

基于 YOLOv5 的作业人员违规穿戴手套情况检测

陈 亮, 高 杰, 李 诚

(国网四川省电力公司眉山供电公司, 四川 眉山 620010)

摘 要:针对作业人员违规穿戴手套情况检测问题,首先,采用高精度 YOLOv5 作为目标检测框架,并对其骨干网络进行了修改以提高其小目标识别能力;然后,在其强大的小目标识别能力的基础上增加了注意力机制(视觉 Transformer)模块以提高整体识别精度,同时替换了原始的损失函数以进一步提高识别速度和准确率;最后,在采集的作业人员施工数据集上进行训练验证。实验结果表明,与原网络相比所提出的优化 YOLOv5 结构在验证数据集上的准确率显著提高,平均识别准确率能达到 95%。

关键词:目标检测; YOLOv5; 卷积网络; 注意力机制; CIoU 损失函数

中图分类号:TV 513 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-6954(2024)06-0101-07

DOI:10.16527/j.issn.1003-6954.20240615

Detection of Non-compliant Glove Usage by Operators Based on YOLOv5

CHEN Liang, GAO Jie, LI Cheng

(State Grid Meishan Electric Power Supply Company, Meishan 620010, Sichuan, China)

Abstract: Aiming at the detection of non-compliant glove usage by operators, the high-precision YOLOv5 is adopted as the target detection framework and its backbone network is improved to enhance its ability of small-object recognition. Based on its strong small-object recognition capabilities, the attention mechanism (Visual Transformer) modules is incorporated to improve overall recognition accuracy. Additionally, the original loss function is replaced to further enhance recognition speed and accuracy. Finally, a data set collected from operators is trained and validated. Experimental results show that compared to the original network, the proposed optimized YOLOv5 structure has a significant improvement in accuracy, whose average recognition accuracy reaches 95% on the validation dataset.

Key words: target detection; YOLOv5; convolutional network; attention mechanism; complete intersection over union (CIoU) loss

0 引 言

电力设施的建设和维护通常需要作业人员在高风险环境中执行,尽管有严格的安全标准和安全措施,但作业人员未有效实施则仍然面临着生命安全风险。对违规行为(如作业人员违规穿戴防护用具)进行检测并及时制止可减少安全风险。这是一项具有挑战性的任务,需要用到小目标的目标检测算法,会面临以下问题:1)作业人员的工作环境通常复杂多变,充满了各种干扰因素,如不同的光照条

件、电力设备和结构等^[1-2],这可能导致图像质量不稳定,使目标检测更加具有挑战性。2)作业人员的姿势可能会倾斜、弯曲、伸展从而导致遮挡,这使得目标的尺寸和形状在图像中变化很大,特别是对于安全护具等小物体,其多样性的特点需要检测模型能够适应各种情况,包括不同大小和方向的目标^[3-4]。

深度学习模型的出现极大地提高了目标检测的准确性和鲁棒性。最早利用深度学习进行目标检测的模型是卷积神经网络(convolutional neural network, CNN 系列^[5-6],它们引入了 CNN 用于特征提取,并采用了复杂的区域建议和分类流程。尽管这些方法在精确度上取得了显著的提升,但其复杂

基金项目:国网四川省电力公司科技项目“面向电力系统巡检作业安全的智能化雷视融合技术研究与应用”(521917230001)

性和计算成本难以满足实时性要求。

为了克服这些问题,YOLO^[7-8]模型系列应运而生,它们采用了端到端的设计思路,将目标检测任务转化为一个回归问题,实现了实时目标检测,是解决作业人员安全装备检测任务的首选框架。

下面基于原始 YOLOv5 的目标检测模型,做出部分修改,以作业人员违规穿戴手套为例,设计了一套作业人员行为规范检测系统。首先,在传统 YOLOv5 框架中加入注意力机制并用非对称卷积块 (asymmetric convolution block, ACB) 结构替代标准卷积模块。ACB 结构替代标准卷积模块,使得模型在电力施工现场的建模能力得到提升,该模型能进一步地缓解各种噪声干扰,减轻距离和环境变化带来的影响;接着,自定义损失函数,使用 CIoU 损失函数代替 YOLOv5 的原有损失函数。CIoU 损失函数考虑了物体边界框的完全对齐,更准确地衡量了预测框与真实框之间的重叠。同时 CIoU 损失函数通常能够提供更稳定的训练过程。这有助于避免模型在训练期间发生梯度爆炸或梯度消失的问题,使模型更容易收敛到良好的检测性能,从而更好地定位作业人员目标并减少漏检。

