

基于改进 YOLOv5m 的滚轮罐耳磨损状态实时检测方法

张昭喜¹, 马宁², 步达¹, 冯宏普¹, 白星振³, 陆翔²

(1. 兖矿能源集团股份有限公司 东滩煤矿, 山东 济宁 272100;

2. 山东科技大学 电子信息工程学院, 山东 青岛 266590; 3. 山东科技大学 电气与自动化工程学院, 山东 青岛 266590)

摘要:针对立井提升系统中现有滚轮罐耳磨损状态检测方法流程复杂且实时性差的问题,提出一种基于改进 YOLOv5m 的滚轮罐耳磨损状态实时检测方法。首先,采用 YOLOv5m 模型对滚轮罐耳进行识别与定位,并将完全交并比损失函数替换为高效交并比损失函数,以提高算法准确性和边界框纵横比的收敛速度;其次,基于生成的检测框提出一种滚轮罐耳尺寸测量方案,该方案在测量精度和消除透视投影误差方面均具有显著优势;然后,利用得到的滚轮罐耳尺寸信息判断其磨损状态;最后,将尺寸测量模块与磨损状态检测模块集成到 YOLOv5m 检测模型中,实现滚轮罐耳磨损状态的实时检测。实验结果表明,基于改进 YOLOv5m 的检测方法在滚轮罐耳数据集上检测精度达到 99.14%,尺寸测量误差小于 3 mm,在磨损状态检测性能方面,本方法检测正确率达到 99.89%,且每张图像检测时间仅为 2.15 s,满足实际工程应用需求。

关键词:立井提升系统;滚轮罐耳;磨损状态检测;YOLOv5m

中图分类号:TD53

文献标志码:A

Real-time detection method of roller tank lug wear status based on improved YOLOv5m

ZHANG Zhaoxi¹, MA Ning², BU Da¹, FENG Hongpu¹, BAI Xingzhen³, LU Xiang²

(1. Dongtan Coal Mine, Yankuang Energy Group Company Limited, Jining 272100, China;

2. College of Electronic and Information Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;

3. College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

Abstract: In response to the complexities and poor real-time performance of the existing methods for detecting the wear status of roller tank lugs, this study proposed a real-time detection technology of roller tank lug wear status based on YOLOv5m. First, the YOLOv5m model was employed to identify and locate the roller tank lugs, and the loss function of complete intersection over union (CIoU) was replaced with efficient intersection over union (EIoU) to enhance the accuracy of the algorithm and the convergence speed of the aspect ratio of bounding boxes. Then, a dimensional measurement scheme for roller tank lugs was proposed on the basis of the generated detection frames. The scheme showed advantages in both measurement accuracy and eliminating perspective projection errors. Next, based on the obtained dimensional information, the wear status of the roller tank lugs was determined. Finally, the dimensional measurement module and the wear status detection module were integrated into the detection network of YOLOv5m to realize the real-time detection of the wear status of the roller tank lugs. Experimental results show that the detection accuracy of YOLOv5m on the roller tank lug dataset reaches 99.14% and that the proposed dimensional measurement scheme maintains an error within 3 mm during the measurement of roller tank lug dimensions. With a detection accuracy of 99.89% in wear status detection performance and an average detection

收稿日期:2024-05-10

基金项目:国家自然科学基金项目(62273211);山东能源集团科技项目(1040B2023000057)

作者简介:张昭喜(1980—),男,山东济宁人,高级工程师,主要从事机电、选煤、环保、节能、矿山生产安全监测技术等研究。

陆翔(1982—),男,山东泰安人,副教授,主要从事矿山生产安全监测技术、智能感知、智能穿戴、物联网应用等研究,本文通信作者。E-mail:sdustlx@sdust.edu.cn

time of only 2.15 seconds per image, the proposed method can meet the demands of practical engineering applications.

Key words: vertical shaft hoisting system; roller tank lug; wear status detection; YOLOv5m

在煤炭开采过程中,立井提升系统扮演着运输煤炭、设备和人员等重要角色,起着连接矿井与地面的作用^[1-2]。滚轮罐耳作为立井提升系统中提升机的导向装置,具有导向、缓冲、稳定等作用,其结构主要由滚动轴承、胶轮、支架、底座、预紧力螺栓和弹簧等组成。提升过程中,滚轮罐耳可能因移位导致与罐道间隙缩小,引发刚性摩擦及撞击,致使滚轮罐耳胶轮部位持续磨损并发热,最终损毁。发生严重故障时滚轮可能卡死,若提升机未及时制动将引发坠落事故,造成重大安全事故。《煤矿安全规程》^[3]规定,滚轮罐耳胶轮磨损程度超过一定阈值时,必须及时更换滚轮罐耳。因此,检测其磨损状态对预防事故至关重要。

由于煤矿井下空间受限、结构复杂以及设备干扰等原因,传统滚轮罐耳磨损状态通常采用人工定期检测,但人工检测受到现场环境、检测水平和检测时间等因素影响,准确性难以保证,而且不能在故障与异常的萌发阶段实现检测,同时人工检测也存在安全隐患。近年来,基于计算机视觉的检测方法在煤矿领域得到广泛应用^[4]。Zhang 等^[7]提出一种基于机器视觉的滚轮罐耳磨损状态检测方法,通过对滚轮罐耳图像进行预处理,并利用随机抽样一致算法(random sample consensus, RANSAC),对滚轮罐耳边缘进行椭圆拟合获取滚轮罐耳尺寸信息,从而判断其磨损状态。文献[8]提出一种基于激光雷达的滚轮罐耳磨损状态检测方法,首先对获取的点云进行预处理,然后基于 RANSAC 算法对其进行圆拟合并获取滚轮罐耳的直径信息,最后依据直径信息判断其磨损状态。虽然上述两种方法都能有效检测滚轮罐耳磨损状态,但其图像和点云处理过程复杂、耗时较长,无法实时判断其磨损状态。此外,文献[7]所提方法仅在滚轮罐耳位于相机主轴情况下进行验证,没有考虑消除透视投影误差影响;文献[8]中由于激光雷达系统的成本较高、性价较低,限制了其在工程中广泛应用的可能性。

