

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508251

DEL-YOLO: 低照度轻量级煤矿输送带异物检测

郭家虎 何磊

(安徽理工大学电气与信息工程学院 淮南 232001)

摘要: 针对煤矿井下环境中存在的低照度成像质量差、小尺度异物漏检率高以及目标遮挡导致的特征信息缺失等关键问题,提出了一种基于 YOLOv11s 的低照度轻量化异物检测模型 DEL-YOLO。首先,在图像预处理阶段,引入对比度受限自适应直方图均衡化算法来强化低照度图像细节特征,有效提升暗区异物可见性;其次,在网络架构层面创新性地设计了特征提取模块 DE-Block,并通过构建 DE-C3K2 模块,对形状不规则以及存在重叠遮挡等特点的异物进行特征提取;进一步地,在颈部网络嵌入特征融合模块 EFC,其通过层间特征相关性强化机制抑制冗余特征融合,同时强化小目标特征表达能力;最后,设计轻量化检测头 L-Detect,利用颈部特征共享策略实现参数量压缩。实验结果表明,DEL-YOLO 平均检测精度可达 80.8%,与 YOLOv11 相比,平均精确率提升了 4.9%,模型的计算量下降了 40.74%,参数量下降了 41.75%,模型大小仅为 6.45 MB。改进模型在显著降低复杂度的同时,仍能有效解决煤矿井下低照度复杂环境中小目标漏检与遮挡目标检测问题。

关键词: 煤矿输送带;异物检测;可变形卷积;轻量化检测头

中图分类号: TP391.4;TN911

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 520.6040

DEL-YOLO: Low-illumination lightweight object detection for conveyor belts in coal mines

Guo Jiahu He Lei

(School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 23200, China)

Abstract: Addressing the key issues in coal mine underground environments, such as poor imaging quality under low illumination, high miss-detection rates for small-scale foreign objects, and feature information loss caused by object occlusion, this paper proposes a low-illumination lightweight foreign object detection model, DEL-YOLO, based on YOLOv11s. Firstly, in the image preprocessing stage, the Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization algorithm is introduced to enhance the detailed features of low-illumination images, effectively improving the visibility of foreign objects in dark areas. Secondly, at the network architecture level, an innovative feature extraction module, DE-Block, is designed, and a DE-C3K2 module is constructed to extract features from foreign objects with irregular shapes and overlapping occlusions. Furthermore, a feature fusion module, EFC, is embedded in the neck network, which suppresses redundant feature fusion through an interlayer feature correlation enhancement mechanism while strengthening the feature representation capability for small objects. Finally, a lightweight detection head, L-Detect, is designed, which achieves parameter compression through a neck feature sharing strategy. Experimental results show that DEL-YOLO achieves an average detection accuracy of 80.8%. Compared with YOLOv11, it improves the average precision rate by 4.9%, reduces the computational load by 40.74%, and decreases the number of parameters by 41.75%, with a model size of only 6.45 MB. While significantly reducing complexity, the improved model can still effectively address the issues of small object miss-detection and occluded object detection in the complex low-illumination environments of coal mines.

Keywords: coal mine conveyor belt; foreign object detection; deformable convolution; lightweight detection head

0 引言

煤炭作为基础能源之一,在我国的经济发展中起到关键作用^[1]。在煤炭开采与运输体系中,煤矿输送带构成了煤炭运输的关键通道,其运行的安全性直接关联到煤炭的输送效率^[2]。由于矿井内部环境错综复杂,并且在煤炭运输过程中,输送带往往容易混入石块、锚杆等多种异物。若这些异物未能得到迅速有效的清除,就可能造成累积过多,从而导致皮带撕裂。甚至,还可能对个人安全构成重大威胁。因此,能够迅速且准确地识别煤矿输送带上的异物,对于保障煤矿运输的高效运行具有重要意义^[3]。

由于煤矿井下环境通常受到光照强度的影响,使得目前的图像识别方法对于输送带上异物检测备受挑战,许多研究学者利用机器视觉技术进行矿井异物分类。王燕等^[4]创新性地将帧间差分技术与卡尔曼预测模型相融合,构建了适用于大尺寸异物的实时检测系统。程建等^[5]通过建立多模态高斯分布模型,实现了输送带矸石等特殊异物的精准分类。郭永存等^[6]使用 X 射线来进行异物分类,上述传统异物识别方法虽效率较高,但在复杂环境干扰下难以有效提取目标特征,从而导致异物检测效果不佳。

近年来,基于深度学习的方法在图像识别方向逐渐兴起,其主要分为两类。一类是双阶段目标检测算法,主要以 Fast-RCNN^[7](faster region-based convolutional neural network)为主。双阶段目标检测算法的核心思想就是筛选候选区域,然后在候选区域进行样本分类。针对输送带异物的精准识别需求,吴守鹏等^[8]构建了基于双向特征金字塔的 Fast-RCNN 架构,通过多尺度特征融合机制显著提升了矸石、锚杆等非煤质异物的检测精度。在井下目标检测领域,李伟山等^[9]针对复杂环境中的行人检测任务,设计了改进型 Fast-RCNN 框架,实验数据表明该方案在低照度、高粉尘等干扰场景下较传统算法展现出更强的泛化性能和检测准确率,为煤矿安全监控系统提供了有效的技术支撑。另外一类是单阶段目标检测算法,主要以 SSD^[10](single shot multibox detector)、YOLO^[11-13](you only look once)为主。单阶段目标检测算法在精度和速度上都取得了重大突破,能够直接预测目标的位置和类别。Wang 等^[14]在 SSD 检测算法基础上,通过优化损失函数和调整锚框比例,对输送带的异物准确识别但算法的检测速度较慢不满足煤矿井下的实际需求;郝帅等^[15]在 YOLOV5 的基础上,通过引入自适应直方图均衡算法以及引入深度可分离卷积来提高模型的检测精度,但对一些遮挡异物的提取效果并不是很好;洪炎等^[16]对 YOLOv8 网络进行改进,通过构建 C2f 模块以及

引入高效多尺度注意力机制(EMA)来进一步对异物进行识别,但是模型所占内存依旧很大,不方便部署在嵌入式系统中;毛清华等^[17]提出了一种基于改进 YOLOv7 的煤矿运输带上异物检测方法,引入注意力机制,提高模型对图像复杂背景的抗干扰能力,但对于图像中像素面积小于 32×32 的异物,却容易造成漏检情况。