1 YOLOv5 网络

1.1 YOLOv5 框架特点

YOLOv5 是一种目标检测算法^[9],用于从图像中准确且高效地检测出多个目标。它是 YOLO 系列的第五个版本,致力于在速度和精度之间取得更好的平衡。YOLO 系列的核心思想是将目标检测问题转化为一个单一的回归问题,通过单次前向传播来直接预测目标的边界框和类别。YOLO 系列算法与传统目标检测算法的区别在于,YOLO 将目标检测任务巧妙地转化为一个单步预测问题。

具体来说,YOLOv5 将图像划分为网格,并为每个网格单元预测边界框和类别信息。而且 YOLOv5 使用了多尺度训练和预测策略,允许网络在不同尺度下进行目标检测。这使得算法能够更好地处理不同大小的目标。YOLOv5 相较于其前身 YOLOv4^[10]进行了架构上的变化,它使用了一种更加轻量级的网络结构,以实现更快的推理速度和较低的计算资源需求。同时,它保留了 YOLOv4 中的一些创新特性,如 CSPDarknet53 网络和 PANet 特征融合模块。YOLOv5 采用了一种综合损失函数,综合考虑了位

置、类别和目标置信度,这有助于在训练过程中不断改进模型的预测性能。一旦模型完成了边界框和类别信息的预测,需要运用非极大值抑制技术,以移除具有重叠的边界框,最终生成高质量的检测结果。这个过程保证了模型的输出结果具有较高的准确性和可信度。

1.2 YOLOv5 框架结构

传统的 YOLOv5 框架如图 1 所示。

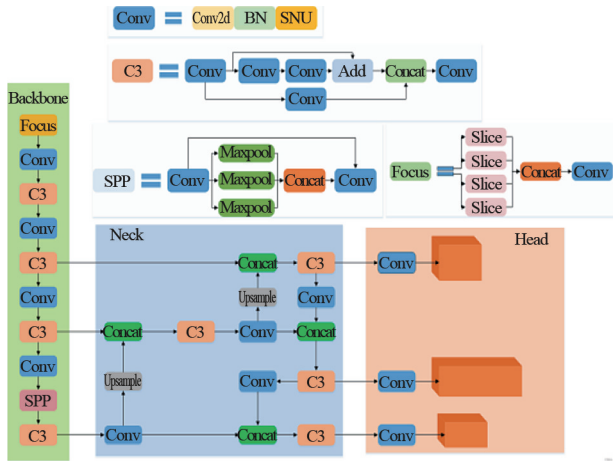


图 1 传统 YOLOv5 框架

YOLOv5 框架主要由以下 4 部分组成:

1) Input:这是 YOLOv5 的输入处理部分。它负责接收原始图像并将其预处理为神经网络可接受的格式。通常,输入图像会被调整为固定的大小并进行标准化,以便在后续的处理中更好地适应网络。此外,通过 Mosaic、自适应锚框计算、自适应图片缩放等数据增强技术,以增加模型的鲁棒性和泛化能力。Input 的主要目标是为后续的处理阶段提供适当的输入数据。

2) Backbone:这是 YOLOv5 的骨干网络部分,也是整个架构的核心。Backbone 采用卷积神经网络,主要结构有 Conv 模块、C3 模块、SPP 模块,其任务是从输入图像中提取高层次的特征表示。通过多层次的卷积和池化操作,Backbone 能够逐渐减少空间分辨率并增加特征图的通道数,从而捕捉图像中的不同抽象特征,包括边缘、纹理、形状等。这些特征表示将传递到后续的处理阶段,以用于目标检测任务。

3) Neck:这是 YOLOv5 中的中间处理部分,通常位于 Backbone 之后。它的任务是进一步提炼和增强从 Backbone 传递过来的特征表示。Neck 部分采用的是空间金字塔池化 (spatial pyramid pooling, SPP) 和路径聚合网络 (path aggregation network,