针对目前滚轮罐耳磨损状态检测方法处理过程复杂且实时性差的问题,结合立井提升系统复杂环境和实际需求,本研究提出一种基于改进 YOLOv5m 的滚轮罐耳磨损状态实时检测方法。首先,采用改进的 YOLOv5m 模型对滚轮罐耳进行识别和定位;其次,提出一种新的滚轮罐耳尺寸测量方法,能有效消除投影误差,并利用改进 YOLOv5m 生成的检测框测量滚轮罐耳的尺寸;然后,根据滚轮罐耳的尺寸判断其磨损状态;最后,将尺寸测量与磨损状态检测模块集成到改进 YOLOv5m 模型中,实现对滚轮罐耳磨损状态的实时检测。

1 YOLOv5m 模型

1.1 模型选择与网络结构

YOLOv5 目标检测算法作为一种单阶段算法,能够在图像中快速标出被检物的位置信息、类别以及预测的置信度,实现实时目标检测。与双阶段模型相比,YOLOv5 在实时应用中表现更为优越^[9]。YOLOv5 发布有四种模型:YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 和 YOLOv5x,不同模型的深度和宽度影响其特征处理能力和检测精度,通常模型越复杂精度越高,但实时性会降低^[11]。考虑到平台计算资源和速度的限制,本研究选择在准确率和运行速度上均表现较佳的 YOLOv5m 模型进行滚轮罐耳检测。

YOLOv5m 模型由四个主要模块构成:输入端(Input)、骨干网络(Backbone)、颈网络(Neck)和预测输出端(Prediction-Output)^[12]。输入端对输入网络的数据进行预处理,包括 Mosaic 数据增强、自适应锚框计算以及自适应图像缩放三个部分^[13]。骨干网络对输入数据进行特征提取,主要由跨阶段局部网络(cross stage partial network, CSPNet)模块^[14]、空间金字塔池化(spatial pyramid pooling, SPP)模块^[15]以及 Focus 模块^[16]等构成。颈部网络由特征金字塔网络(feature pyramid networks, FPN)模块^[17]与路径聚合网络(path aggregation network, PAN)模块^[18]组成,两者相互联系共同完成高层与低层特征互补^[19]。预测输出端采用非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS)^[20]筛选多个预测框,仅存储局部置信度最高的预测框作为最佳检测框。

1.2 损失函数优化

YOLOv5m 损失函数由分类损失、置信度损失以及位置损失组成。分类损失和置信度损失采用二值交叉熵进行计算,位置损失采用完全交并比(complete intersection over union loss, CIoU)损失函数^[21] (L_{CIoU}) 进行计算,计算式为:

$$L_{\text{CIoU}} = 1 - C_{\text{IoU}} = 1 - I_{\text{oU}} + \frac{\rho^2(b, b^{\text{gt}})}{c^2} + \alpha v. \quad (1)$$

式中: I_{oU} 为交并比, C_{IoU} 为完全交并比损失, $\rho(b, b^{\text{gt}})$ 为预测框与真实框中心点的距离, c 为两框最小外接矩形对角线长度, v 为长宽比的一致性, α 为权衡参数。

CIoU 虽然考虑到边界框回归的重叠面积、中心点距离和长宽比等因素,但是 v 仅反映纵横比的差异,可能导致 CIoU 以不合理的方式优化相似性^[22]。为提高边界框回归的准确性和效率,本研究采用高效交并比(efficient intersection over union, EIoU)损失^[23]代替 CIoU 损失。EIoU 损失的惩罚项基于 CIoU 损失,通过将 CIoU 中基于纵横比的形状约束项拆解为宽度和高度两个方向的独立惩罚项,分别度量预测框与真实框在尺寸上的具体差异,从而提升边界框的拟合精度和模型的收敛效率与鲁棒性。该位置损失函数包含三个部分:重叠损失、中心距离损失和宽高损失。其中,重叠损失和中心距离损失延续 CIoU 损失中的方法,计算式为:

$$L_{\text{EIoU}} = 1 - I_{\text{oU}} + \left[\frac{\rho^2(b, b^{\text{gt}})}{c^2} + \frac{\rho^2(w, w^{\text{gt}})}{c_w^2} + \frac{\rho^2(h, h^{\text{gt}})}{c_h^2} \right]. \quad (2)$$

式中: c_w 、 c_h 分别为预测框与真实框最小外接框的宽度和高度, $\rho(w, w^{\text{gt}})$ 、 $\rho(h, h^{\text{gt}})$ 分别为预测框与真实框宽度和高度的差值。

综上,网络整体损失函数 L 的计算式为:

$$L = aL_{\text{cls}} + bL_{\text{loc}} + cL_{\text{EIoU}}. \quad (3)$$

式中: a 、 b 、 c 为平衡系数, L_{cls} 、 L_{loc} 分别为分类损失与置信度损失。

2 滚轮罐耳磨损状态检测算法设计

基于改进的 YOLOv5m 的检测框尺寸测量算法,相较于传统人工检测方法,具有较高的检测效率和较强的自适应性,该算法将目标识别、尺寸测量与磨损状态检测集成于深度学习 YOLOv5m 模型中,显著提升了系统的整体性能。改进的 YOLOv5m 作为一种单阶段目标检测算法,能快速执行检测任务,显著提升检测效率。同时,该算法具备优异的自适应性,可根据不同场景和需求灵活调整,满足多样化的实际应用需求。

