

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416685

# 基于改进 YOLOv8 的低照度煤矿 传送带异物识别算法<sup>\*</sup>

郭志聪 张雷

(江苏理工学院电气信息工程学院 常州 213001)

**摘要:** 针对现有煤矿传送带异物检测模型在低光照环境下出现性能不佳, 对细长异物和小目标异物存在误检、漏检情况, 且模型体积较大, 难以在边缘设备部署等问题, 提出一种基于改进 YOLOv8 的低照度煤矿传送带异物检测算法。首先, 采用图像增强的方法对低照度图像进行预处理, 来增强煤矿传送带异物的有效特征信息; 其次, 在模型主干网络中引入动态蛇形卷积动态调整卷积核形状, 以提升模型对细长异物的关注; 此外, 使用 slim-neck 设计范式对颈部网络进行改造, 在保证学习能力的同时, 大幅减少模型的参数。最后, 采用 Inner-CIoU 损失函数替换 CIoU 损失函数, 加快模型收敛速度, 提高模型对细长异物和小目标异物的检测性能。实验结果表明, 相较于基准模型, 改进后的算法平均检测精度提高了 1.6%, 模型大小降低了 29.7%, 检测速度 FPS 提高了 59%, 验证了其有效性。在与其他先进模型的对比中, 证明了本文算法在复杂环境下仍具有较强的识别能力。

**关键词:** 煤矿传送带; 异物识别; YOLOv8; 轻量化; 损失函数

中图分类号: TN911.73; TP391.41 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.6040

## Foreign object recognition algorithm of low-light coal mine conveyor belt based on improved YOLOv8

Guo Zhicong Zhang Lei

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University of Technology, Changzhou 213001, China)

**Abstract:** To address the issues of existing conveyor belt foreign object detection models in coal mines, which perform poorly in low-light environments, miss elongated and small foreign objects, and have a large model size that hinders deployment on edge devices, this paper proposes a low-light coal mine conveyor belt foreign object detection algorithm based on an improved YOLOv8. First, image enhancement techniques are applied to preprocess low-light images to enhance the effective feature information of foreign objects on the coal mine conveyor belt. Next, dynamic snake convolution is introduced into the model's backbone network to dynamically adjust the convolution kernel shape, improving the model's focus on elongated foreign objects. Additionally, a slim-neck design paradigm is used to modify the neck network, significantly reducing the model's parameters while maintaining learning capability. Finally, the Inner-CIoU loss function is employed to replace the CIoU loss function, accelerating the model's convergence and improving its detection performance for elongated and small foreign objects. Experimental results show that, compared to the baseline model, the improved algorithm increases the average detection accuracy by 1.6%, reduces the model size by 29.7%, and improves the detection speed (FPS) by 59%, validating its effectiveness. In comparison with other advanced models, it is proved that the proposed algorithm still has strong recognition ability in complex environment.

**Keywords:** coal mine conveyor belt; foreign object detection; YOLOv8; lightweight; loss function

## 0 引言

作为煤炭运输的唯一通道, 其安全运行能力直接影响到矿山的正常生产, 因此煤矿传送带的连续安全运行是整个矿山正常运行和效益保证的基本环节。煤矿环境复杂, 煤矿

煤矿传送带是煤炭开采运输中不可缺少的关键设备,

收稿日期: 2024-08-17

\* 基金项目: 国家自然科学基金(61901196)、常州市重点实验室项目(CM20223015)资助

传送带中往往会混入大煤块、锚杆等异物<sup>[1]</sup>, 如果不能及时清理, 很容易卡在传送带上, 会对煤矿传送机造成严重损坏, 影响传送机的安全运行和煤矿的安全生产<sup>[2]</sup>。近年来, 国家出台了《关于加快煤矿智能化发展的指导意见》和《煤矿智能化标准体系建设指南》, 明确提出要大力推进煤矿运输智能化发展, 实现煤矿传送带上异物的智能识别<sup>[3]</sup>。因此, 研究煤矿传送带上异物的智能识别方法, 对于保障煤矿传送带的正常运行和提高煤矿的高效开采效率具有重要意义<sup>[4]</sup>。传统的煤矿传送带异物识别方法成本高昂且效率低下, 难以精确地从复杂背景中提取有用特征。

随着图像处理技术的发展, 传送带异物检测朝着图像识别的方向发展, 图像识别方法通过对输送带图像进行预处理、特征提取和目标识别等步骤, 实现对传送带异物的自动检测与识别。王燕等<sup>[5]</sup>将图像预处理、帧间差分与卡尔曼滤波相结合, 实现了大块异物自动识别。程健等<sup>[6]</sup>应用高斯混合模型区分输送带输送料中的矸石等异物。苗长云等<sup>[7]</sup>利用机器视觉和支持向量机(support vector machine, SVM)技术来提高检测异物的准确性和实时性。上述基于人工特征提取的图像处理方法虽然计算效率高, 但存在人工提取目标特征困难、多目标检测效果差、受环境影响大的缺点, 使得基于传统图像处理方法的输送带异物检测算法精度较差<sup>[8]</sup>。