综上所述,煤矿井下输送带异物检测目前所面临的主要问题包括以下 3 点:1)在矿井下,输送带上的有些异物受到光照强度低的影响,异物的特征纹理会变得模糊,目标检测算法很难准确地提取异物的边缘特征;2)矿井下的环境错综复杂,部分异物之间存在遮挡情况,这使得现有网络模型在识别一些被遮挡及不规则形状的异物时效果不佳;3)一些小目标异物存在漏检问题以及当前模型的参数量较大,不好部署在嵌入式系统中。为了在光照强度较低的矿井环境中实现高效检测,提出了一种基于 YOLOv11s^[18]的低照度轻量化煤矿输送带异物检测算法 DEL-YOLO。

本文将限制对比度自适应直方图均衡算法(contrast-limited adaptive histogram equalization, CLAHE)加入网络模型的输入端中,对输入的低照度图像进行预处理,从而提高图像的对比度并降低噪声干扰。设计了名为 DE-Block 的特征提取模块,该模块融合了可变形卷积与 EMA 注意力机制,能够灵活捕捉形状不规则以及遮挡情况严重的异物。为了增强模型对异物的特征表达能力,进一步构建了 DE-C3K2 模块,并将其整合到模型的骨干网络中,从而显著提升了网络模型的检测精度。模型加入增强层间特征相关性模块(enhanced feature correlation, EFC)来增强跨层的特征融合,并重新构造不同级别的特征信息,来减少在特征融合过程中一些微小细节特征的丢失,从而提高小尺度异物的识别能力。设计一种轻量化共享卷积的轻量级检测头(L-Detect),通过共享权重参数以减小模型的参数量和计算量。

1 DEL-YOLO 检测算法

考虑到 YOLO 系列在速度与精度上的平衡优势,因此,本文选择 YOLOv11s 作为基础架构进行改进,提出了低光照轻量化煤矿输送带异物检测模型算法 DEL-YOLO 如图 1 所示。针对井下光照强度低的问题,将 CLAHE 算法加入网络模型的输入端中,对输入的低照度图像进行预处理,来提高图像局部对比度,避免噪声过度放大来改善图像的视觉质量。针对部分异物之间存在遮挡情况,在骨干网络中嵌入 DE-C3K2 模块,以增强对形状不规则及被其他物体遮挡的异物的特征识别能力。针对一些小目标异物丢失等问题,借助特征融合模块 EFC 来促进不同尺度上语义信息的传递,增强各层之间的特征相关性,

进而丰富小目标异物的特征信息来增强网络对小目标异物的识别能力。针对现有模型参数量较大,不容易对嵌入式设备进行部署等问题,设计了一种新型轻量级检测头 L-Detect,在减少网络模型的参数量同时进一步提高检测精度。

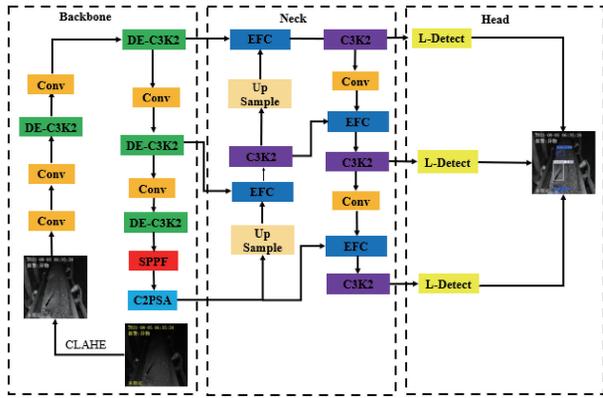


图 1 DEL-YOLO 算法模型

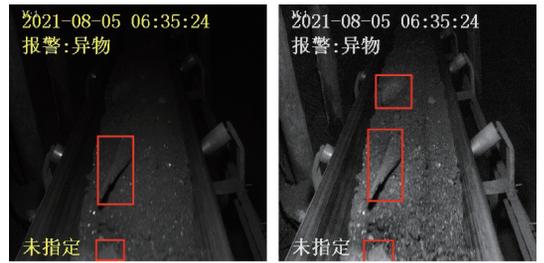
Fig. 1 DEL-YOLO algorithm model

1.1 图像增强

自适应直方图均衡化 (adaptive histogram equalization, AHE) 算法是一种全局的图像增强技术,它通过计算图像中多个局部区域的直方图,并对这些区域的亮度进行重新分布,从而实现对图像对比度的调整。然而,AHE 算法在处理细节信息和抑制图像噪声方面存在不足,可能会导致图像细节丢失以及噪声放大。CLAHE 算法^[19]通过将图像分成许多子区域,并在每个子区域执行直方图均衡化操作,结合对比度限制阈值约束各子区域的灰度值映射幅度,有效抑制了传统自适应方法在均匀区域产生的噪声放大效应,从而在增强局部细节对比度的同时保持图像整体质量。CLAHE 算法具体做法是将图像被划分为多个小块进行处理,每个小块分别进行直方图均衡化处理以增强局部对比度。为了限制每个小块的直方图均衡化幅度,设置了对比度限制参数。最后,通过插值方法对增强后的像素值进行插值处理,最终对图像进行增强。此外,由于处于低光照环境下,异物图像的对比度较低,因此将 CLAHE 算法加入模型输入端,对异物图像进行增强处理,从而提高图像的清晰度。CLAHE 增强前后图像对比比如图 2 所示。

由图 2 可见,原始图像在低照度环境下存在亮度不足问题,导致石块异物轮廓模糊且特征信息严重丢失。通过 CLAHE 算法增强后,图像质量显著提升,异物形态特征得以充分显现,轮廓细节清晰可辨,有效解决了目标信息缺失问题。

为进一步客观评估 CLAHE 算法在低照度条件下的图像增强性能,采用信息熵 Entropy 与 Brenner 梯度函数



(a) 原图 (b) CLAHE 增强后的图像
(a) Original image (b) Image enhanced by CLAHE

图 2 CLAHE 增强前后图像对比

Fig. 2 Comparison of images before and after CLAHE enhancement

作为量化评价指标,其数值特性与图像清晰度呈正相关关系。图 2 中 2 张图像的 Entropy 和 Brenner 值如表 1 所示。经 CLAHE 算法处理后的图像信息熵值提升至 7.42, Brenner 梯度值达到 12 356,较原始图像的信息熵值和 Brenner 值分别提升 28.5% 和 25.5%。说明 CLAHE 算法能有效增强图像细节表征能力,改善视觉感知质量,其增强机制通过优化局部对比度分布,显著提升了图像的结构信息量与边缘锐度特征。