2.1 尺寸测量

将滚轮罐耳图像输入到改进的 YOLOv5m 模型,对图像处理后生成一个或多个检测框,这些检测框与滚轮罐耳胶轮部分紧密贴合。如图 1 所示,每个检测框由两个角点坐标确定,即左上角点坐标 (x_0, y_0) 和右下角点坐标 (x_1, y_1) ,利用其角点坐标,通过式(4)、式(5)计算滚轮罐耳在图像中的像素尺寸信息。

$$w = x_1 - x_0, \quad (4)$$

$$h = y_1 - y_0. \quad (5)$$

式中, w 、 h 分别为物体在图像中的宽度和高度。

以测量滚轮罐耳宽度为例,图 2 为基于相机成像的尺寸测量示意图。测量过程中,将被测物体置于相机主轴方向。假设物体在图像中占据 x 轴像素尺寸为 w ,物体宽度的实际尺寸 W 与 w 成正比,

$$W = \frac{d}{f_x} \times w; \quad (6)$$

同理,滚轮罐耳高度的实际尺寸

$$H = \frac{d}{f_y} \times h. \quad (7)$$

式中: d 为相机距离滚轮罐耳的距离, f_x 、 f_y 分别为相机在 x 、 y 轴上的焦距。

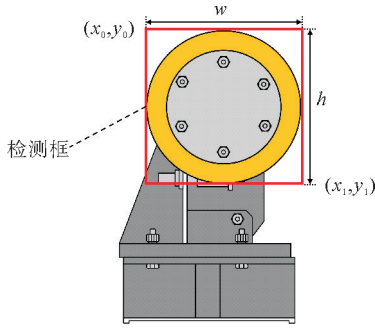


图 1 基于 YOLOv5m 检测框的滚轮罐耳尺寸测量示意图

Fig. 1 Schematic of roller tank lug dimensional measurements based on YOLOv5m detection box

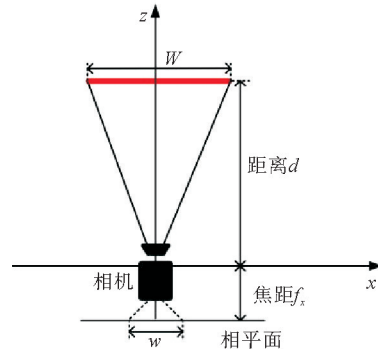


图 2 尺寸测量示意图

Fig. 2 Schematic of dimensional measurement

2.2 透视投影误差消除

由于透视投影的影响,相机从不同角度进行拍摄时,捕捉到的滚轮罐耳侧面的纹理信息可能对滚轮罐耳尺寸测量造成干扰^[24],本研究基于针孔相机成像模型对滚轮罐耳宽度进行分析。图 3 为透视投影误差消除示意图,当相机主轴与被测物体之间距离为 m 、被测物体厚度为 t 时,物体在像面上不仅会显示其自身所占的像素数 w ,还会由于其厚度产生透视投影误差 s ,即 x 轴上物体偏离视点的距离。

$$s = \frac{f_x t \left(m - \frac{W}{2} \right)}{d(d+t)} \quad (8)$$

由相似三角形规律可知,滚轮罐耳宽度和高度的实际尺寸分别为:

$$W = \frac{d}{f_x} (w - s) = 2 \times \frac{d w (d + t) - t f_x m}{f_x (2d + t)}, \quad (9)$$

$$H = \frac{d}{f_y} (h - s) = 2 \times \frac{d h (d + t) - t f_y m}{f_y (2d + t)}. \quad (10)$$

2.3 磨损状态检测方法

通过获取的滚轮罐耳尺寸信息,由式(11)计算滚轮罐耳磨损状态:

$$\begin{cases} |D - W| < \delta \text{ 且 } |D - H| < \delta, & \text{正常状态;} \\ \delta < |D - W| \text{ 或 } |D - H| < \epsilon, & \text{轻度磨损;} \\ |D - W| > \delta \text{ 或 } |D - H| > \epsilon, & \text{严重磨损。} \end{cases} \quad (11)$$

式中: D 为标准滚轮罐耳的直径, δ 为第一磨损阈值, ϵ 为第二磨损阈值。

《煤炭安全规程》规定,罐耳任一侧磨损量超过 8 mm 时必须更换滚轮罐耳。结合实际工程经验,本研究将 δ 取值为 4 mm, ϵ 为 8 mm。当滚轮罐耳的磨损值小于第一磨损阈值时,表示其磨损状态正常;当其磨损值介于第一磨损阈值和第二磨损阈值之间时,表示滚轮罐耳出现轻度磨损,即处于故障初期阶段;当其磨损值大于第二磨损阈值时,表示滚轮罐耳出现严重磨损,即处于故障状态。

2.4 整体检测流程

本研究在 YOLOv5m 模型的基础上,增加尺寸测量模块与状态检测模块,构建了一个具备实时检测能力的滚轮罐耳磨损状态识别网络,检测过程如图 4 所示。输入图像首先通过主干网络(Backbone)进行多尺

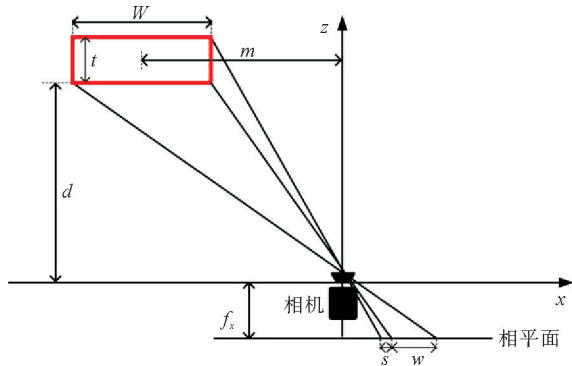


图 3 透视投影误差消除示意图

Fig. 3 Schematic of perspective projection error elimination

度特征提取,然后在颈部网络(Neck)中完成特征融合与增强。与原 YOLOv5m 模型不同,在预测阶段(Prediction)的每一层检测头中分别嵌入尺寸测量模块和状态检测模块。

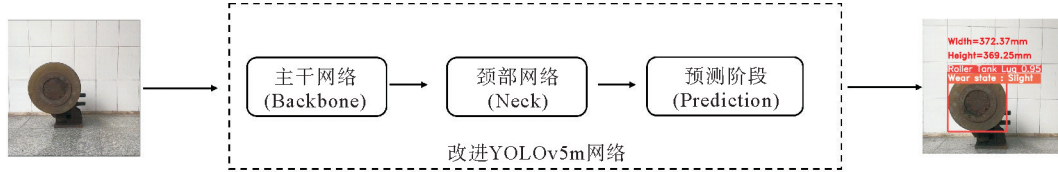


图 4 改进 YOLOv5m 滚轮罐耳磨损状态检测过程

Fig. 4 Improved YOLOv5m-based detection pipeline for wear state of roller tank lug