PAN) 结合的结构,能够保持高效性并兼顾提升模型的性能。这些操作有助于将不同分辨率的特征图融合在一起,以便模型可以更好地感知各种目标的大小和位置。Neck 的输出将成为最终目标检测的基础。

4) Head: 这是 YOLOv5 的输出部分,负责生成目标检测的结果。它包含卷积和全连接层,以从 Neck 传递过来的特征图中提取目标的位置和类别信息,并将这些信息一次性输出,包括目标的边界框、置信度分数以及所属的类别概率。这些输出将用于目标的定位、识别以及后续的处理,如非极大值抑制等。

1.3 YOLOv5 框架缺点

尽管 YOLOv5 在速度和效率方面表现出色,但它也存在明显的缺点。首先,对于小尺寸目标的处理可能存在一些挑战,因为它们通常在图像中具有较少的像素,导致网络难以准确检测和定位这些目标。

此外,训练 YOLOv5 需要大量的标注数据,以确保模型可以学习各种不同类别和尺寸的目标,因此数据不平衡和类别不平衡可能导致模型性能下降。虽然 YOLOv5 相对较小,但在某些情况下仍可能较大,这会对移动设备和嵌入式系统构成挑战,因为这些设备通常具有有限的计算资源和存储容量。在实时性能方面,虽然 YOLOv5 表现良好,但在某些情况下,如高密度目标的检测,可能会受到计算能力的限制。最后,多尺度处理虽然有助于提高目标检测性能,但也增加了模型的复杂性,这可能会导致网络结构变得更加复杂。

2 改进 YOLOv5 网络

2.1 自注意力 Transformer 结构

注意力机制^[11]的本质是对不同的输入根据相关性自适应地更新特征的权重,它加强与检测物体更相关的特征权重,同时忽略一些相关性较低的区域特征。这个机制模仿人类注意力视觉系统的启发,它通过对视觉特征建立动态权重参数组合来帮助模型有效理解复杂的场景。

Transformer 引入了自注意力机制,这是一种允许模型在处理序列数据时动态地关注不同部分的机制。此结构最早用于处理自然语言,其利用全局自注意力机制自适应地捕获全局上下文消息,在该领域取得了优秀的成果^[12]。

图 2 为 Transformer 架构。在总体上看,Transformer 编码器由多个叠加层组成,每个层都包含两个子层。一个子层是多头自注意力聚焦,另一个子层是基于位置的前馈网络。在计算自注意力时,查询、键和值来自前一个层的输出。每个子层都使用了残差连接。在 Transformer 中,对于序列中任何位置的任何输入, $x \in R^d$ 都要求满足 $\text{sublayer}(x) \in R^d$, 以便残差连接满足 $x + \text{sublayer}(x) \in R^d$ 。在残差连接的加法计算之后,紧接着应用层归一化 (layer normalization)。

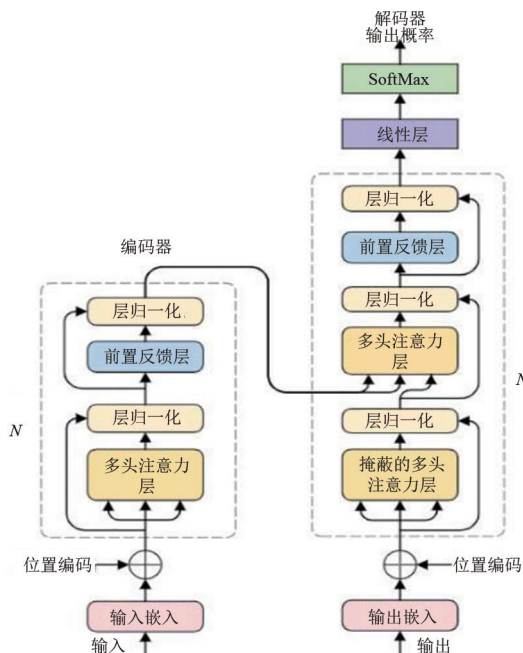


图 2 Transformer 架构

Transformer 解码器同样由多个相同的叠加层组成,每个层都采用了残差连接和层归一化。除了编码器中描述的两个子层之外,解码器还在这两个子层之间插入了一个额外的子层,称为编码器-解码器注意力层。在编码器-解码器注意力层中,查询部分来自前一个解码器层的输出,而键和值则来自整个编码器的输出。