近年来, 随着神经网络的快速发展, 国内外研究人员基于不同的方法开展了大量的研究工作, 在传送带异物检测领域取得了显著的成果。任志玲等<sup>[9]</sup>针对运煤皮带异物形状变化大、分布不均匀的问题, 提出了一种基于改进 CenterNet 的输送带异物识别方法, 降低了异物的误检率和漏检率。Li 等<sup>[10]</sup>通过设计煤矸石区域建议网络(coal and gangue regional proposal networks, CG-RPN)进行特征提取, 提出一种基于深度学习模型的煤矸石层检测框架, 解决了传统识别方法检测精度低的问题。Xiao 等<sup>[11]</sup>通过剪枝策略优化原模型的参数和计算复杂度, 提高了模型检测速度。高涵等<sup>[12]</sup>提出一种基于低层级特征增强与 Transformer 机制的异物检测算法, 解决异物弱语义特征提取困难的问题。毛清华等<sup>[13]</sup>提出了一种基于改进 YOLOv7 的煤矿带式输送机异物识别方法, 该方法用深度可分离卷积代替主干特征提取网络中的普通卷积, 提高了识别速度。Zhang 等<sup>[14]</sup>通过改进 YOLOv4 的主干网络和颈部网络, 实现了一种深度轻量化的目标检测网络, 该方法提高了非煤类异物的检测速度和精度。程德强等<sup>[15]</sup>提出了一种基于残差块的轻量级网络, 在提高输送带异物分类识别精度的同时, 识别速度也有了较大提升。尽管上述模型在传送带异物检测领域取得了较好的效果, 但未考虑低照度环境下图像存在对比度下降和噪声的情况。这些情况会导致检测性能大幅下降。因此, 亟需设计一款准确率高、实时性好且在复杂低光环境下仍能保持良好性能的轻量级煤矿传送带异物识别模型。

针对上述问题, 本文提出了一种用于低光照环境下的轻量级煤矿传送带异物识别算法, 该算法首先采用图像增强的方法对低照度图像进行预处理, 来增强煤矿传送带异物的有效特征信息;其次, 在模型主干网络中引动态蛇形卷积(dynamic snake convolution, DSConv), 来提升模型对细长异物的关注;此外, 使用 slim-neck 设计范式对颈部网络进行改造, 在保证学习能力的同时, 大幅减少模型的参数。最后, 采用 Inner-CIoU 损失函数替换 CIoU 损失函数, 加快模型收敛速度, 提高模型对细长异物和小目标异物的检测性能。

## 1 YOLOv8 目标检测算法

YOLOv8 是由 Ultralytics 公司开发的目标检测和图像分割模型, 该模型由主干、颈部和头部 3 部分组成, 主干部分由 SPPF 模块和 C2f 模块组成, 提取图像不同尺度的特征;颈部部分采用 PAN-FPN 结构对特征图进行多尺度融合操作, 提高特征表达能力;头部部分采用解耦头结构来预测类别信息和位置信息。损失函数使用 VFL Loss 作为分类损失, DFL Loss+CIoU Loss 作为回归损失<sup>[16]</sup>。

## 2 改进的 YOLOv8 目标检测算法

本文在 YOLOv8 的基础上, 提出低光照环境下的轻量级煤矿传送带异物识别算法, 算法框架如图 1 所示。首先对输入图像进行低照度图像增强处理;其次在模型主干网络中引入 DSConv, 来提升模型对细长异物的关注;并且使用 slim-neck 设计范式对颈部网络进行改造, 在保证学习能力的同时, 大幅减少模型的参数。最后, 采用 Inner-CIoU 损失函数替换 CIoU 损失函数, 加快模型收敛速度, 提高模型对细长异物和小目标异物的检测性能。

### 2.1 图像增强模块

煤矿传送带的工作环境恶劣, 相机捕获的图像质量差且亮度低。这会导致神经网络难以捕获图像的有效特征信息, 导致模型的检测精度大幅下降。图像增强算法在增强图像的亮度和对比度的同时, 还能保留图像的有效特征信息。因此本文将图像增强方法与 YOLOv8 模型进行融合, 达到提高检测精度的目的。本文选取 4 种图像增强方法作用于实验数据, 增强的可视化效果如图 2 所示。

从可视化效果图中可以看出, 低照度图像增强算法(low-light image enhancement, LIME)<sup>[17]</sup>在提高对比度的同时放大了噪声;经过基于 Retinex 的低光图像增强网络(retinex-inspired unrolling with architecture search, RUAS)<sup>[18]</sup>处理后的结果出现色偏;照亮式生成对抗网络(enlighten generative adversarial network, EnlightenGAN)<sup>[19]</sup>在图像上增强的效果不均匀, 存在一些阴影区域;而经过自校准照明网络(self-calibrating illumination network, SCI)<sup>[20]</sup>处理后的图像整体效果较好, 细节较为清晰。因此, 本文采用 SCI 图像增强方法作为增强模块对低照度图像进行图像