表 1 图像清晰度评价结果

Table 1 Evaluation results of image definition

图像	Entropy	Brenner
图 2(a)	5.77	9 845
图 2(b)	7.42	12 356

1.2 设计特征提取模块 DE-C3K2

传统的卷积核是固定的,并且提取图像的特征信息十分有限。因此,在处理不规则形状的异物时,传统卷积的效果往往并不是很好。相比之下,可变形卷积通过引入可学习的参数,允许卷积核在空间上进行微调,从而能够灵活地捕获图像中的局部特征。此外,考虑到在进行目标检测的过程中融合注意力机制,能够让模型更加关注重要特征信息,能够进一步提高模型对遮挡异物的提取能力。因此,受到可变形卷积和 EMA 注意力机制的启发,对于形状不规则异物以及部分异物遮挡情况严重等问题,对原有的 Bottleneck 模块进行改进,设计出 DE-Block 特征提取模块,如图 3 所示。

本文设计的 DE-Block 模块通过引入可变形卷积来动态调整感受野捕捉局部形变特征,引入 EMA 注意力机制来通过跨通道特征交互强化关键区域响应,两者结合显著提升对遮挡目标的建模能力。首先,输入图像经初始卷积层提取基础特征;随后,特征图输入 EMA 注意力机制,通过动态权重分配强化关键区域的响应,抑制冗余信息。进一步地,特征经过第二层卷积细化,生成高阶语

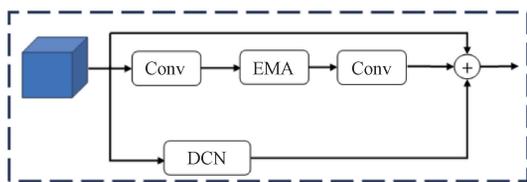


图 3 DE-Block 特征提取模块

Fig. 3 DE-Block feature extraction module

义表示。此外,模块通过增设的可变形卷积分支与下采样操作结合,有效捕捉目标的多尺度特征,从而增强模型对不规则异物尺寸变化的鲁棒性。其中可变形卷积公式如下:

$$y(p_0) = \sum_{p_n \in R} w(p_n) \cdot x(p_0 + p_n + \Delta p_n) \quad (1)$$

式中: x 表示的是输入特征图; y 表示的是输出特征图; p_0 表示的是采样点的中心位置; p_n 表示的采样网格点 R 中所有采样点位置; $w(p_n)$ 作为采样位置的一个权重; Δp_n 表式为偏移量。

EMA 模块的结构如图 4 所示,首先对输入特征图,在两个空间方向上分别用二维全局平均池化操作,来对通道信息进行编码,之后将编码后的结果进行拼接^[20]。之后,对 1×1 卷积的输出采用 Sigmoid 非线性函数进行处理,得到一个二维二项分布。这个分布会经过 Re-weight 模块,该模块的功能是将两条处理路径的特征融合起来,实现两条平行路径之间跨通道的特征交互。在另一条 3×3 路径里,使用 3×3 卷积来捕捉多尺度特征,随后同样利用二维全局平均池化进行通道编码。最后,在聚合路径和 3×3 路径之间引入跨空间学习策略,通过双向特征映射与权重共享机制,实现多尺度特征的自适应对齐。

本文以提出的 DE-Block 模块为基础,再对 YOLOv11 中的 C3K2 模块进行重构,将其叫做 DE-C3K2 模块,其网络结构图如图 5 所示。

其中,当 DE-C3K2 中 C3K 为 True 时,则采用 DE-C3K 结构。当 DE-C3K2 中 C3K 为 False 时,则直接采用 DE-Block 结构。

为了验证 DE-C3K2 模块在煤矿输送带上对异物检测的有效性,对比基线模型中 C3K2 模块和 DE-C3K2 模块在识别异物特征方面的表现,并采用热力图进行可视化展示,如图 6 所示。从图 6 可以发现,基线模型的 C3K2 模块在异物特征提取方面表现出明显不足,当处理异物与环境背景相似情况下,其对异物目标提取能力有限,难以准确捕捉这些关键特征,从而导致漏检现象的发生。相比之下,DE-C3K2 特征提取模块在异物检测中展现了显著优势,其核心优势在于能够在复杂背景中实现更精准的异物特征定位,显著提升了检测的准确性和可

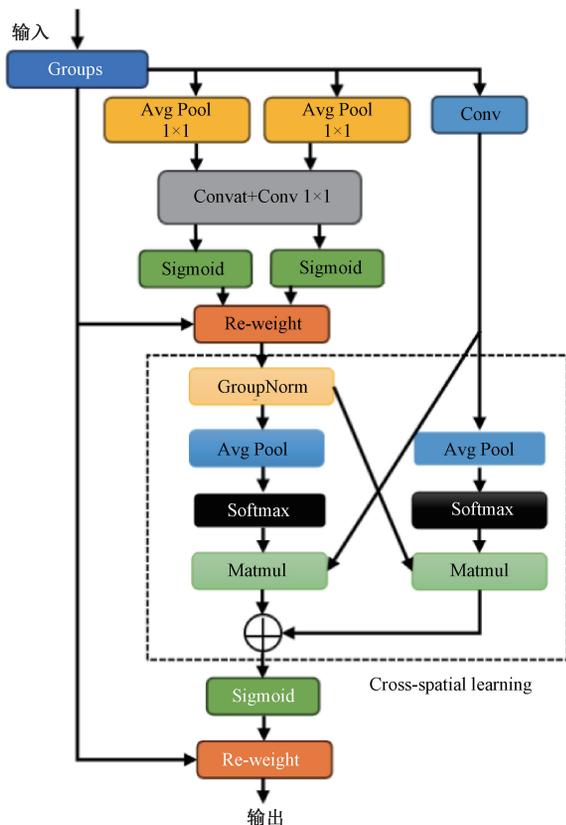


图 4 EMA 注意力机制结构

Fig. 4 The structure of the EMA mechanism

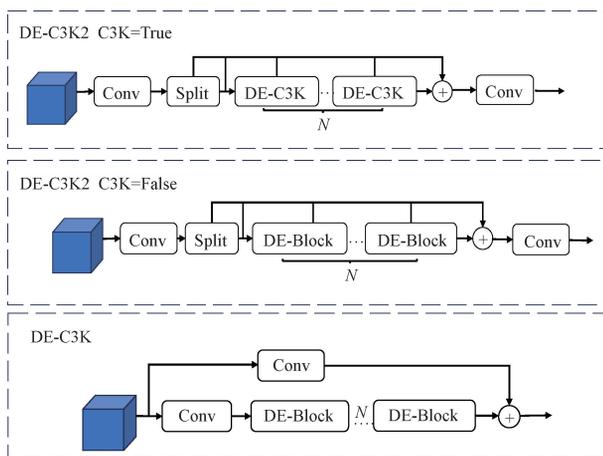


图 5 DE-C3K2 模块

Fig. 5 DE-C3K2 module

靠性。

1.3 特征融合模块 EFC

对于输送带上的尺寸较小的异物,现有的模型很难提取有效的特征信息。虽然,多尺度特征融合可以通过捕获不同尺度的信息来增强检测能力,但传统的特征融合策略存在不足。简单的拼接或加法运算不能充分

