算法的准确性;检出率体现了算法在检测每个类别样本时的正确率,尤其是针对异常佩戴绝缘手套样本,其检出率越高,对于工作人员的安全更有保障.而对于现场检测来说,不仅要求检测的正确率高,检测速度也是个很重要的评价指标,检测速度快意味着可以更早地发现未佩戴绝缘手套或者不规范佩戴绝缘手套的工作人员.本文采用平均检测速度作为评价指标,即每秒能够检测图片的数量。

## 2.4 实验结果

以目标检测方法中的 RetinaNet 算法为基础,通过构建电力场景下基于 Retina-Net 的绝缘手套检测模型,对电力作业人员袖章以及绝缘手套等相关目标进行有效检测识别.最终在验证集上的测试结果见表 2.

从表 2 可以看出:badge 这类目标相比于 person、powerchecker 和 operatingbar 这几类较显眼的目标检测难度更大,更容易出现误检或漏检。

图 6 为部分失败样例,第一幅为漏检,其原因可能是手附近的操作杆与手的分界不明显,导致在推理时非最大值抑制过程中被模型剔除.第二幅为误检,其原因为在一定光照条件下,未戴手套的手的颜色与



佩戴手套时的手套颜色相近,导致模型误检.可以看到,尽管绝缘手套同样属于不显眼的小目标,但本算法依旧可以在检测最关键也是难度最高的异常佩戴绝缘手套样本时,达到73.5%的检测率,并且在其他电力相关类别也能获得不错的效果,每张图片的检测时间只需要0.05 s,在比较方法中获得了最佳性能,这充分证明了RetinaNet在绝缘手套异常佩戴检测算法中的潜力.值得一提的是,相比于其他安全帽和安全带数据集,本文的绝缘手套数据集性能稍低一些,这是由于本数据集中的检测目标都非常小,并且颜色不显眼,这为相关目标的检测带来了非常大的挑战.本文的贡献在于,首次改进并将RetinaNet应用在绝缘手套佩戴异常状态检测,并为后续研究做好铺垫.

表2 模型的性能比较

评价指标	方法比较			
	YOLO-v5 <sup>[18]</sup>	SSD-300 <sup>[13]</sup>	Faster-RCNN <sup>[15]</sup>	本文方法
wrongglove	47.5	19.1	47.1	73.5
glove	16.9	58.4	73.0	85.4
person	33.5	81.9	83.1	95.0
powerchecker	37.5	60.0	87.5	91.3
badge	17.5	69.8	88.4	82.6
operatingbar	43.0	55.8	72.1	80.2
检测正确率/%	35.0	57.1	72.7	85.2
平均检测速度/(帧/s)	100.0	50.0	20.0	20.0

为了能够直观地体现算法的检测效果,在验证集上的不同场景下的可视化结果如图7所示.可以看到,即使检测目标很小并且非常不显眼,或是存在遮挡的情况,模型依旧可以有效检测到未佩戴或错误佩戴绝缘手套的作业人员,表明本方法在复杂情况下也有很好的性能表现,验证了本方法在绝缘手套检测问题中的可行性,为后续研究打下了较坚实的基础.



图6 部分失败样例



图7 结果可视化

### 3 结论

1) 提出了一种基于改进的RetinaNet的绝缘手套佩戴异常状态检测方法,能够以较快的速度检测出未佩戴或错误佩戴绝缘手套的作业人员,有效降低了意外事故发生的风险.但由于绝缘手套数据集本身检测难度极高,检出率还不够可观,是否满足实际工程的要求,还有待实践检验.

2) 首次为当前电力场景中仍未被探索的关于绝缘手套的安全问题提供了全新的解决方法,为后续的研究奠定了扎实的基础,具备十分重要的现实意义。

3) 后续工作将集中在针对绝缘手套这类小目标的检测算法的进一步探索,以及相关数据集的增扩和更新,为计算机视觉研究在电力场景下的研究应用添砖加瓦。

#### 参考文献:

- [1] 章文旭. 基于深度学习的电力带电作业安全检测技术研究[D].成都:电子科技大学,2021.
- [2] 曾纪钧,温柏坚,梁哲恒.基于深度学习的安全帽识别算法研究与模型训练[J].电力系统保护与控制,2021,49(21): 107-112.
- [3] 梁伟,荆朝,周治国,等. 电力施工场景下安全帽穿戴状态检测算法研究[C]//第十四届全国信号和智能信息处理与应用学术会议论文集,2021:508-512.
- [4] Cheng R, He X, Zheng Z, et al. Multi-Scale Safety Helmet Detection Based on SAS-YOLOv3-Tiny[J]. Applied Sciences, 2021, 11(8): 3652.
- [5] 吴烈凡.基于卷积神经网络的高空作业安全带识别与检测[J].现代计算机,2021,27(24):124-130.
- [6] 冯志珍,张卫山,郑宗超.基于 Mask R-CNN 的高空作业安全带检测[J].计算机系统应用,2021,30(3):202-207.
- [7] 严杰峰.带电作业用绝缘手套适用范围及安全问题[J].中国高新科技,2020(13):147-148.
- [8] Lin T Y, Goyal P, Girshick R, et al. Focal loss for dense object detection[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2017: 2980-2988.
- [9] 王洋.改进 yolov5 的口罩和安全帽佩戴人工智能检测识别算法[J].建筑与预算,2020(11):67-69.
- [10] 徐守坤,王雅如,顾玉宛,等.基于改进 Faster RCNN 的安全帽佩戴检测研究[J].计算机应用研究,2020,37(3): 901-905.
- [11] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016: 779-788.
- [12] Redmon J, Farhadi A. Yolov3: An incremental improvement[J].arXiv e-prints, 2018: 1804.02767.
- [13] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. Ssd: Single shot multibox detector[C]//European conference on computer vision. Springer, Cham, 2016: 21-37.
- [14] Girshick R. Fast r-cnn[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2015: 1440-1448.
- [15] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. Advances in neural information processing systems, 2015, 28: 91-99.
- [16] Lin T Y, Dollár P, Girshick R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017: 2117-2125.
- [17] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016: 770-778.
- [18] Gao S, Cheng M M, Zhao K, et al. Res2net: A new multi-scale backbone architecture[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2021, 43(2): 652-662.
- [19] Dumoulin V, Visin F. A guide to convolution arithmetic for deep learning[J]. IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, 2016, arXiv:1603.07285.
- [20] 谈世磊,别雄波,卢功林,等.基于 YOLOv5 网络模型的人员口罩佩戴实时检测[J].激光杂志,2021,42(2):147-150.