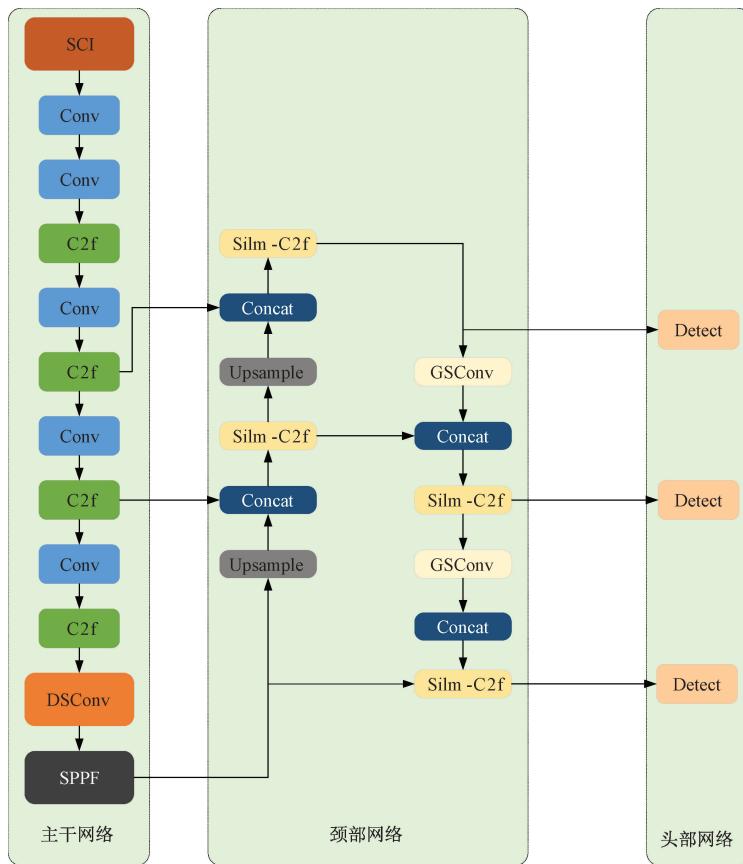


图 1 改进的 YOLOv8 算法框架

Fig. 1 Improved YOLOv8 algorithm framework

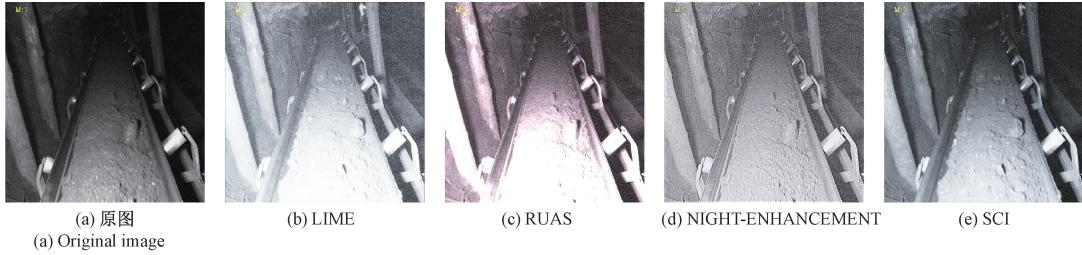


图 2 各图像增强方法后的可视化效果图

Fig. 2 Visual renderings of each image enhancement method

增强,同时本文将在 3.3 小节进行具体实验。

## 2.2 动态蛇形卷积

煤矿传送带异物中锚杆的整体特征表现为细长的管状结构,传统卷积受到固定感受野的限制,会使细长异物丢失部分特征信息,导致无法捕获完整目标。针对这一问题,本文引入 DSConv<sup>[21]</sup>,旨在增强识别管状特征的能力。DSConv 根据输入的 feature map 学习变形偏移,在了解管状结构形态的基础上,自适应地聚焦于细长和弯曲结构的局部特征。动态蛇形卷积结构如图 3 所示。

在卷积核为 9 的卷积中,每个网格的位置可以表示为  $K_{i\pm c}$ ,其中,  $c = \{0, 1, 2, 3, 4\}$ ,表示到中心网格的距离。与卷积核  $K_i$  相比,卷积核  $K_{i+1}$  中的每个网格位置都增加了

偏移量  $\Delta = \{\delta | \delta \in [-1, 1]\}$ ,为确保卷积核遵循线性形态结构,偏移量需要进行累加。图 3 中  $x$  轴方向的变化为:

$$K_{i\pm c} = \begin{cases} (x_{i+c}, y_{i+c}) = (x_i + c, y_i + \sum_{i=1}^{i+c} \Delta y) \\ (x_{i-c}, y_{i-c}) = (x_i - c, y_i + \sum_{i=c}^{i-c} \Delta y) \end{cases} \quad (1)$$

$y$  轴方向的变化为:

$$K_{j\pm c} = \begin{cases} (x_{j+c}, y_{j+c}) = (x_j + \sum_{j=1}^{j+c} \Delta x, y_j + c) \\ (x_{j-c}, y_{j-c}) = (x_j + \sum_{j=c}^{j-c} \Delta x, y_j - c) \end{cases} \quad (2)$$