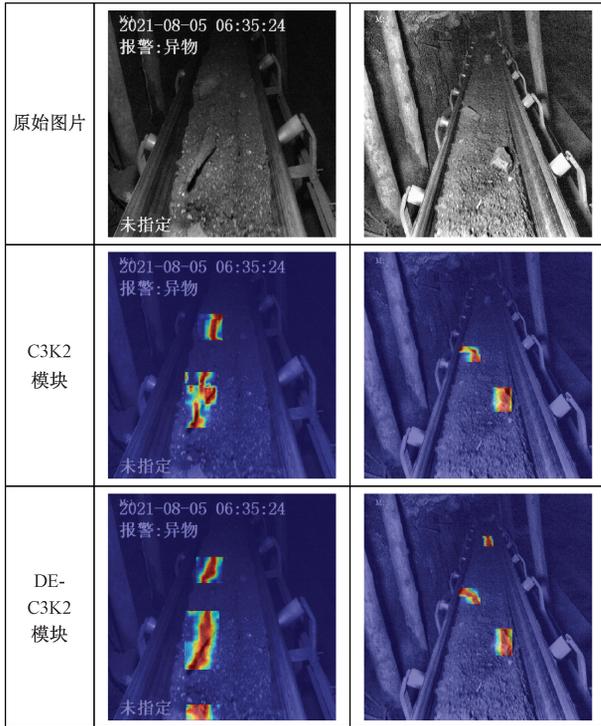


图 6 加入 DE-C3K2 模块前后热力图可视化对比

Fig. 6 Comparison of heatmap visualizations before and after incorporating the DE-C3K2 module

利用多尺度融合的优势,导致特征之间的相关性不足,从而对于一些尺寸较小的异物存在漏检问题。

为了解决上述问题,本文在颈部网络中加入特征融合模块 EFC^[21]来取代传统的特征金字塔网络(FPN)中的特征融合模块,其结构如图 7 所示。EFC 是一种改进的特征融合模块,该模块主要包括分组特征聚焦单元(GFF)以及多级特征重构模块(MFR)。GFF 单元通过聚焦不同特征的上下文信息来增强各层特征之间的相关性,MFR 模块能够有效地对金字塔中各层强弱语义信息进行重构,减少冗余特征融合,保留更多深层次网络中一些尺寸较小异物的特征信息。EFC 模块通过关注上下文信息,来增强特征之间的语义表示,从而进一步提高多尺度特征的学习效果。

其中 $P_i \in R^{C_1 \times (H/2) \times (W/2)}$ 表示低分辨率特征图, $P_{i-1} \in R^{C \times H \times W}$ 表示高分辨率特征图, C_1 为特征图 P_i 的通道数, C 为特征图 P_{i-1} 的通道数。低分辨率特征图经过分组特征聚焦单元 GFF 来替换网络颈部中的卷积来分离特征中的强弱信息,从而来实现高级特征的聚合。高分辨率特征图通过多级特征重构模块 MFR 作用之后,获取特征图的全局信息,增强融合特征之间的相关性。

分组特征聚焦单元 GFF 整个过程的计算公式如下:

$$P_f = \frac{P_g - \text{mean}(P_i \oplus P_{i-1})}{\text{std}(P_i \oplus P_{i-1})} \quad (2)$$

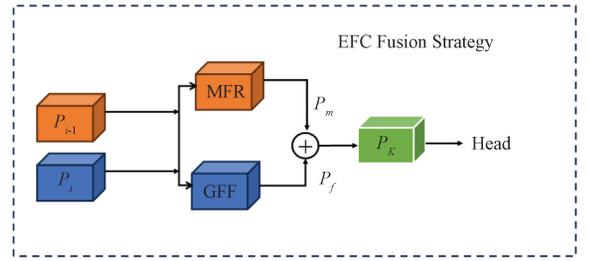


图 7 EFC 特征融合模块

Fig. 7 EFC feature fusion module

式中: P_g 表示是高度相关的特征图; P_f 表示经过 GFF 输出之后的特征图; mean 表示求平均值; std 表示求标准差。

多级特征重构模块 MFR 整个过程的计算公式如下所示。

$$\alpha = \text{Softmax}(T(A(P^{low}))) \quad (3)$$

$$P_m = \alpha P_{new}^{low} + P_{new}^{up} \quad (4)$$

式中: P^{low} 表示语义信息较弱的特征图; A 表示自适应平均池化层; T 表示卷积变换层; α 表示加权系数; P_{new}^{low} 表示重构之后语义信息较弱的特征图; P_{new}^{up} 表示重构之后语义信息较强的特征图; P_m 表示经过 MFR 作用之后输出之后的特征图。

1.4 轻量级检测头 L-Detect

检测头是目标检测模型中至关重要的一环,其主要任务是从骨干网络和颈部网络中提取特征信息,经过转换后生成目标的预测框、置信度和类别等信息。在 YOLOv11 模型中,检测头还是采用了解耦结构,尽管在原来的分类检测头中使用了两个深度可分离卷积来降低计算量,但模型的整体参数数量和计算量仍然较大。特别是在煤矿输送带异物检测的实际应用场景中,模型需要在资源有限的嵌入式设备上部署,因此需要一种轻量级检测头。针对上述问题,本文设计了一种轻量级检测头 L-Detect,其主要优势在于使用共享深度可分离卷积的方式,使得多个检测分支只需进行一次计算,从而显著降低了模型的参数数量和计算量。同时,为了满足不同尺度特征的检测需求,检测头中引入了 Scale 层对每个检测分支进行特征缩放。L-Detect 的结构如图 8 所示。与传统检测模块相比,该设计在保持较高的检测精度的同时,显著降低了模型的部署复杂度和计算开销,适用于嵌入式设备的部署。

从图 8 可以看出,从颈部网络中输出的 3 个特征图进入检测头后,对每个特征图经过一个 Conv_GN 来调整通道数大小,之后不同尺寸特征图通过 DSConv 模块进行处理,捕捉更广泛的上下文信息,同时减少模型的参数数量和计算量,融合后的特征图分别用 Conv_Reg 和 Conv_Cls