加入注意力机制,增添视觉 Transformer 模块,使得模型在电力施工现场的建模能力得到提升,该模型能进一步地缓解各种噪声干扰,减轻距离和环境变化带来的影响。

2.2 加入 Transformer 架构的 YOLOv5 网络

加入 Transformer 模块后的 YOLOv5 网络如图 3 所示。

首先,改进的 YOLOv5 网络将特征提取骨干网

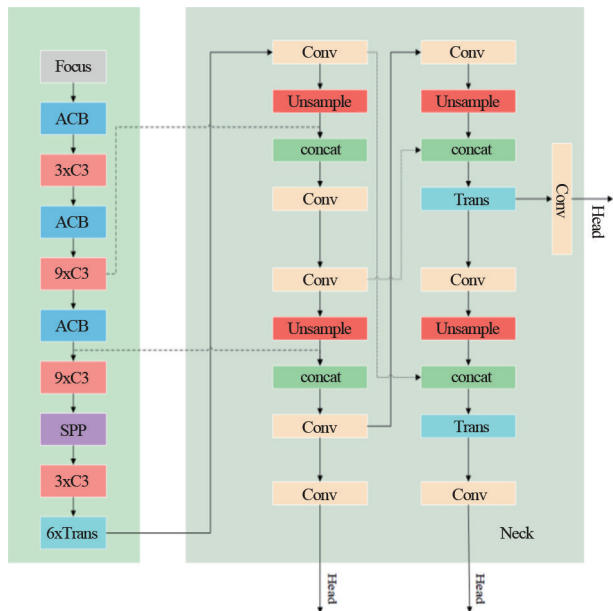


图3 改进的 YOLOv5 网络

络中的标准卷积模块替换为 ACB 模块。通过 ACB 的中心增强机制来倾斜权重,旨在生成更具辨别性和鲁棒性的视觉特征,特别适用于不规则物体。这个机制的设计是为了在推理阶段不引入额外的计算开销的情况下,增强检测模型对具有不同长宽比的物体的适应性。

其次,将 Transformer 结构引入网络中,实现了卷积局部关注和全局上下文信息的互补融合。这种整合在保留 CNN 的归纳偏置的条件下,还降低了在处理小数据集时全面基于 Transformer 的架构容易出现过拟合的风险。具体实施措施包括在特征提取骨干网络的输出层额外增添 Transformer 结构(共 6 层)。这种结构会先处理之前获得的尺度特征,它会融合不同尺度特征,而且对小尺度特征图的处理方式也很巧妙,即通过利用大尺度特征中的感兴趣区域来进行小尺度特征图的特征重构。

Neck 网络同样应用了 Transformer 结构。Neck 层学习的目的是最大化利用由特征提取骨干网络提取的多尺度视觉特征,以捕捉相邻尺度特征之间的更细微的细节。为了避免连续自注意力机制应用于金字塔特征时可能出现的过拟合问题,网络将注意力机制应用于连续上采样层。这种策略性地使用注意力机制充分发挥了其对全局上下文信息的出色建模能力,自动匹配和待检测物体更吻合的特征,以挑选出待检测对象高度特征,提升检测性能。

2.3 YOLOv5 的损失函数改进

YOLOv5 原始网络中采用 GIoU (generalized

intersection over union) 损失函数,如式(1)所示。GIoU 损失函数的计算考虑了多个因素,包括目标框的位置偏移、大小差异以及目标框之间的重叠情况。这种综合性的考虑使得 GIoU 损失函数能够更准确地衡量目标检测任务的性能。然而,需要指出的是,在某些情况下,当预测框和目标框出现相互包含的情况时,GIoU 损失函数可能会趋于 IoU (intersection over union),这可能导致难以准确评估相对位置,从而影响检测速度和模型的收敛性。这是因为在这些情况下,GIoU 损失函数的一部分会变得较小,使得模型更难以从损失函数中获得有效的梯度信号。