尺寸测量模块负责提取检测框的边界坐标信息,并结合相机内参与成像模型,计算滚轮罐耳在图像中的像素尺寸并换算为实际物理尺寸。状态检测模块则基于测得的尺寸信息与预设阈值,判断滚轮罐耳的磨损程度,并输出相应的磨损状态标签(如正常、轻度磨损、严重磨损)。改进后的 YOLOv5m 模型可实现对滚轮罐耳的目标类别识别、尺寸测量与磨损状态判断。

3 试验结果与分析

3.1 试验环境及参数设置

试验采用 Pytorch 2.2 为深度学习框架,OpenCV 4.9.0 为计算机视觉库。硬件环境为 CPU Intel(R) Xeon(R) Silver 4210R CPU @ 2.40 GHz,显卡为 NVIDIA RTX A6000,操作系统为 Windows 10。

YOLOv5m 模型约有 30 个可配置的超参数,如学习率、梯度下降动量、权重衰减以及损失函数权重系数等,选择合适的超参数能够显著提高模型的性能。本研究使用简单遗传算法(simple genetic algorithm, SGA)在滚轮罐耳数据集上进行超参数进化。具体来说,使用一组超参数训练 50 轮,以 $mAP@0.5$ (模型在 $I_{ou} \geq 0.5$ 的条件下,所有检测类别的平均检测准确性)作为评估指标,经过 100 轮迭代后得到优化后的超参数。图 5 为优化后的部分超参数,其中横坐标为超参数的值、纵坐标为 $mAP@0.5$ 的值,不同颜色表示各区域不同落点数量,颜色越暗(如紫色)表示该区域的落点越少,颜色越亮(如黄色)表示落点密集程度越高。

基于上述超参数进化过程,最终选定的模型训练参数:epoch 设置为 100, batchsize 的值设置为 8,初始学习率 lr0 设置为 0.009 81,动量 momentum 设置为 0.954, IoU 阈值 iou_t 设置为 0.20,损失函数权重系数 a 、 b 、 c 分别设置为 0.314、0.612 和 0.049 9。

3.2 改进 YOLOv5m 的目标检测

3.2.1 目标检测数据集

由于缺乏公开的滚轮罐耳数据集,本研究自行构建的数据集源自山东能源集团东滩煤矿,包括工程现场和实验室中拍摄视频及图像,并使用 LabelImg 对滚轮罐耳进行标注,详细数据信息如表 1 所示。

3.2.2 损失函数改进的有效性

为验证模型性能,本研究使用精确率(P)、召回率(R)和 $I_{ou} \geq 0.5$ 时的平均精度($m_{AP@0.5}$)作为评价指标,计算式分别为:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p}, \quad (12)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N}, \quad (13)$$

$$m_{AP@0.5} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^n A_{P_i}. \quad (14)$$

式中: T_p 为正确检测出的滚轮罐耳数量, F_N 为误检的滚轮罐耳数量, F_p 为没有被检测出的滚轮罐耳数量, N 为类别数, A_{P_i} 为第 i 类别在 IoU 为 0.5 时的平均精度。