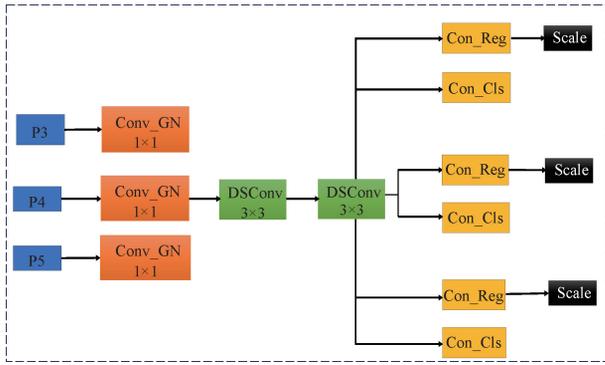


图 8 L-Detect 结构

Fig. 8 L-Detect structure diagram

进行边界回归和分类预测。最后,通过 Scale 层进行调整预测结果。

2 实验结果与分析

2.1 实验数据集

本文使用的图像数据来源于两个渠道,中国矿业大学公开的 CUMT-BeLT 数据库和安徽省某煤矿井下监控系统。通过对 CUMT-BeLT 数据集进行筛选,共提取出 3 050 张包含石块、锚杆及其他异物的样本。同时,从井下监控视频中通过抽帧和图像裁剪的方式,构建了包含 2 500 张同类目标的本地数据集。随后,采用 LabelImg 图像标注工具对所有样本进行标注后,将总计 5 550 张图像按 7 : 1 : 2 的比例划分为训练集、验证集和测试集,用于后续模型的训练与评估。其中,小尺度异物定义为图像中像素面积小于 32×32 的目标,此类目标在低照度下特征信息易被背景噪声淹没。

2.2 实验环境与评价指标

本实验是在 Windows11 环境下进行, GPU 选用 NVIDIA RTX4090, 24GB, 编程语言选用是 python 3. 10 版本, 框架采用 Pytorch2. 1. 0+CUDA12. 1, CPU 采用为 Intel i7-13500。初始化学学习率为 0. 01, 采用 SGD, 批次训练数据量 batch 为 32, 训练轮数 epochs 为 300 次。

本文采用精确率 (precision, P)、召回率 (recall, R)、平均精度均值 (mAP), 模型参数量 (Params) 与浮点运算量 (GFLOPs) 来对模型进行评估。其计算公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (5)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (6)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (7)$$

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (8)$$

式中: TP 表示模型判定为正样本, 实际上也是正样本; FP 表示为模型判定为正样本, 实际上为负样本; FN 表示模型判定负样本, 实际上为正样本。

2.3 消融实验

为了充分验证 DEL-YOLO 算法的性能优势, 以 YOLOv11 s 为基线, 在本文数据集上进行消融实验。为了确保实验结果的准确性, 所有实验均在相同的实验下进行。其中实验 1 表示 YOLOv11s 基准模型; 实验 2 表示在实验 1 的基础上加入 CLAHE 算法; 实验 3 表示在实验 2 的基础上加入 DE-C3K2 模块; 实验 4 表示在实验 3 的基础上加入 EFC 模块; 实验 5 则表示在实验 4 的基础上加入 L-Detect 检测头, 然后根据评价指标来评估各模块对模型性能的影响。消融实验结果如表 2 所示。

表 2 消融实验结果

Table 2 Ablation experimental results

实验	CLAHE	DE-C3K2	EFC	L-Detect	P	R	mAP@0.5	Params/(×10 ⁶)	计算量/GFLOPs
1					0.732	0.754	0.759	9.45	21.70
2	√				0.750	0.775	0.765	9.45	21.70
3	√	√			0.774	0.781	0.782	9.33	20.46
4	√	√	√		0.793	0.787	0.794	7.25	17.58
5	√	√	√	√	0.811	0.793	0.808	5.46	12.64

从消融实验结果可以得出, 单独引入 CLAHE 算法之后, 模型检测精度提高了 1. 8%, 召回率提高了 2. 1%。这主要是 CLAHE 通过局部自适应对比度增强与噪声抑制来改善低照度图像的视觉质量, 从而提高模型的检测精度; 在实验 2 的基础上, 再加入特征提取模块 DE-C3K2 之后, 模型检测精度提升了 1. 6%, 召回率提高了 0. 6%, mAP@0.5 提高 1. 7%。这主要是先通过 CLAHE 算法来

优化输入图像的质量, 再通过 DE-C3K2 高效特征提取强化语义建模, 两者协同减少信息损失, 提高模型的平均检测精度; 在实验 3 的基础上再添加轻量级特征融合模块 EFC, 网络模型参数量和计算量分别降低了 22. 2% 以及 14. 07%, 同时 mAP@0.5 提高 1. 2%, 精确率和召回率分别提高了 1. 9% 以及 0. 6%。说明了加入 EFC 特征融合模块能够增强层间特征关联性、重构多级特征, 解决了传

统 FPN 中特征冗余和小目标信息丢失的问题,在提升精度的同时也能降低计算成本。在实验 4 的基础上加入轻量化检测头 L-Detect 以此构成 DEL-YOLO 算法模型,网络模型参数量和计算量进一步降低了 24.6% 以及 22.4%, mAP@0.5 提高 1.4%,精确率和召回率分别提高了 0.8% 和 0.6%。说明了 L-Detect 通过参数共享方式,实现了模型的参数量以及计算量的减少,并且模型的精准率以及 mAP@0.5 有小幅度提升;本文所提出的 DEL-YOLO 算法相较于 YOLOv11 算法,精准率以及召回率分别提高了 7.9% 和 3.9%,网络参数量和计算量分别降低了 40.74% 以及 41.75%,检测平均精度 mAP@0.5 提高了 4.9%,证明了本文所提出的算法能够保持较高的检测精度并实现模型的轻量化。

2.4 对比实验

1) DE-C3K2 有效性对比实验

为验证 DE-C3K2 的有效性,本文以原始 C3K2 模块为基线,分别构建其与 EMA 注意力机制和可变形卷积 (deformable convolution) 的融合变体,并与 DE-C3K2 进行性能对比。实验结果如表 3 所示。

表 3 特征提取模块对比实验结果

Table 3 Feature extraction module comparison results

模型	P	R	mAP@0.5	Params/($\times 10^6$)
YOLOv11s	0.732	0.754	0.759	9.45
+C3K2_EMA	0.752	0.751	0.774	9.38
+C3K2_DCN	0.774	0.763	0.776	9.61
+DE-C3K2	0.778	0.798	0.786	9.33

由表 2 可知,在原始模型 YOLOv11 中加入 C3K2_EMA 之后,模型的精准率以及召回率分别提高了 2.0% 以及降低了 0.3%,参数量下降了 0.7%。加入 C3K2_DCN 之后,模型的精确率上升了 4.2%,召回率提高了 0.9%,参数量上升了 1.6%。加入 DE-C3K2 模块之后,模型的精准率以及召回率分别提高了 4.6% 以及 4.4%, mAP@0.5 提高了 1.7%,参数量下降了 1.2%。综上可得,本文所提出的特征提取模块 DE-C3K2 检测效果最佳。