$$R_{\text{GIoU}} = R_{\text{IoU}} - |C - (A \cup B)| / |C| \quad (1)$$

式中: A 为两框交集; B 为两框并集; C 为能包围两框的最小外接矩形面积。

为了缓解这一问题,有学者在 IoU 和 GIoU 的基础上,考虑边界框中心点距离的信息,提出了 DIoU (distance intersection over union) 损失函数^[13],它在 IoU 和 GIoU 的基础上引入了目标框和预测框中心点之间的距离信息。通过考虑中心点之间的距离,DIoU 损失函数能够更准确地度量边界框之间的重叠情况,尤其是在预测框和目标框相互包含的情况下^[14],比起 GIoU 损失函数,它更稳定且更难发散。然而实际检测中还要考虑边框的宽高比,而 DIoU 损失函数也并未考虑该信息,所以引入 CIoU (cross intersection over union) 损失函数作为改进 YOLOv5 算法的损失函数。其中 CIoU 的惩罚项定义如下:

$$v = (4/\pi^2) [\arctan(w_{\text{gt}}/h_{\text{gt}}) - \arctan(w/h)]^2 \quad (2)$$

$$R_{\text{CIoU}} = [\rho^2(b, b_{\text{gt}})/c^2] + \alpha v \quad (3)$$

$$\alpha = v / [(1 - I_{\text{ou}}) + v] \quad (4)$$

CIoU 损失函数的最终定义为

$$L_{\text{CIoU}} = 1 - I_{\text{ou}} + [\rho^2(b, b_{\text{gt}})/c^2] + \alpha v \quad (5)$$

式中: α 为正的权重参数; v 为衡量长宽比的一致性; ρ 为距离; w, w_{gt} 分别为预测框和真实框的宽度; h, h_{gt} 分别为预测框和真实框的高度; b, b_{gt} 分别为检测框和目标框的中心点; c 为覆盖检测框和目标框之间的最小矩形的对角线长度。

CIoU 损失函数在计算目标框差异时,不仅考虑了位置偏移、大小偏差和目标框重叠,还考虑了目标

框的长宽比例因子。这使得 CIoU 损失函数能够更全面地评估预测框与真实框之间的差异。相比于 GIoU 损失函数,CIoU 损失函数更准确,能够帮助模型更好地学习目标框的位置和大小。存在交叠情况时的 CIoU 和 GIoU 对比如图 4 所示。对比传统的 IoU 损失函数,其在目标检测任务中通常能够提供更准确和鲁棒的训练信号,有助于提高检测模型的性能。

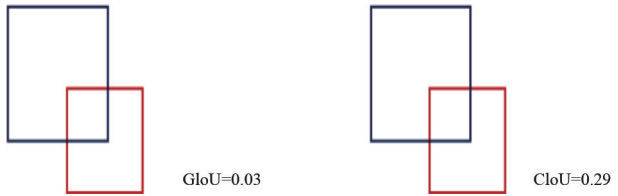


图 4 存在交叠情况时的 CIoU 与 GIoU 对比

3 实验结果

3.1 使用数据集

数据集包含了总共 3000 张图片,这些图片的来源有两个主要渠道:一是施工现场数据;另一个则是来源于互联网。图 5 为作业人员施工数据集示例。施工现场数据是主要的数据来源。这些数据涵盖了不同时间段和不同天气、光照条件下的情况。数据集被划分为两类:佩戴绝缘手套(glove)和未佩戴绝缘手套(hand)。标注工作使用了 VOC 格式,并且对图片进行了扩充,将图片数量增加到 32 000 张,这一扩充过程包括旋转和翻折等操作。其中,20 000 张图片用于训练集,另外 12 000 张用于测试集。数据的标注工作则采用 Labelme 工具完成,标注信息以 XML 格式保存,与图片文件名相对应。



图 5 作业人员施工数据集

3.2 训练细节

采用 Python 语言,并借助 PyTorch 深度学习框

架构建了改进 YOLOv5 网络模型,模型参数的优化算法使用的是随机梯度下降算法(stochastic gradient descent,SGD)。在训练过程中,设置了一系列超参数如下:动量为 0.7,权重衰减为 0.000 2,并将初始学习率设为 0.01。为了取得更好的训练效果,在每 10 个训练周期后将学习率减小 0.01,共进行了 100 个训练周期。

3.3 评价指标

所采用的性能指标包括精度 P 、召回率 R 、平均精度均值 m_{AP} 和每秒帧数(frame per second,FPS)^[15]。其中,FPS 表示模型每秒处理图片的数量;精度 P 表示检测到的目标中正样本所占的比例;召回率 R 表示检测到正样本占所有正样本的比例。