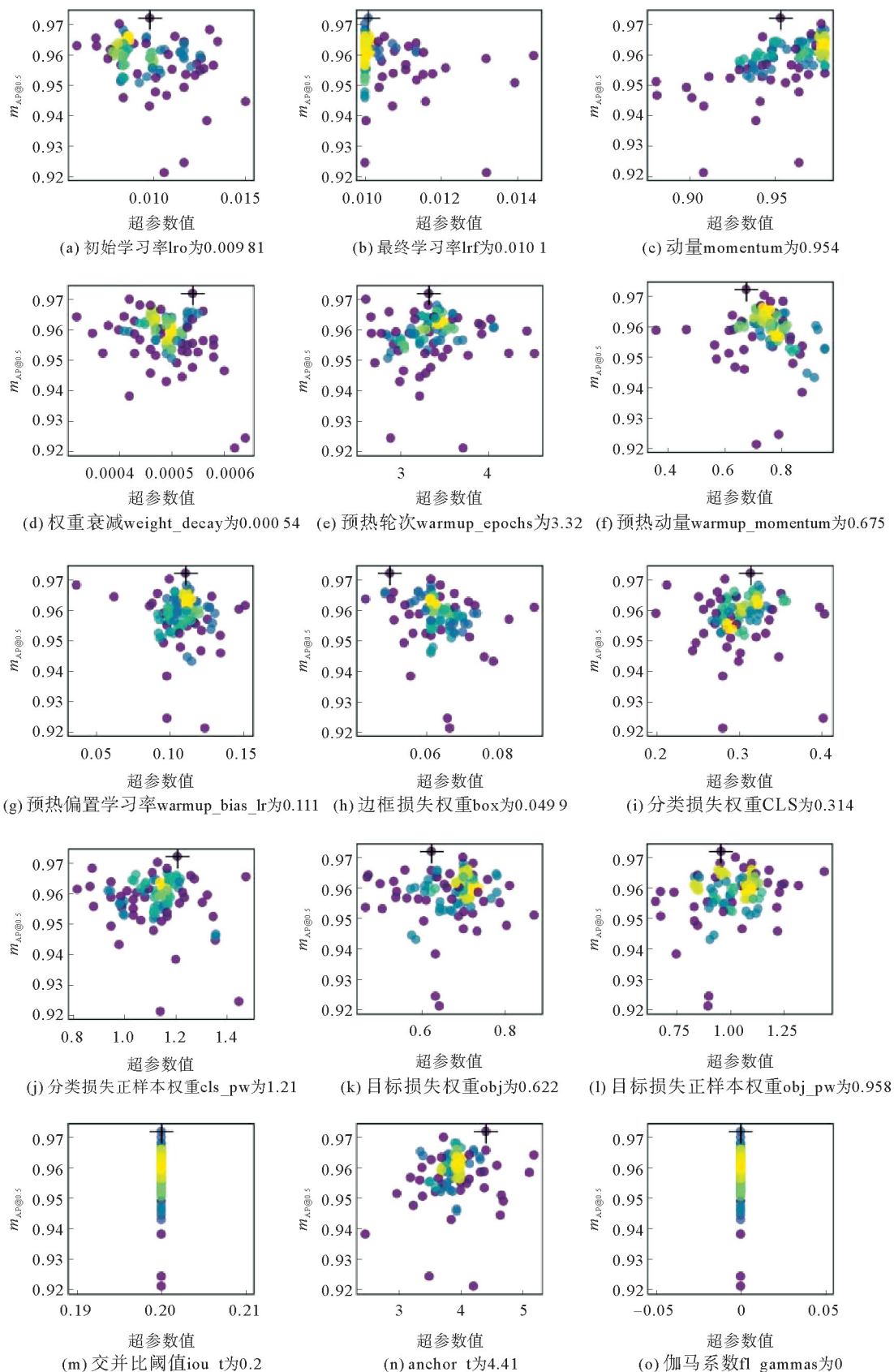


图 5 超锚框阈值参数进化结果

Fig. 5 Evolution results of hyperparameters

本研究对 YOLOv5m 模型中损失函数进行改进,将 CIoU 损失函数替换为 EIoU 损失函数,其余部分保持不变。在滚轮罐耳数据集上分别使用改进后算法和原算法进行训练和验证,对比结果如表 2 所示。由表 2 可以看出,相比于原模型,改进损失函数后模型的精确率提升 2.28%,召回率提升 1.06%,平均精度提升 1.35%,表明改进损失函数后模型在精确率、召回率和平均精度上都有一定提升,验证了损失函数改进的有效性。

表 1 滚轮罐耳目标检测数据集

Table 1 Roller tank lug target detection dataset		
环境分类	图像总数	滚轮罐耳目标数
现场环境	492	915
实验室环境	608	608
合计	1 100	1 523

表 2 损失函数改进前后性能指标对比

Table 2 Comparison of improved loss functions %			
损失函数	精确率	召回率	mAP@0.5
CIoU	96.86	95.11	96.36
EIoU	99.14	96.17	97.71

3.2.3 滚轮罐耳目标检测的有效性

为验证本研究所提改进 YOLOv5m 模型的有效性与适用性,使用山东能源集团东滩煤矿的滚轮罐耳图像进行检测,检测结果如图 6 所示,滚轮罐耳的识别置信度均为 0.98,且目标检测框能够准确捕捉到滚轮罐耳胶轮部分。

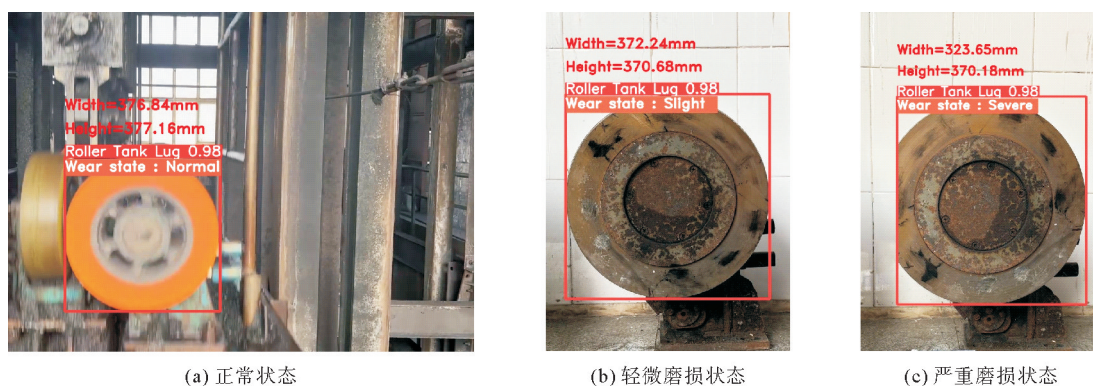


图 6 改进 YOLOv5m 模型的检测效果图

Fig. 6 Improved YOLOv5m model detection results

3.3 滚轮罐耳的尺寸测量

试验用滚轮罐耳的尺寸为宽 373 mm、高 370 mm。使用实际拍摄的滚轮罐耳图像对其进行尺寸测量,并与文献[7]、文献[8]及未改进的 YOLOv5m 模型进行对比,试验结果如图 7 所示。当输入数据中存在大量噪声或异常值时,文献[7]与文献[8]的 RANSAC 算法会导致拟合结果不准确,测量误差增大,其平均尺寸测量误差分别为 2.64 和 1.84 mm。并且改进前 YOLOv5m 模型生成的检测框不能精确框住滚轮罐耳胶轮部分,导致其平均测量误差达到 2.97 mm。相比之下,本研究所提改进 YOLOv5m 模型的平均测量误差仅为 0.72 mm,显著优于上述三种方法。

本研究使用四种不同方法对 20 组不同磨损状态的滚轮罐耳图像进行尺寸测量,试验误差结果如图 8 所示。由图 8 可以看出,滚轮罐耳处于正常状态或轻微磨损状态时,四种算法测量误差差距相对较小,但随着磨损程度的加剧,尤其是当滚轮罐耳因轴承卡死而导致胶轮一侧磨平时,基于 RANSAC 算法的检测方法仍将滚轮罐耳误拟合为圆形或椭圆形,不能准确反映其实际受损形态。相比之下,本研究所提方法在各种磨损状态下检测误差始终小于 3 mm,具有更高的精度和可靠性。