2) 特征融合模块对比实验

为验证所加入的特征融合模块 EFC 的有效性,本文以 YOLOv11 为基线,向其加入双向特征金字塔网络 (BiFPN) 模块以及 ASFF 模块与 EFC 模块进行对比实验。实验结果如表 4 所示。

表 4 特征融合模块对比实验结果

Table 4 Feature fusion module comparison results

模型	P	R	mAP@0.5	Params/($\times 10^6$)
YOLOv11s	0.732	0.754	0.759	9.45
+BiFPN	0.746	0.768	0.780	9.45
+ASFF	0.752	0.781	0.791	11.56
+EFC	0.771	0.784	0.788	8.15

由表 3 可知,在原始模型中加入 BiFPN 模块之后,模型的精确率和召回率都提高了 1.4%, mAP@0.5 提高了 2.1%,参数量保持不变。加入 ASFF 模块之后,模型的精确率以及召回率分别提高了 2.0% 以及 2.7%, mAP@0.5 提高了 3.2%,参数量增加了 18.3%。加入 EFC 模块之后,模型的精确率以及召回率分别提高了 3.9% 和 3.0%, mAP@0.5 提高了 2.9%,参数量降低了 13.7%。对比实验表明,本文加入的 EFC 特征融合模块在保持较高的准确率的同时也一定程度减少了模型的参数量。

3) 轻量级检测头 L-Detect 对比实验

为验证所加入轻量级检测头 L-Detect 的有效性,本文以 YOLOv11s 为基线,向其原本的检测头替换成动态检测头 Dyhead 以及轻量级检测头 L-Detect 进行对比实验。实验结果如表 5 所示。

表 5 检测头对比实验结果

Table 5 Comparative experimental results of detection heads

模型	P	R	mAP@0.5	Params/($\times 10^6$)
YOLOv11s	0.732	0.754	0.759	9.45
+Dyhead	0.740	0.752	0.765	8.21
+L-Detect	0.750	0.761	0.772	7.42

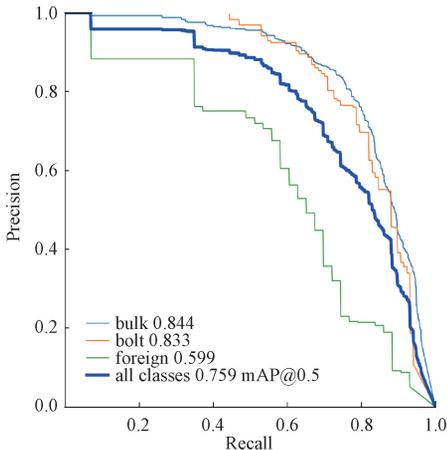
由表 5 可知,L-Detect 检测头的 mAP@0.5、精确率、召回率分别为 77.2%、75.0%、76.1%,均为最优值,参数量与 YOLOv11 检测头相比降低了 21.5%。实验结果证明了 L-Detect 在减少参数量的同时也能提高模型的检测精度。

4) 不同算法性能效果对比实验

为了系统评估所提出方法在输送带异物检测任务中的性能提升效果,设计了对比实验来验证模型优化效果。通过构建精确率-召回率 (precision-recall, PR) 曲线可视化分析,对基准模型与改进模型在测试集上的检测性能进行定量比较,如图 9 所示。PR 曲线作为目标检测领域的重要评估指标,其与坐标轴围成的积分面积直接表征平均精度 (average precision, AP) 值,有效反映模型在不同召回率下的综合检测能力。

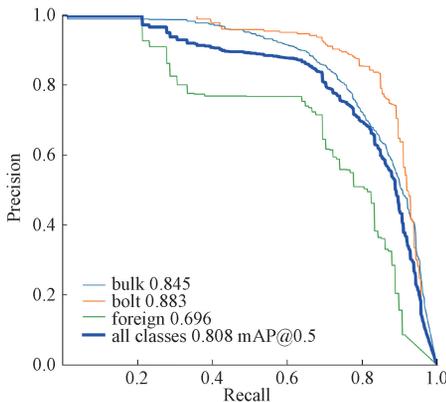
实验结果表明,相较于基准模型,本文提出的改进方法在 PR 曲线上表现出更优的分布特性,在保持较高召回率的同时,所有类别的精度都提升了。通过定量分析发现,改进后的模型在石块、锚杆以及其他异物的 AP 值相对于基准模型分别提高了 0.1%、4.5% 以及 8.7%,进一步说明 DEL-YOLO 算法在低照度的煤矿井下对输送带上的异物有较好的检测效果。

在数据样本与训练环境保持一致的前提下,将 DEL-YOLO 算法与当前流行的目标检测模型 RT-DETR、YOLOv3-tiny、YOLOv5s、YOLOv7-tiny、YOLOv8s、以及文



(a) 基准模型

(a) The benchmark model



(b) 改进模型

(b) The improved model

图 9 改进前后的模型 PR 曲线对比

Fig. 9 Comparison diagram of PR curves for the model before and after improvement

献[15,22]提出的模型、还有基准模型 YOLOv11 进行了对比试验。通过客观分析各项评价指标,来全面评估 DEL-YOLO 的性能表现,对比结果如表 6 所示。

表 6 不同算法对比实验结果

Table 6 Comparative experimental results of different algorithms

模型	mAP@0.5	Params/ ($\times 10^6$)	计算量/ GFLOPs	模型大小/ MB
RT-DETR	0.742	28.65	41.53	36.75
YOLOv3-tiny	0.738	8.60	13.90	10.78
YOLOv5s	0.749	7.02	15.80	14.56
YOLOv7-tiny	0.754	6.24	13.52	11.56
YOLOv8s	0.752	11.2	22.80	21.45
YOLOv11s	0.759	9.45	21.70	18.21
文献[15]	0.772	6.78	14.62	10.36
文献[22]	0.785	6.85	17.82	11.12
DEL-YOLO	0.808	5.60	12.64	6.45

实验结果表明,本文提出的 DEL-YOLO 模型在煤矿井下低照度复杂场景中展现出卓越的检测性能与轻量化特性。模型在平均检测精度 (mAP@0.5) 指标上达到 80.8%,较基准模型 YOLOv11s 提升 4.9%。这一精度提升来自多维度技术创新;通过引入 CLAHE 算法增强低照度图像特征表达,使得暗区异物的特征更加明显;采用可变形卷积与 EMA 注意力融合的 DE-C3K2 模块,对不规则目标的定位更加准确;结合 EFC 特征融合机制后,能够使模型更加关注小目标异物。值得关注的是,在检测精度显著优化的同时,模型参数量压缩至 5.6×10^6 ,计算复杂度仅为 12.64 GFLOPs,较原 YOLOv11s 分别减少 41.75% 和 41.7%,为嵌入式部署提供了关键技术支持。