3.4 模型评价与对比

图 6 为平均精度均值对比曲线。

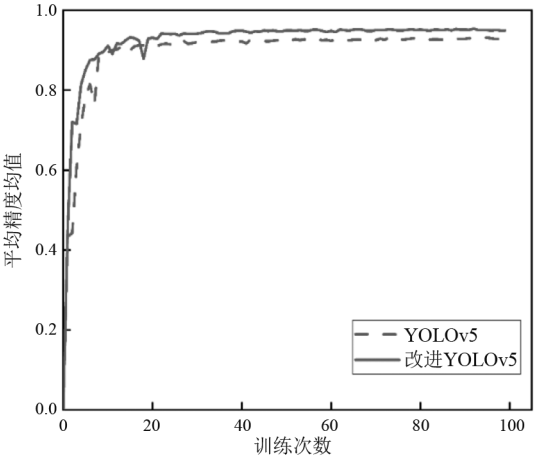


图 6 平均精度均值对比曲线

如图 6 所示,改进后的 YOLOv5 模型,其平均精度均值达到了 95.5%,相较于 YOLOv5 模型的 93.3%,提高了 2.2 个百分点。此外,改进后的 YOLOv5 模型收敛速度更快,仅需约 30 轮即可达到峰值,并且平均精度均值更高。在模型训练的 100 轮过程中,未出现过拟合现象,整个训练过程表现良好。

为了验证改进 YOLOv5 模型在数据集上的提升效果,设置了消融试验,如表 1 所示。为了试验的准

表 1 算法的消融实验比较

算法	$P/\%$	$R/\%$	m_{Ap} 均值/ $\%$	FPS/ (帧·s ⁻¹)
YOLOv5	92.6	94.0	93.3	63.0
YOLOv5+Transformer	94.2	95.7	94.4	63.8
YOLOv5+CIoU	93.1	94.4	93.6	62.4
YOLOv5+Transformer+ CIoU	95.4	96.6	95.5	60.4

确性,所有的模型都在相同的试验条件(训练环境、训练参数、数据集划分)下进行训练,然后比较模型的 P 、 R 、 m_{AP} 和 FPS。

如表 1 所示,实验表明,相比原始 YOLOv5 算法,单项改进均能够提升 YOLOv5 模型的检测精度,还保持了原始 YOLOv5 算法的高帧率。架构加入了 Transformer 模块后,网络对检测目标的捕获能力加强, P 、 R 、 m_{AP} 分别提高了 1.6、1.7、1.1 个百分点。修改 YOLOv5 的损失函数后,网络的训练速度有所提升且 P 、 R 、 m_{AP} 分别提高了 0.5、0.4、0.3 个百分点。最后把两项改动都加入到网络之后,最终得到 P 、 R 、 m_{AP} 分别提高了 2.8、2.6、2.2 个百分点,而且改进后的框架对作业人员佩戴手套情况的检测较为精准,特别是在出现遮挡的情况下,改进网络还能够准确检测出结果,很少出现传统 YOLOv5 检测结果的漏检问题。