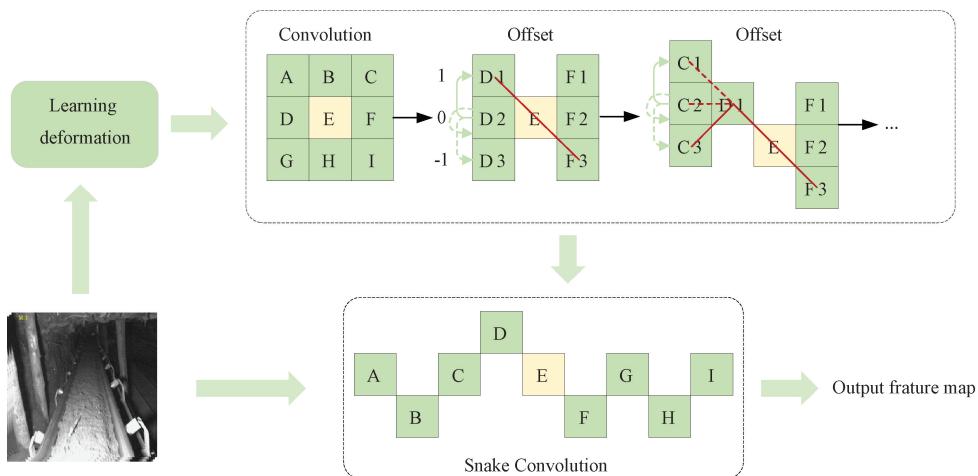


图 3 动态蛇形卷积结构

Fig. 3 Dynamic snake convolution structure

由于偏移量通常是小数,而坐标通常是整数形式,因此采用双线性插值,表示为:

$$K = \sum_{K'} B(K', K) \cdot K' \quad (3)$$

其中,  $K$  表示式(1)和(2)的小数位置,  $K'$  列举所有整数空间位置,  $B$  是双线性插值核,可以分解为两个一维核,即:

$$B(K, K') = b(K_x, K'_x) \cdot b(K_y, K'_y) \quad (4)$$

DSCConv 采用了迭代策略,确保一次只处理一个目标,从而保持注意力的连续性。通过在模型主干网络中引入 DSCConv,动态适应具有管状结构的异物,以提升模型对细长异物位置检测的准确性。

## 2.3 Slim-Neck 模块

在 YOLOv8n 算法中,使用了许多标准卷积和 C2f 模

块来提高精度。然而,这是以降低速度和增加模型参数为代价的。为了减低模型的参数量,加快模型的推理速度,本文使用 slim-neck 结构<sup>[22]</sup>对颈部网络进行改造,在保持精度的同时降低模型复杂度。slim-neck 结构是采用轻量级卷积(grouped shuffled convolution, GSConv)代替标准卷积(standard convolution, SC),减轻模型参数的同时保持准确性。GSConv 通过混合 SC 和深度可分离卷积(depth-wise separable convolution, DSC),并引入通道混洗操作(shuffle),使来自 SC 的数据完全混合到 DSC 的输出中,保持较低复杂度的同时,尽可能地保留通道之间的隐藏连接,实现了精度和速度之间的平衡。GSConv 的结构如图 4 所示。

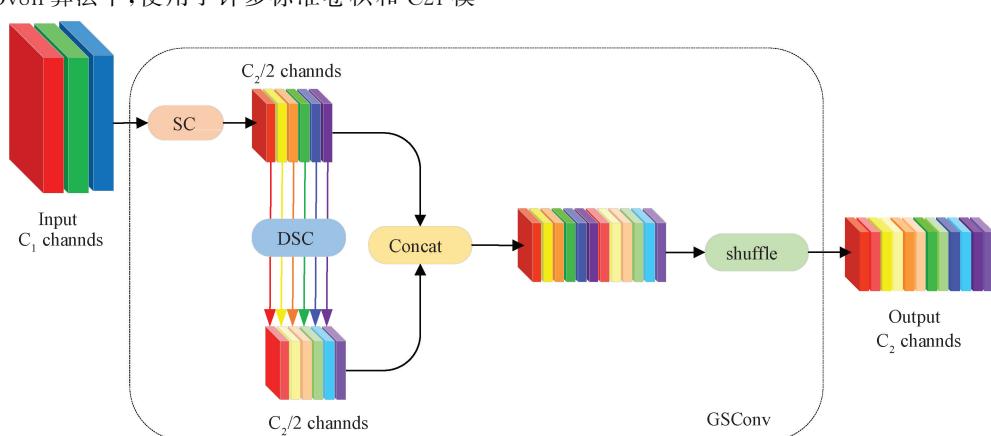


图 4 GSConv 结构

Fig. 4 GSConv structure

## 2.4 Inner-CIoU 损失函数

在目标检测任务中,通常采用交并比(intersection over union, IoU)来表示真实框和预测框的重叠程度。YOLOv8 中采用 CIoU 损失函数作为边界框损失函数,从

检测目标的位置和大小来强化模型的拟合能力,有效地处理边界框之间的重叠和不对齐情况,从而提高模型的性能评价。

但是在煤矿传送带异物数据集中,大煤块和小煤块形

状变化较大,而且锚杆异物呈现细长的管状特征,CIoU 损失函数不能有效描述目标的边界回归,导致模型收敛速度缓慢,回归结果不准确。为解决此问题,本文引入基于辅

助边界框的 Inner-IoU<sup>[23]</sup>损失函数,通过比例因子比来控制边界框的尺度大小,加速模型收敛,克服 CIoU 损失函数在泛化能力方面的局限性。Inner-IoU 结构如图 5 所示。