与 RT-DETR、YOLOv3-tiny、YOLOv5s、YOLOv7-tiny、YOLOv8s、YOLOv11s、文献[15,22]相比,DEL-YOLO 的平均精度 mAP@0.5 分别提升了 6.6%、7.0%、5.9%、5.4%、5.6%、4.9%、3.6% 和 2.3%,展现出显著优势。在计算量方面,DEL-YOLO 相较于这些模型分别减少了 80.4%、34.8%、20.22%、10.25%、50.0%、40.74%、17.40% 和 18.24%。此外,模型大小上,DEL-YOLO 仅 6.45 MB,较其他模型更利于嵌入式部署。进一步分析可知,RT-DETR 虽为端到端模型,但参数量达 28.65×10^6 ,计算量为 41.53 GFLOPs,难以部署于井下嵌入式设备;YOLOv7-tiny 虽轻量化,但未针对低照度和小目标优化;文献[22]模型精度较高,但未引入可变形卷积,对遮挡目标容易进行漏检。相比之下,本文所提出的算法在维持高检测精度的同时,显著降低了运算资源需求,为井下嵌入设备的实时目标识别提供了高效解决方案。

本文所提算法 DEL-YOLO 在保持模型准确性前提下,减小模型尺寸和降低网络参数量,更易于部署到煤矿井下设备中。为了直观显示 DEL-YOLO 模型算法的检测效果,与 YOLOv11s 在同一数据集上进行检测并将其可视化,如图 10 所示。

从图 10(a1) 和 (b1) 可以观察到,煤矿井下环境昏暗,导致原始图像的清晰度显著降低,使得待检测目标与背景极为接近,难以准确辨识最上方石块的位置及形状。在采用 YOLOv11s 进行检测时,均出现了漏检情况。相比之下,本文提出的算法通过应用 CLAHE 算法对原始图像进行增强,显著提升了图像的对比度和清晰度,从而能够准确无误地检测到最上方的石块。图 10(a2) 和 (b2),YOLOv11s 算法虽然检测到了长条形弯曲异物,但却漏检了其旁边的一个小石块,并且准确性有待提高。而本文算法通过引入 DE-C3K2 模块,能够精准捕捉包括小石块在内的各种不规则异物的数量,表现出更高的检测精度。图 10(a3) 和 (b3) 为石块异物遮挡场景,YOLOv11s 因特征提取能力不足,没有检测出遮挡目标;而 DEL-YOLO 通过 DE-C3K2 模块的可变形卷积捕捉遮挡区域的局部特

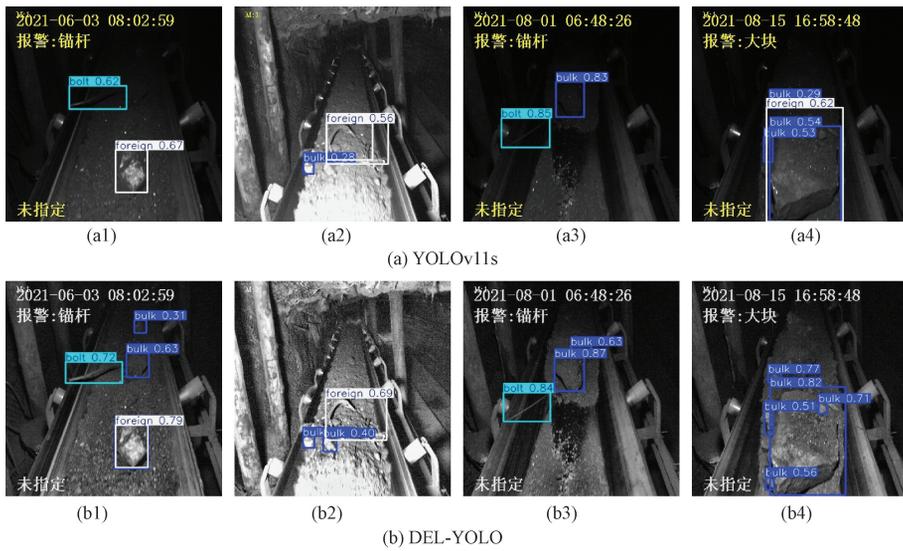


图 10 不同检测算法检测结果

Fig. 10 The detection results of different detection algorithm

征,结合 EMA 注意力聚焦关键区域,成功识别出遮挡石块,验证了其对于遮挡场景的适应性。从图 10(a4)和(b4)可以看出,图像中存在数量众多的石块。在这种情况下 YOLOv11s 算法出现了漏检和误检情况,而本文算法则能够准确地检测出正确的石块数量,并且所标注的异物范围也较为准确。综上所述,本文提出的针对低照度环境的轻量化输送带异物检测技术,相较于基准模型,在检测效能上展现出明显优越性。

3 结论

针对煤矿井下复杂环境下存在的低照度成像质量差、小尺度异物漏检率高,提出一种基于 YOLOv11s 的改进检测算法命名为 DEL-YOLO。该模型在图像预处理阶段,采用对比度受限的自适应直方图均衡化技术,以增强低照度图像中的细节特征。在骨干网络中加入 DE-C3K2 模块,目的是提升骨干网络对细长异物特征的捕捉能力。在颈部网络中,引入了特征融合模块 EFC,该模块能够增强特征融合效果,有效抑制冗余特征的传播,并强化小目标语义信息的保留。最后,使用一种轻量化的检测头 L-Detect,通过共享颈部网络的特征来减少模型的整体参数量以及计算量。DEL-YOLO 通过多尺度特征融合与轻量化设计,在低照度环境下实现了精度与效率的协同优化,为煤矿嵌入式设备部署提供了可行方案。在未来研究中,将着重提升异物检测的速度,有效满足实时检测需求,进一步提升模型检测性能。

参考文献

[1] 谢和平,任世华,谢亚辰,等. 碳中和目标下煤炭行业

发展机遇[J]. 煤炭学报,2021,46(7):2197-2211.

XIE H P, REN SH H, XIE Y CH, et al. Development opportunities of coal industry under carbon neutrality targets [J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(7):2197-2211.

[2] 樊红卫,刘金鹏,曹现刚,等. 低照度尘雾下煤、异物及输送带早期损伤多尺度目标智能检测方法[J]. 煤炭学报,2024,49(S2):1259-1270.

FAN H W, LIU J P, CAO X G, et al. Intelligent multi-scale object detection method for coal, foreign objects, and early damage of conveyor belts under low-illumination dusty conditions [J]. Journal of China Coal Society, 2024, 49 (S2) : 1259-1270.

[3] 田冬艳,丁苏凡,郭星歌. 基于图像处理的煤矸识别方法[J]. 煤炭技术,2022,41(3):201-204.