3.5 检测结果对比

在训练运行结束之后,分别对比原始 YOLOv5 检测效果,加入自注意力机制和替换损失函数的改进网络效果,结果如图 7 所示。

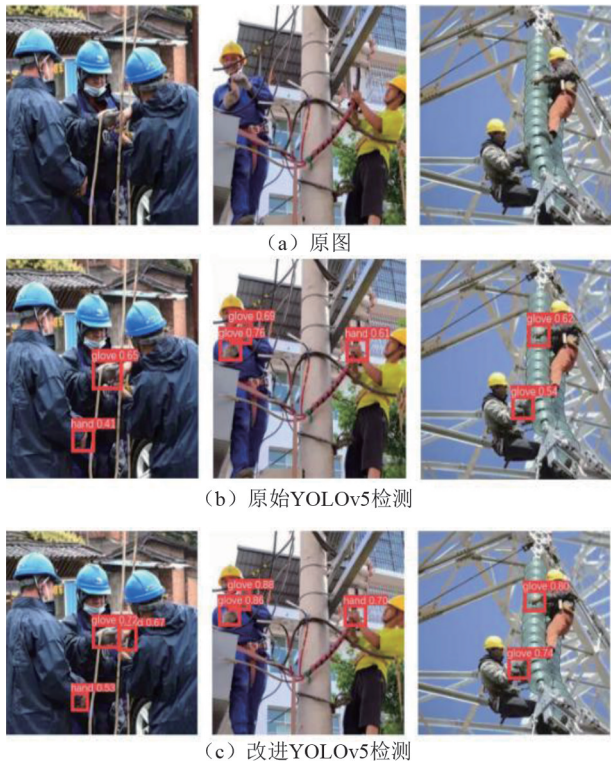


图 7 YOLO 检测结果

由实验结果可以看出,原始的 YOLOv5 能在光线充足,无遮挡物的情况下准确地识别出作业人员佩戴手套的情况,如图 7(b)的中、右图所示,但是当

出现遮挡手部重叠时或光线昏暗时,传统的 YOLOv5 的框架并不能准确地识别检测,如图 7(b)左图,出现漏检情况。当 YOLOv5 引入注意力机制后,识别精度明显提升,而且在出现遮挡的情况下,改进网络还能够较为准确地检测出结果,如图 7(c)所示。改进损失函数后,YOLOv5 网络对复杂环境下的检测效果明显提高,且鲁棒性更强。

4 结 论

上面针对电网施工环境下作业人员未正确佩戴手套的不规范行为,使用改进的 YOLOv5 检测算法进行识别检测,与传统的 YOLOv5 框架不同的是,在加入 Transformer 注意力机制并且将损失函数替换为 CIoU 后,改进后的网络在进行电力系统中的目标检测时,能更快、更精确地完成检测任务。

所提出的改进算法实现了对电网作业人员是否佩戴手套更加准确的检测,未来将其应用于其他不安全行为检测,如检测是否佩戴安全带等。在下一步的工作中,将收集更大规模的数据,以提高网络的泛化力,满足电网施工的现场需求。

参考文献

[1] 李凤英, 罗超. 基于深度学习的矿山作业安全帽穿戴规范性识别算法[J]. 有色金属(矿山部分), 2023, 75(4): 7-13.

[2] 陈宇峰, 星衡. 基于 YOLOv2 的安全帽佩戴检测算法研究[J]. 工程管理, 2023, 4(3): 132-134.

[3] 曹选, 郝万君. 改进 YOLO V5 的密集行人检测算法研究[J]. 苏州科技大学学报(自然科学版), 2022, 39(4): 64-72.

[4] 朱晓春, 陈子涛. 基于改进型 YOLOv5 算法的安全帽佩戴检测[J]. 南京工程学院学报(自然科学版), 2021, 19(4): 7-11.

[5] 郭磊, 王邱龙, 薛伟, 等. 基于改进 YOLOv5 的小目标检测算法[J]. 电子科技大学学报, 2022, 51(2): 251-258.

[6] 田枫, 贾昊鹏, 刘芳. 改进 YOLOv5 的油田作业现场安全着装小目标检测 [J]. 计算机系统应用, 2022, 31(3): 159-168.

[7] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Dec. 7-13, 2015, Santiago, Chile. IEEE, 2015:1440-1448.

[8]

HE K M , GKIOXARI G , DOLLAR P , et al. Mask R-CNN [C] // 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) , October 22 - 29 , 2017 , Venice , Italy . IEEE , 2017 : 2961 - 2969 .

[9]

ZHU X K , LYU S C , WANG X , et al. TPH-YOLOv5 : Improved YOLOv5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios [C] // 2021 IEEE / CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW) , October 11 - 17 , 2021 , Montreal , BC , Canada . IEEE , 2021 : 2778 - 2788 .

[10]

BOCHKOVSKIY A , WANG C Y , LIAO H Y M . Yolov4 : Optimal speed and accuracy of object detection [EB / OL] . [2023 - 07 - 15] . <http://doi.org/10.48550/arXiv.2004.10934> .

[11]

VASWANI A , SHAZEER N , PARMAR N , et al. Attention is all you need [J] . Advances in Neural Information Processing Systems , 2017 , 30 : 5998 - 6008 .