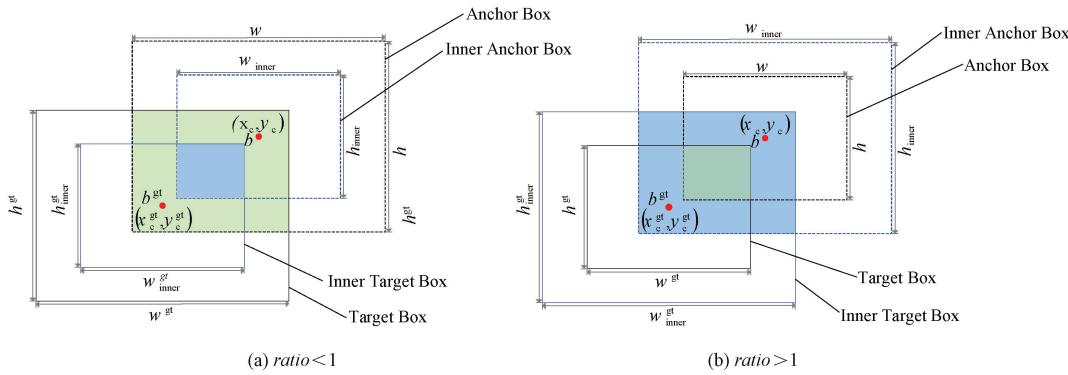


图 5 Inner-CIoU 损失函数

Fig. 5 Inner-CIoU loss function

将 Inner-IoU 应用到 CIoU 损失函数,可得 Inner-CIoU 损失函数,其定义为:

$$L_{\text{Inner-CIoU}} = L_{\text{CIoU}} + \text{IoU} - \text{IoU}^{\text{inner}} \quad (5)$$

该损失函数既保留了 CIoU 的优点,又通过比例因子比控制辅助边界框的大小,增强了模型的泛化能力。通过使模型更加关注目标中心,有效缓解了煤矿传送带异物长径比差异较大导致 CIoU 值降低的问题,从而提高了检测精度。

### 3 实验

#### 3.1 实验环境与数据集

本文采用 Pytorch 深度学习框架来对网络进行搭建、训练以及预测,加速网络参数的计算同时将 CUDA 以及 CU-DNN 聚集于深度学习框架来提高设备的计算能力。实验所用的具体运行环境如表 1 所示<sup>[24]</sup>。

表 1 运行环境

Table 1 Operating environment

运行环境	配置
CPU	11th Gen Intel(R) Core(TM) i5-11400@2.60 GHz
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3060
CUDA	11.3
CU-DNN	8.2.1
Python	3.8.12
Pytorch	1.11.0

实验所用数据集由两部分组成,第 1 部分来自中国矿业大学公开的煤矿井下异物数据集 CUMT-BeLT,第 2 部分来自某省煤矿井下的监控视频,采用 CVAT 中相隔帧截取视频的功能截取图像,得到包含大石块、锚杆和其他异

物的 5 300 张图像,使用标注工具 LabelImg 进行标注,并按照 7:2:1 的比例划分为训练集、验证集与测试集。

#### 3.2 训练策略与度量标准

本文训练时使用 GPU 加速训练,在模型训练过程中,设置参数学习率为 0.001,动量为 0.937,权重衰减为 0.0005,epoch 为 300 次,batch size 为 8,并采用余弦退火的学习率衰减方式。分别对原 YOLOv8 模型和改进的模型进行训练和测试,对比分析各模型的参数和性能。

本文使用检测精度(AP)、平均检测精度(mAP)、准确率(Precision)、召回率(Recall)和刷新率(FPS)来验证改进网络模型的性能,具体计算公式为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (6)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (7)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (8)$$

其中,P 和 R 分别指准确率(Precision)和召回率(Recall);TP 表示正例被模型判断为正例;FP 表示反例判断为正例;FN 表示正例判断为反例。mAP 表示所有目标检测类别的平均精度的均值,其计算式为:

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^N AP_i}{N} \quad (9)$$

FPS 表示每秒钟模型检测图片的数量,计算公式为:

$$FPS = \frac{\text{FrameNum}}{\text{Elapsed Time}} \quad (10)$$

#### 3.3 不同图像增强方法对比

本文在 2.1 节中展示了不同图像增强方法下的可视化结果,图像经过不同的增强方法处理后的结果差距较大,为继续探究不同图像增强方法对模型精度的影响,本文设置了在不同图像增强方法下的实验,并将未使用图像

增强方法的 YOLOv8 模型作为基准进行对比。实验结果如表 2 所示, 表中“—”处代表未使用图像增强方法。

表 2 各图像增强方法对比实验

Table 2 Comparative experiments of each image enhancement method

增强方法	mAP@0.5/%
—	85.1
LIME	84.3
RUAS	84.9
EnlightenGAN	85.7
SCI	86.6

### 3.4 对比试验

为验证改进后的 YOLOv8 模型的先进性, 将其与主流的目标检测模型 Faster RCNN、SSD、YOLOv3、YOLOv5、YOLOv7、YOLOv8 以及文献[25-27]改进的煤矿传送带异物检测模型进行对比, 在相同的数据集和实验环境下进行对比实验, 实验结果如表 3 所示。

从表 3 中可以看出本文提出的改进模型在参数量 Params、检测速度 FPS 和检测精度 mAP 上均有明显的优势。尽管 YOLOv5 和 YOLOv7 在检测速度上有略微的优势, 但其精度明显不及本文模型。相比之下, YOLOv8 在检测精度上表现更好, 且参数量相对较小, 但检测速度表现一般, 在部署边缘设备时会产生很大的影响。对比基准模型, 本文模型大小降低了 29.7%, 检测速度 FPS 提高了 59%。对比 YOLOv5 和 YOLOv7, 在参数量上分别下降了 17.3%、64.2%, 检测精度分别提升了 7.3%、3.5%。对比其他学者改进的模型, 效果均不及本文改进模型, 虽然其他模型均对基准模型的不同模块进行了改进, 但未考虑