TIAN D Y, DING S F, GUO X G. Coal gangue recognition method based on image processing [J]. Coal Technology, 2022, 41(3):201-204.

[4] 王燕,郭潇樵,刘新华. 带式输送机大块异物视觉检测系统设计[J]. 机械科学与技术,2021,40(12):1939-1943.

WANG Y, GUO X Q, LIU X H. Design of a vision detection system for large foreign objects on belt conveyors [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2021, 40(12):1939-1943.

[5] 程健,王东伟,杨凌凯,等. 一种改进的高斯混合模型煤矸石视频检测方法[J]. 中南大学学报(自然科学版),2018,49(1):118-123.

CHEN J, WANG D W, YANG L K, et al. An improved video detection method for coal gangue based on Gaussian

- mixture model [J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2018, 49(1):118-123.
- [6] 郭永存,何磊,刘普壮,等. 煤矸双能 X 射线图像多维度分析识别方法 [J]. *煤炭学报*, 2021, 46 (1): 300-309.
- GUO Y C, HE L, LIU P ZH, et al. A multi-dimensional analysis and recognition method for dual-energy X-Ray images of coal and gangue [J]. *Journal of China Coal Society*, 2021, 46(1):300-309.
- [7] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(6):1137-1149.
- [8] 吴守鹏,丁恩杰,俞啸. 基于改进 FPN 的输送带异物识别方法[J]. *煤矿安全*, 2019, 50(12):127-130.
- WU SH P, DING E J, YU X. A Conveyor belt foreign object recognition method based on improved FPN [J]. *Coal Mine Safety*, 2019, 50(12):127-130.
- [9] 李伟山,卫晨,王琳. 改进的 Faster RCNN 煤矿井下行人检测算法 [J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55(4):200-207.
- LI W SH, WEI CH, WANG L. An improved faster R-CNN algorithm for pedestrian detection in underground coal mines [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(4):200-207.
- [10] 陈任飞,彭勇,吴剑,等. 基于改进 SSD 模型和自适应滤波算法的水面漂浮物目标检测跟踪方法[J]. *工程科学与技术*, 2023, 55(4):119-129.
- CHEN R F, PENG Y, WU J, et al. A method for detecting and tracking floating objects on water surfaces based on an improved SSD model and adaptive filtering algorithm [J]. *Advanced Engineering Sciences*, 2023, 55(4):119-129.
- [11] 朱圣博,魏利胜,高港,等. 基于改进 YOLOv8s 的光学遥感小型船舶检测算法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(10):48-57.
- ZHU SH B, WEI L SH, GAO G, et al. A small ship detection algorithm for optical remote sensing based on improved YOLOv8s [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38 (10): 48-57.
- [12] 曾勇杰,范必双,杨涯文,等. 改进 YOLOv8 算法在风机叶片缺陷检测上的应用 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(8):26-35.
- ZENG Y J, FAN B SH, YANG Y W, et al. Application of improved YOLOv8 algorithm in wind turbine blade defect detection [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(8):26-35.
- [13] WANG X, GAO H, JIA Z, et al. BL-YOLOv8: An improved road defect detection model based on YOLOv8 [J]. *Sensors*, 2023, 23(20):8361.
- [14] WANG Y, WANG Y, DANG L. Video detection of foreign objects on the surface of belt conveyor underground coal mine based on improved SSD [J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2023, 14:5507-5516.
- [15] 郝帅,张旭,马旭,等. 基于 CBAM-YOLOv5 的煤矿输送带异物检测 [J]. *煤炭学报*, 2022, 47(11):4147-4156.
- HAO SH, ZHANG X, MA X, et al. Foreign object detection on coal mine conveyor belts based on CBAM-YOLOv5 [J]. *Journal of China Coal Society*, 2022, 47(11):4147-4156.
- [16] 洪炎,汪磊,苏静明,等. 基于改进 YOLOv8 的煤矿输送带异物检测 [J]. *工矿自动化*, 2024, 50(6):61-69.
- HONG Y, WANG L, SU J M, et al. Foreign object detection on coal mine conveyor belts based on improved YOLOv8 [J]. *Industry and Mine Automation*, 2024, 50(6):61-69.
- [17] 毛清华,李世坤,胡鑫,等. 基于改进 YOLOv7 的煤矿带式输送机异物识别 [J]. *工矿自动化*, 2022, 48(12):26-32.
- MAO Q H, LI SH K, HU X, et al. Foreign object recognition on coal mine belt conveyors based on improved YOLOv7 [J]. *Industry and Mine Automation*, 2022, 48(12):26-32.
- [18] WANG D, TAN J, WANG H, et al. SDS-YOLO: An improved vibratory position detection algorithm based on YOLOv11 [J]. *Measurement*, 2025, 244:116518.
- [19] 陈宇梁,董绍江,孙世政,等. 改进 YOLOv5s 的弱光水下生物目标检测算法 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2024, 50(2):499-507.
- CHEN Y L, DONG SH J, SUN SH ZH, et al. An improved YOLOv5s algorithm for dim-light underwater biological object detection [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2024, 50(2):499-507.
- [20] ZHANG, X D, CUI B, WANG Z X, et al. Loader Bucket Working Angle Identification Method Based on YOLOv5s and EMA Attention Mechanism [J]. *IEEE Access*, 2024, 12:105488-105496.
- [21] XIAO Y, XU T, YU X, et al. A lightweight fusion strategy with enhanced inter-layer feature correlation for small object detection [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62:4708011.
- [22] 杨迪,赵培培,孙奥然,等. 改进 YOLOv8 的矿用传输带异物检测方法 [J]. *计算机工程与应用*, 2025,

61 (19) :311-319.

YANG D, ZHAO P P, SUN AO R, et al. Improved YOLOv8-based foreign object detection method for mining conveyor belts [J]. Computer Engineering and Applications, 2025,61 (19) :311-319.

作者简介



郭家虎,2008 年于上海大学获得博士学位,2008 年~2011 年于上海交通大学电气工程博士后流动站新能源发电方向从事博士后研究工作,现为安徽理工大学教授,主要研究方向为计算机控制与电力系统的控制研究。

E-mail:hn_gjh@163.com

Guo Jiahu received his Ph. D. degree from Shanghai

University in 2008. From 2008 to 2011, he conducted postdoctoral research in the field of new energy power generation at the Electrical Engineering Postdoctoral Research Station of Shanghai Jiao Tong University. He is now a professor in Anhui University of Science and Technology. His main research interests include computer control and power system control.



何磊(通信作者),现为安徽理工大学硕士研究生,主要研究方向为目标检测与故障诊断。

E-mail:1274066943@qq.com

He Lei (Corresponding author) is now a M. Sc. candidate at Anhui University of Science and Technology. His main research interests include target detection and fault diagnosis.