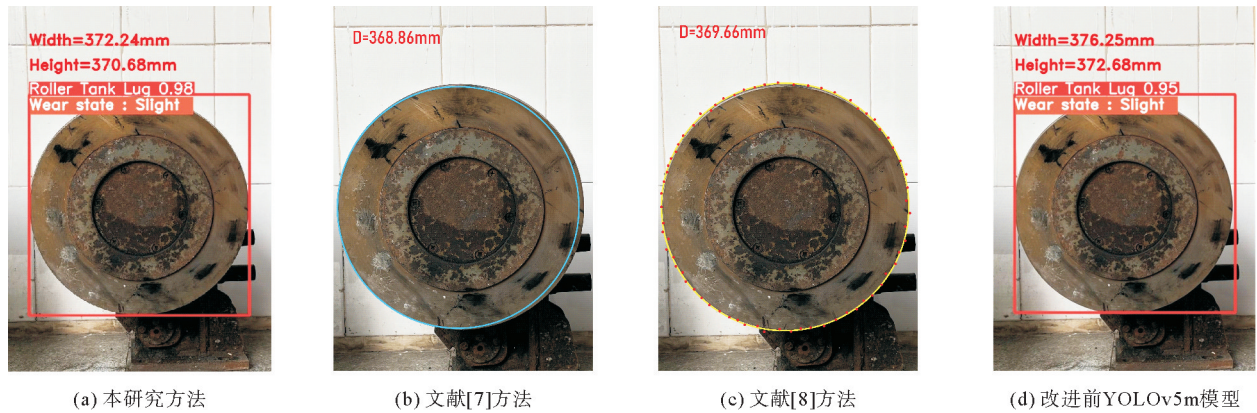


图 7 尺寸测量结果示意图

Fig. 7 Schematic of dimensional measurement results

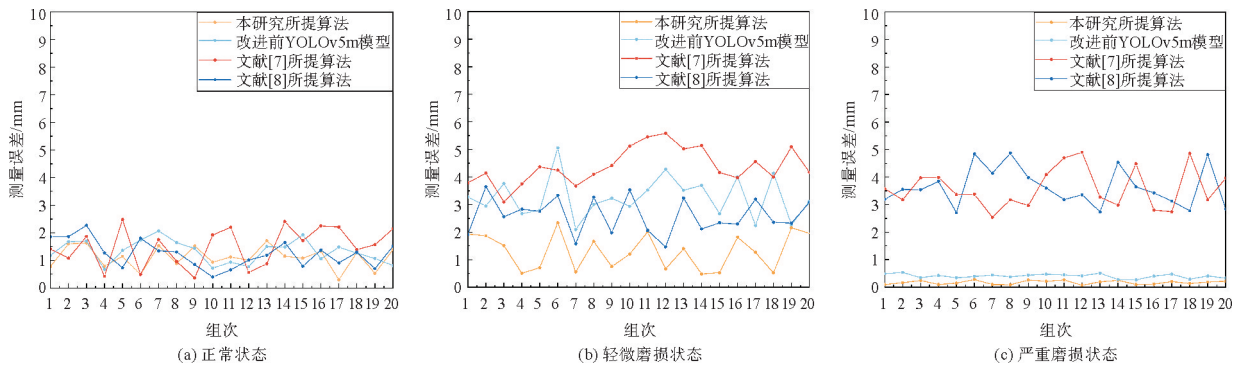


图 8 滚轮罐耳尺寸测量误差结果对比图

Fig. 8 Comparison of roller tank lug dimensional measurement errors

对于偏离相机主轴的滚轮罐耳,本研究通过消除透视投影误差后进行尺寸测量。图 9 分别为本研究所提方法与文献[7]、文献[8]所提方法以及改进前 YOLOv5m 模型获得的尺寸测量结果。结果显示,文献[7]方法未能消除透视投影影响而导致测量误差较大,其平均误差高达 25.94 mm;文献[8]利用激光雷达特性能有效消除透视投影的影响,进而降低测量误差,平均误差为 2.18 mm;改进前 YOLOv5m 模型由于未能精确捕捉到滚轮罐耳胶轮部分,导致平均测量误差偏大,为 4.15 mm。与上述三种方法相比,本研究所提方法能够消除透视投影误差,显著提高滚轮罐耳尺寸测量的准确性,其平均误差仅为 0.59 mm。

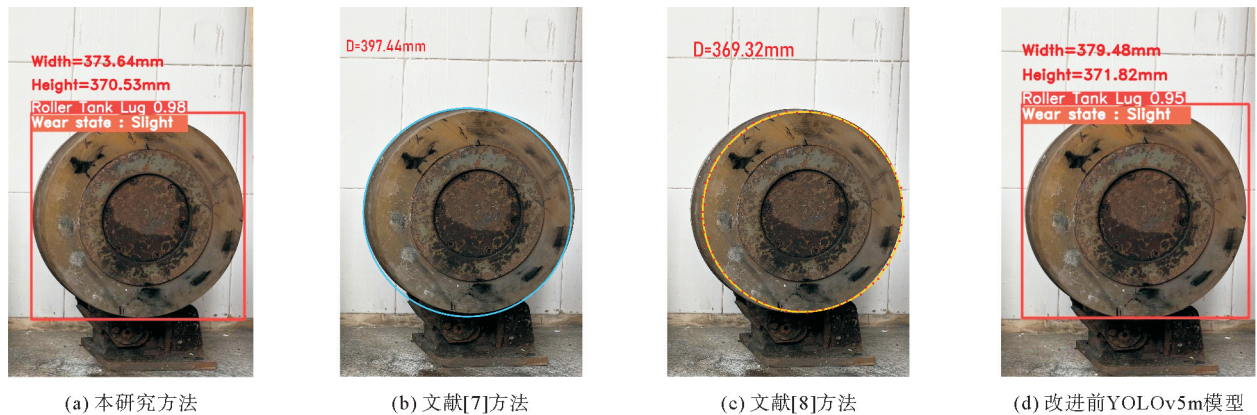


图 9 透视投影情况下尺寸测量结果示意图

Fig. 9 Schematic of dimensional measurements under perspective projection

采用上述四种方法对不同磨损状态下的 20 组滚轮罐耳图像进行测量,结果如图 10 所示。可以看出,文献[7]所提方法未能消除透视投影误差,导致测量时包含滚轮罐耳的侧边厚度,使得尺寸测量误差较大。相比之下,本研究所提方法能够消除透视投影误差,提高滚轮罐耳在每种磨损状态下尺寸测量的准确性。特别是当滚轮罐耳出现严重磨损时,文献[7]与文献[8]所提方法基于 RANSAC 算法将滚轮罐耳拟合成椭圆或圆形的方法不能客观反映实际受损形态,造成显著的测量误差。