表 3 不同算法对比结果

Table 3 Comparison results of different algorithms

方法	mAP@0.5/%	Params/M	FPS
Faster RCNN	77.5	42.10	11.83
SSD	79.5	26.28	48.88
YOLOv3	80.5	8.94	28.60
YOLOv5	79.3	2.72	63.63
YOLOv7	83.1	6.29	64.11
YOLOv8	84.8	3.2	25.91
文献[25]	81.4	6.87	33.01
文献[26]	84.8	5.62	37.54
文献[27]	78.5	8.91	61.84
本文	86.6	2.25	63.21

到煤矿的低照度环境对传送带异物识别造成的影响。综上所述, 本文提出的改进模型的综合性能相较于其他模型, 能够满足对煤矿传送带异物的检测需求。

为了更加直观地展示本文模型的优势, 选取 6 张具有代表性的图片, 将 YOLOv5、YOLOv7、YOLOv8 和文献[25-27]中的模型与本文模型的识别效果进行对比, 如图 6 所示。与 YOLOv7 对比, 本文模型对细长异物的识别更加准确, 可以有效地提取管状异物的特征信息, 避免误检情况的发生。与文献[27]对比, 由于煤矿低光照环境的影响, 传送带上的低特征异物难以识别, 本文改进后的模型采用 SCI 模块, 能够有效提升光照强度, 避免漏检情况的发生。与其他模型的对比可以看出, 本文模型对于煤矿传送带异物的检测精度都是最高, 均未发生误检和漏检的情况, 证明了本文模型在复杂环境下仍具有较强的识别能力。

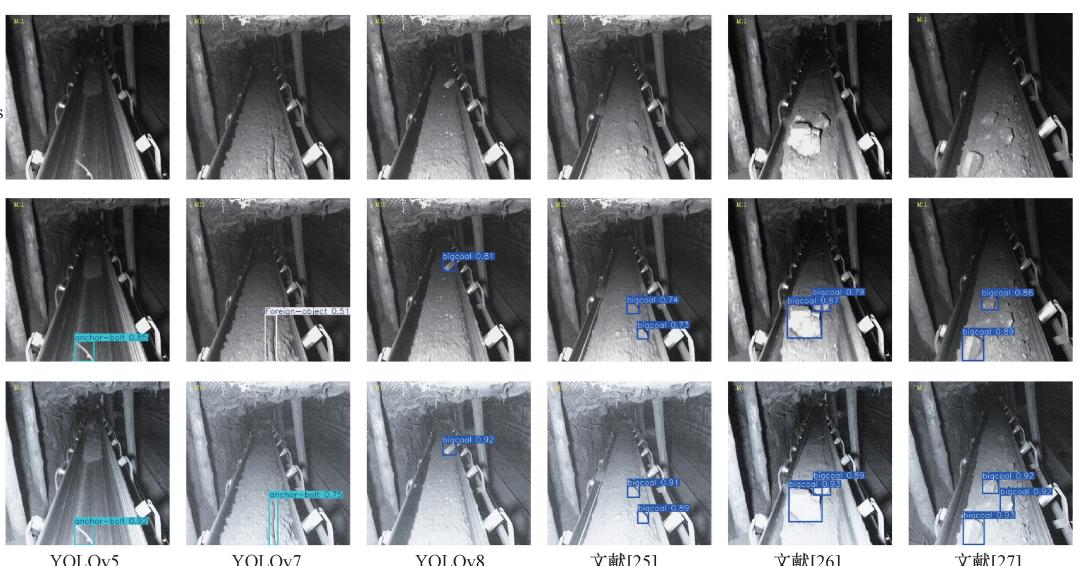


图 6 识别结果

Fig. 6 Recognition results

### 3.5 消融实验

为验证本文提出的多个模块是否有效,在本文数据集上分别对 DSConv 模块, GsConv 模块和 Inner-CIoU 模块

进行了消融实验, 使用 YOLOv8 模型作为基线模型, 所有的网络模型都在相同的计算环境和数据参数下运行, 结果如表 4 所示(表 4 中第 1 组实验为 YOLOv8 的识别结果)。

表 4 消融实验

Table 4 Ablation experiments

序号	DSConv	GsConv	Inner-CIoU	Precision/%	Recall/%	mAP@0.5/%	FPS
1				87.0	91.2	84.8	37
2	✓			91.2	93.6	85.1	30
3		✓		88.6	92.4	84.2	42
4			✓	92.5	91.9	85.4	40
5	✓	✓		89.7	93.3	85.1	32
6	✓		✓	93.4	92.6	86.5	31
7		✓	✓	93.2	92.2	85.9	34
8	✓	✓	✓	96.1	93.8	86.6	35