[12]

REDMON J , DIVVALA S , GIRSHICK R , et al. You only look once : Unified , real-time object detection [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CUPR) , June 27 - 30 , 2016 , Las Vegas ,

NV , USA . IEEE , 2016 : 779 - 788 .

[13]

ZHENG Z 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 .

[14]

REZATOFIGHI H , TSOI N , GWAK J Y , et al. Generalized intersection over union : A metric and a loss for bounding box regression [C] // 2019 IEEE / CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) , June 15 - 20 , 2019 , Long Beach , CA , USA . IEEE , 2019 : 09630 .

[15]

王润民 , 桑农 , 丁丁 , 等 . 自然场景图像中的文本检测综述 [J] . 自动化学报 , 2018 , 44 (12) : 2113 - 2141 .

作者简介 :

陈 亮 (1983) , 男 , 博士 , 高级工程师 , 研究方向为电力系统自动化 ;

高 杰 (1989) , 男 , 本科 , 工程师 , 研究方向为电气工程及安全管理 ;

李 诚 (1977) , 男 , 本科 , 高级工程师 , 研究方向电气工程及电力营销 .

(收稿日期 : 2024 - 01 - 15)

(上接第 60 页)

[6]

董雷 , 陈振平 , 韩富佳 , 等 . 基于图卷积神经网络与 K-means 聚类的居民用户集群短期负荷预测 [J] . 电网技术 , 2023 , 47 (10) : 4291 - 4301 .

[7]

何哲楠 , 吴浩 , 程祥 , 等 . 基于变电站 - 用户双层结构的变电站负荷聚类研究 [J] . 电网技术 , 2019 , 43 (8) : 2983 - 2991 .

[8]

郑乐 , 徐青山 , 冯小峰 . 基于层次聚类算法与 ISA-LSSVM 的短期负荷预测研究 [J] . 电力需求侧管理 , 2022 , 24 (5) : 51 - 57 .

[9]

魏勇 , 李学军 , 李万伟 , 等 . 基于空间密度聚类和 K-shape 算法的城市综合体负荷模式聚类方法 [J] . 电力系统保护与控制 , 2021 , 49 (14) : 37 - 44 .

[10]

XIANG Y , HONG J H , YANG Z Y , et al. Slope-based shape cluster method for smart metering load profiles [J] . IEEE Transactions on Smart Grid , 2020 , 11 (2) : 1809 - 1811 .

[11]

许雅婧 , 黄小庆 , 曹一家 , 等 . 基于 SOM 神经网络聚类的空调负荷聚合方法 [J] . 电力系统及其自动化学报 , 2015 , 27 (11) : 26 - 33 .

[12]

徐胜蓝 , 司曹明哲 , 万灿 , 等 . 考虑双尺度相似性的负荷曲线集成谱聚类算法 [J] . 电力系统自动化 , 2020 , 44 (22) : 152 - 160 .

[13]

刘晓峰 , 康进 , 马翔 , 等 . 基于快速动态时间弯曲和最小覆盖球的多日负荷曲线聚类方法 [J] . 电力自动化设备 , 2022 , 42 (7) : 51 - 58 .

[14]

LLOYD S . Least squares quantization in PCM [J] . IEEE Transactions on Information Theory , 1982 , 28 (2) : 129 - 137 .

[15]

程艳柳 . 基于云计算的智能电网数据挖掘的研究 [D] . 北京 : 华北电力大学 , 2013 .

[16]

赵莉 , 候兴哲 , 胡君 , 等 . 基于改进 k-means 算法的海量智能用电数据分析 [J] . 电网技术 , 2014 , 38 (10) : 2715 - 2720 .

[17]

ARTHUR David , VASSILVITSKII Sergi . K-means ++ : The advantages of careful seeding [C] // Proceedings of the Eighteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms (SODA ' 07) , January 7 - 9 , 2007 , New Orleans , USA . 2007 : 1027 - 1035 .

作者简介 :

李 勇 (1986) , 男 , 博士 , 高级工程师 , 从事电力系统安全稳定运行工作 ;

王 华 (1978) , 男 , 硕士 , 高级工程师 , 从事电力系统生产运行管理工作 ;

雷雯婷 (1988) , 女 , 硕士 , 高级工程师 , 从事电力系统调度运行工作 .

(收稿日期 : 2024 - 01 - 25)