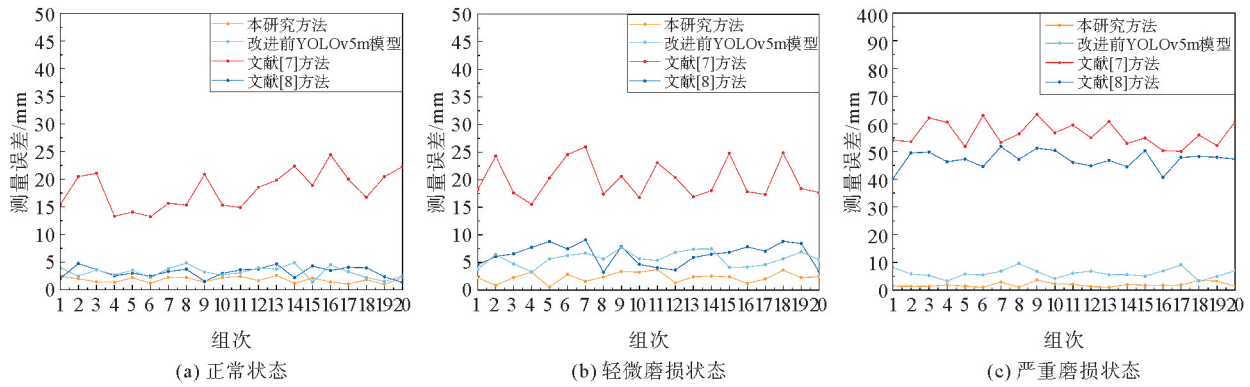


图 10 透视投影情况下滚轮罐耳尺寸测量误差结果对比

Fig. 10 Comparison of roller tank lug measurement errors under perspective projection

传统滚轮罐耳检测方法通常依赖人工定期检查,受现场环境和检测水平等因素影响,测量结果的准确度难以保证。文献[7]与文献[8]所提方法在数据预处理过程中会保留噪声点,影响滚轮罐耳尺寸测量的精度。本研究提出的检测方法对滚轮罐耳尺寸测量时,首先利用改进的 YOLOv5m 模型产生检测框,然后计算检测框的像素尺寸信息,最后通过相机成像原理输出其准确尺寸。试验结果表明,本研究所提方法受周围噪声影响小,能直接输出滚轮罐耳尺寸信息,测量精度高于传统方法。

3.4 滚轮罐耳的磨损状态检测

本研究使用现场拍摄的 100 组正常、轻度磨损与严重磨损状态的滚轮罐耳图像,分别与文献[7]、文献[8]方法和改进前 YOLOv5m 模型对滚轮罐耳磨损检测结果进行对比,试验结果如表 3 所示。在计算滚轮罐耳尺寸时,本研究所提方法比文献[7]、文献[8]方法和改进前的 YOLOv5m 模型精度均有显著提高,滚轮罐耳磨损状态检测的平均正确率最高,达到 98.89%。此外,由于文献[7]与文献[8]方法使用 RANSAC 算法进行迭代,导致处理耗时较长,而本研究使用改进的 YOLOv5m 模型作为单阶段目标检测算法,具有较高的实时性,每张图像的平均检测时间仅为 2.15 s,远小于文献[7]与文献[8]方法的耗时。试验结果表明,本方法在保持高精度检测的同时,能大幅度缩短检测时间,满足对滚轮罐耳的现场实时检测要求。

表 3 滚轮罐耳磨损状态检测结果对比

Table 3 Comparison of roller tank lug wear status detection results

方法	正常状态		轻度磨损状态		严重磨损状态	
	正确率/%	检测耗时/(s/张)	正确率/%	检测耗时/(s/张)	正确率/%	检测耗时/(s/张)
文献[7]方法	55.0	312.31	53.33	310.21	3.33	308.42
文献[8]方法	87.5	186.26	83.33	182.67	13.33	179.27
改进前 YOLOv5m 模型	95.0	2.34	86.67	2.37	86.67	2.35
本研究方法	100.0	2.15	96.67	2.14	100.00	2.16

综上所述,由于滚轮罐耳周围环境复杂,文献[7]和文献[8]方法数据处理繁琐且耗时,尤其是当滚轮罐耳发生严重磨损而未能及时停机时,可能导致发生重大的安全事故。相较之下,本研究所提方法具有较高的

自适应性和实时性,能灵活适应不同场景,避免了传统方法中复杂的数据处理,降低了对人工操作的依赖,实现了滚轮罐耳尺寸测量与磨损状态检测的融合,显著提升了检测效率和精度,为工程应用提供了可靠的解决方案。

4 结论

通过安装图像采集设备并使用基于改进 YOLOv5m 模型的检测方法,能够自动识别和定位滚轮罐耳并测量其尺寸,进而判断磨损状态。一旦检测到滚轮罐耳发生磨损,系统会立即发出预警信号,从而提高监测的准确性和实时性,确保提升系统的安全运行。本研究所提方法在滚轮罐耳数据集上检测精度达到 99.14%,尺寸测量误差控制在 3 mm 以内,确保了磨损状态检测的准确性。同时,单张图像的检测时间仅为 2.15 s,其高实时性能够满足工业场景中快速响应的需求。此外,本研究方法实现了检测自动化,将目标识别与尺寸测量集成在同一个模型中,提高了系统的综合检测能力和效率,可实现实时检测与自动预警,减少人工成本,具有操作简便、自适应性强等优点,可以根据不同的应用场景和需求进行灵活调整和优化,适合实际应用。

参考文献:

- [1] 黄晓敏. 矿井提升机故障监测及诊断系统研究[J]. 能源与节能, 2022(9): 138-140.
HUANG Xiaomin. Fault monitoring and diagnosis system of mine hoist[J]. Energy and Energy Conservation, 2022(9): 138-140.
- [2] 王辉. 矿井提升机监控系统的分析与设计[J]. 能源与节能, 2022(11): 186-188.
WANG Hui. Analysis and design of mine hoist monitoring system[J]. Energy and Energy Conservation, 2022(11): 186-188.
- [3] 中华人民共和国应急管理部. 应急管理部关于修改《煤矿安全规程》的决定[J]. 中华人民共和国国务院公报, 2022(10): 52-57.
- [4] 巩师鑫, 赵国瑞, 王飞. 机器视觉感知理论与技术在煤炭工业领域应用进展综述[J]. 工矿自动化, 2023, 49(5): 7-21.
GONG Shixin, ZHAO Guorui, WANG Fei. Review on the application of machine vision perception theory and technology in coal industry[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(5): 7-21.
- [5] 窦桂东, 白艺硕, 王均利, 等. 基于深度学习的矿井滚动轴承故障诊断方法[J]. 工矿自动化, 2024, 50(1): 96-103.
DOU Guidong, BAI Yishuo, WANG Junli, et al. A fault diagnosis method for mine rolling bearings based on deep learning[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(1): 96-103.
- [6] 张帆, 徐志超. 基于残差神经网络的矿井图像重构方法[J]. 煤炭学报, 2019, 44(11): 3614-3624.
ZHANG Fan, XU Zhichao. A mine image reconstruction method based on residual neural network[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(11): 3614-3624.
- [7] ZHANG W Y, WANG X R, ZHU A, et al. Research on fault detection system of vertical shaft hoisting cage shoes based on machine vision[C]//2022 5th International Conference on Pattern Recognition and Artificial Intelligence. Chengdu, 2022: 477-482.
- [8] 陆翔, 马宁, 白星振, 等. 基于激光雷达点云的滚轮罐耳运行状态检测方法及装置: 202310663977.0[P]. 2023-08-22.
- [9] 徐岩, 李永泉, 郭晓燕, 等. 基于 YOLOv3-tiny 的火焰目标检测算法[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2022, 41(6): 95-103.
XU Yan, LI Yongquan, GUO Xiaoyan, et al. Flame object detection algorithm based on YOLOv3-tiny[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science), 2022, 41(6): 95-103.
- [10] 王海群, 张成君, 张怡. 基于 YOLOv4 的轻量级火焰检测算法[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2023, 42(1): 91-99.
WANG Haiqun, ZHANG Chengjun, ZHANG Yi. A lightweight flame detection algorithm based on YOLOv4[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science), 2023, 42(1): 91-99.
- [11] 李彤晖. 面向恶劣环境下的多模态行人识别方法研究[D]. 西安: 西安工业大学, 2024.
LI Tonghui. Research on multimodal pedestrian recognition for severe environment[D]. Xi'an: Xi'an Technological University, 2024.

- [12] 顾清华,何鑫鑫,王倩,等.基于改进YOLOv5的煤矿井下暗环境矿工安全穿戴智能识别[J].矿业研究与开发,2024,44(3):201-208.
GU Qinghua, HE Xinxin, WANG Qian, et al. Research on intelligent recognition of safety wearing of miners in dark environment of coal mine based on improved YOLOv5[J]. Mining Research and Development, 2024, 44(3): 201-208.
- [13] 常枫懿,赵国贞.基于YOLOv5m改进模型的煤矸识别方法[J].煤炭技术,2023,42(7):10-14.
CHANG Fengyi, ZHAO Guozhen. Identification method of coal and gangue based on YOLOv5m improved model[J]. Coal Technology, 2023, 42(7): 10-14.
- [14] WANG C Y, MARK LIAO H Y, WU Y H, et al. CSPNet: A new backbone that can enhance learning capability of CNN [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Seattle, 2020: 1571-1580.
- [15] HE K M, ZHANG X Y, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [16] 朱伟刚,汪伦,陈田,等.基于改进YOLOv5的无人机影像道路裂缝检测方法[J].测绘通报,2024(3):173-178.
ZHU Weigang, WANG Lun, CHEN Tian, et al. UAV image road crack detection method based on improved YOLOv5[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2024(3): 173-178.
- [17] LIN T Y, DOLLAR P, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//2017 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, 2017: 936-944.
- [18] LIU S, QI L, QIN H F, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, 2018: 8759-8768.
- [19] 寇发荣,肖伟,何海洋,等.基于改进YOLOv5的煤矿井下目标检测研究[J].电子与信息学报,2023,45(7):2642-2649.
KOU Farong, XIAO Wei, HE Haiyang, et al. Research on target detection in underground coal mines based on improved YOLOv5[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2023, 45(7): 2642-2649.
- [20] NEUBECK A, GOOL L V. Efficient non-maximum suppression[C]//18th International Conference on Pattern Recognition. Hong Kong, 2006: 850-855.
- [21] ZHENG Z H, WANG P, REN D W, et al. Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020, 52(8): 8574-8586.
- [22] 王坤,冯康威.基于改进YOLOv5的交通场景小目标检测算法[J/OL].北京航空航天大学学报,2024:1-16. DOI:10.13700/j. bh. 1001-5965. 2024. 0003.
WANG Kun, FENG Kangwei. Small target detection algorithm for traffic scene based on improved YOLOv5[J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024: 1-16. DOI:10.13700/j. bh. 1001-5965. 2024. 0003.
- [23] ZHANG Y F, REN W Q, ZHANG Z, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression[J]. Neuro-computing, 2022, 506: 146-157.
- [24] 吴文涛,何赞泽,杜旭,等.融合相机与激光雷达的目标检测与尺寸测量[J].电子测量与仪器学报,2023,37(6):169-177.
WU Wentao, HE Yunze, DU Xu, et al. Fusing camera and lidar for object detection and dimensional measurement[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(6): 169-177.

(责任编辑:齐敏华)