从表中可以看出, 通过在基线模型中逐步加入 DSConv、替换 GsConv 模块、使用 Inner-CIoU 模块, 准确率和召回率相比于基线模型均有提升。第 2 组实验中, 在 YOLOv8 模型的主干网络中引入 DSConv, mAP 提高了 0.3%, FPS 下降了 6.3 ms。第 3 组实验中, 使用 GsConv 对模型的 Neck 进行改造, mAP 下降了 0.6%, FPS 提升了 3.2 ms。第 4 组实验中, 将模型的损失函数替换为 Inner-CIoU, mAP 提高了 0.6%, 提升了 2 ms。在后 4 组实验中, mAP 均有不同程度的提升, 其中将 3 个改进联合使用时, mAP 提升最高, 且只有轻微的检测速度下降。这表明在特定的配置下, 这些模块对于增强模型的性能具有积极作用。

用。在模型的 Neck 网络中使用 GSConv 时, 性能提升不明显, 却降低了检测速度, 说明 GSConv 可以降低模型参数量, 轻量化模型。

### 3.6 热力图可视化分析

本文采用 Grad-CAM 技术产生异物检测热力图, 通过计算梯度权重来突出显示网络关注的图像区域, 如图 7 所示。红色区域越深表示该部分的特征所受关注度越高, 黄色区域表示所受关注度次之, 蓝色区域对检测结果影响较小, 可以视为冗余特征。通过热力图可以看出, 初始模型对目标的检测热力度更低, 本文改进模型的检测热力图更接近真实异物区域, 关注区域受环境影响较小, 拟合程度更高。

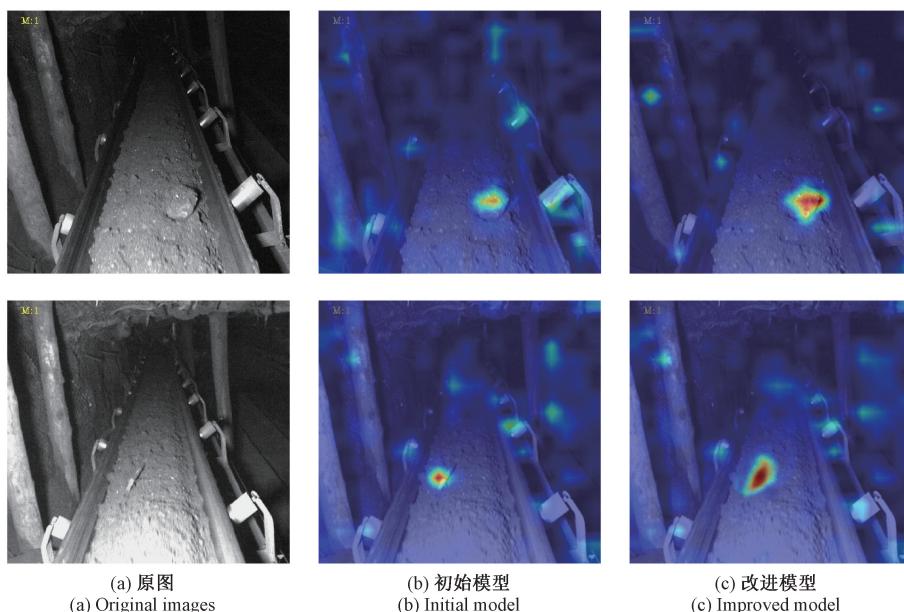


图 7 异物检测热力图

Fig. 7 Heat map of foreign body detection

## 4 结 论

本文提出了一种基于改进 YOLOv8 的低照度煤矿传送带异物检测算法, 用于低照度环境下煤矿传送带异物的检测。通过 SCI 算法, 有效提升了低照度图像中异物特征的可见性。算法中引入的 DSConv 模块, 特别针对细长异物进行了优化, 增强了模型对其的识别能力。同时, 采用 Slim-Neck 设计对模型的颈部网络进行了重构, 不仅大幅降低了模型的参数量, 而且保持了模型的学习能力。此外, Inner-CIoU 损失函数的引入, 改善了模型对异物边界框回归的准确性, 加快了模型的收敛速度。实验结果显示, 与原有 YOLOv8 模型相比, 改进后的算法在平均检测精度上提升了 1.6%, 模型大小减少了 29.7%, 检测速度提升了 59%, 满足了实时性要求, 证明了其在低照度环境下对煤矿传送带异物进行高效、精准检测的能力。但由于传送带异物的多样性, 本文提出的模型还不能囊括所有的异物, 未来会继续搜集传送带异物样本, 增加模型的泛化性。

## 参考文献

- [1] HAO SH, ZHANG X, MA X, et al. Foreign object detection in coal mine conveyor belt based on CBAM-YOLOv5[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47: 4147-4156.
- [2] GAO R, MIAO CH Y, MIAO D, et al. Multi-view image adaptive enhancement method for conveyor belt fault detection[J]. Journal of China Coal Society, 2017, 42: 594-602.
- [3] WANG G F, ZHAO G R, REN H W. Analysis on key technologies of intelligent coal mine and intelligent mining[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44: 34-41.
- [4] WANG G F, REN H W, ZHAO G R, et al. Analysis and countermeasures of ten 'pain points' of intelligent coal mine[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(6): 1-11.
- [5] 王燕, 郭潇楠, 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.
- [6] WANG Y, GUO X Q, LIU X H. Design of visual detection system for large foreign body in belt conveyor[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2021, 40(12): 1939-1943.
- [7] 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.
- [8] CHENG J, WANG D W, YANG L K, et al. An improved Gaussian mixture model for coal gangue video detection [J]. Journal of Central South University(Science and Technology), 2018, 49(1): 118-123.
- [9] 苗长云, 陈雯. 基于机器视觉和支持向量机的带式输送机矸石检测方法[J]. 天津工业大学学报, 2022, 41(1): 60-65.
- [10] MIAO CH Y, CHEN W. A method for detecting gangue of belt conveyor based on machine vision and support vector machine [J]. Journal of Tiangong University, 2022, 41(1): 60-65.
- [11] 李嘉豪, 司垒, 王忠宾, 等. 综放工作面煤矸识别技术及其应用[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(1): 1-15.
- [12] LI J H, SI L, WANG ZH B, et al. Coal gangue identification technology and its application in fully mechanized coal mining face[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 1-15.
- [13] 任志玲, 朱彦存. 改进 CenterNet 算法的煤矿皮带运输异物识别研究[J]. 控制工程, 2023, 30(4): 703-711.
- [14] REN ZH L, ZHU Y C. Research on foreign object detection of coal mine belt transportation with improved CenterNet algorithm [J]. Control Engineering of China, 2023, 30(4): 703-711.
- [15] LI D J, ZHANG ZH H, XU ZH H, et al. An image-based hierarchical deep learning framework for coal and gangue detection[J]. IEEE Access, 2019, 7: 184686-184699.
- [16] XIAO D, KANG ZH, YU H, et al. Research on belt foreign body detection method based on deep learning[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2022, 44(15): 2919-2927.
- [17] 高涵, 赵培培, 于正, 等. 基于特征增强与 Transformer 的煤矿输送带异物检测[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(7): 199-208.
- [18] GAO H, ZHAO P P, YU ZH, et al. Coal mine conveyor belt foreign object detection based on feature enhancement and Transformer[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(7): 199-208.
- [19] 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.
- [20] MAO Q H, LI SH K, HU X, et al. Foreign object recognition of belt conveyor in coal mine based on improved YOLOv7[J]. Journal of Mine Automation, 2022, 48(12): 26-32.
- [21] ZHANG M CH, CAO Y SH, JIANG K, et al. Proactive measures to prevent conveyor belt failures: Deep learning-based faster foreign object detection[J]. Engineering Failure Analysis, 2022, 141: 106653.
- [22] 程德强, 徐进洋, 寇旗旗, 等. 融合残差信息轻量级网络

- 的运煤皮带异物分类[J]. 煤炭学报, 2022, 47(3): 1361-1369.
- CHENG D Q, XU J Y, KOU Q Q, et al. Lightweight network based on residual information for foreign body classification on coal conveyor belt[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47 (3): 1361-1369.
- [16] 李忠科, 刘小芳. 基于轻量级 YOLOv8n 网络的 PCB 缺陷检测算法[J]. 电子测量技术, 2024, 47 (4): 120-126.
- LI ZH K, LIU X F. PCB defect detection algorithm based on lightweight YOLOv8n network [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47 (4): 120-126.
- [17] GUO X J, LI Y, LING H B. LIME: Low-light image enhancement via illumination map estimation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 26(2): 982-993.
- [18] LIU R SH, MA L, ZHANG J AO, et al. Retinex-inspired unrolling with cooperative prior architecture search for low-light image enhancement[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 10561-10570.
- [19] JIANG Y F, GONG X Y, LIU D, et al. Enlightengan: Deep light enhancement without paired supervision [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 2340-2349.
- [20] MA L, MA T Y, LIU R SH, et al. Toward fast, flexible, and robust low-light image enhancement[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 5637-5646.
- [21] QI Y L, HE Y T, QI X M, et al. Dynamic snake convolution based on topological geometric constraints for tubular structure segmentation[C]. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2023: 6070-6079.
- [22] LI H L, LI J, WEI H B, et al. Slim-neck by GSConv: A better design paradigm of detector architectures for autonomous vehicles [J]. ArXiv preprint arXiv:2206.02424, 2022.
- [23] ZHANG H, XU C, ZHANG SH J. Inner-IoU: more effective intersection over union loss with auxiliary bounding box [J]. ArXiv preprint arXiv: 2311.02877, 2023.
- [24] 李振华, 张雷. 改进 YOLOv3 的安全帽佩戴检测方法[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(12):148-155.
- LI ZH H, ZHANG L. Safety helmet wearing detection method of improved YOLOv3[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41 (12): 148-155.
- [25] 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 in coal mine conveyor belt based on CBAM-YOLOv5[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(11):4147-4156.
- [26] 王克凡, 王羽玲, 童建良, 等. 基于改进 YOLOv8 的煤中杂物检测研究[J]. 中国煤炭, 2024,50(4):115-125.
- WANG K F, WANG Y L, TONG J L, et al. Study on detecting impurities in coal based on improved YOLOv8[J]. China Coal, 2024, 50(4): 115-125.
- [27] 曹帅, 董立红, 邓凡, 等. 基于 YOLOv7-SE 的煤矿井下场景小目标检测方法[J]. 工矿自动化, 2024, 50(3): 35-41.
- CAO SH, DONG L H, DENG F, et al. A small object detection method for coal mine underground based on YOLOv7-SE [J]. Journal of Mine Scene Automation, 2024, 50(3): 35-41.

## 作者简介

郭志聪, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、机器视觉、深度学习。

E-mail:1440156577@qq.com

张雷(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为智能无线通信、机器视觉、物联网技术及应用。

E-mail:zhlei@jsut.edu.cn