

引文格式:任启超,吴利刚,张茗源,等. 基于轻量化的高帧率块煤检测方法[J]. 太原理工大学学报, 2026, 57(3): 574-581.  
REN Qichao, WU Ligang, ZHANG Mingyuan, et al. A lightweight high-frame-rate block coal detection method [J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2026, 57(3): 574-581.

## 基于轻量化的高帧率块煤检测方法

任启超<sup>1,2,3</sup>, 吴利刚<sup>1,2,3</sup>, 张茗源<sup>1,2,3</sup>, 张 冉<sup>1,2,3</sup>

(1. 山西大同大学 机电工程学院, 山西 大同; 2. 山西大同大学 山西省数字化产线孪生运维及控制技术工程研究中心, 山西 大同; 3. 山西大同大学 山西省智能制造与数字孪生技术创新实验室, 山西 大同)

**摘 要:**【目的】大块煤在运输过程中对传送带会产生较大磨损, 影响煤炭开采安全。针对传统块煤检测方法冗余低效等问题, 提出一种更具轻量化和高帧率的块煤检测方法 SEB-YOLOv8 模型。【方法】首先, 在特征提取网络中引入 SCConv (Spatial and Channel Reconstruction Convolution) 模块和 ECA 注意力机制以减少特征冗余和增加计算效率。其次, 在特征融合网络中插入 BiFPN 双向特征金字塔网络, 通过融合多尺度特征并降低提取特征的计算量, 提高整个网络的检测性能。【结果】实验结果表明, 改进后的 SEB-YOLOv8 模型大小约 5.9 M, 浮点运算量约 7.9 G, 在模型性能方面, 平均精度均值从 56.95% 提高到 58.83%, 此外在实时性能方面 SEB-YOLOv8 画面帧数约 164.74 FPS, 提高约 19%。由此可见, SEB-YOLOv8 模型有效的降低了块煤检测模型冗余并提高检测帧率, 为以后的大块煤检测任务提供了可靠的借鉴。

**关键词:** 块煤; 深度学习; 目标检测; YOLOv8

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A

**DOI:** 10.16355/j.tyut.1007-9432.20250539

**文章编号:** 1007-9432(2026)03-0574-08

## A Lightweight High-Frame-Rate Block Coal Detection Method

REN Qichao<sup>1,2,3</sup>, WU Ligang<sup>1,2,3</sup>, ZHANG Mingyuan<sup>1,2,3</sup>, ZHANG Ran<sup>1,2,3</sup>

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Shanxi Datong University, Datong, Shanxi, China; 2. Shanxi Province Engineering Research Center for Digital Twin Operation and Maintenance and Control Technology of Production Lines, Shanxi Datong University, Datong, Shanxi, China; 3. Shanxi Province Laboratory for Technological Innovation in Intelligent Manufacturing and Digital Twinning, Shanxi Datong University, Datong, Shanxi, China)

**Abstract:**【Purposes】Large pieces of coal can cause significant wear on the conveyor during transportation, affecting the safety of coal mining. To address the redundancy and inefficiency issues of traditional block coal detection methods, a more lightweight and high-frame-rate block coal method, the SEB-YOLOv8 model, is proposed. 【Methods】First, the SCConv (Spatial and Channel Reconstruction Convolution) module and ECA attention were introduced into the feature extraction network to reduce feature redundancy and increase computational efficiency. Next, the BiFPN bidirectional feature pyramid network was inserted into the feature fusion network to improve detection performance of the entire network by fusing multi-scale features and reducing the amount of computation required to extract features. 【Results】The experimental results show that the improved SEB-YOLOv8 model has a size of about 5.9 M, a floating-point operation of about 7.9 G. In terms of model performance, the

收稿日期: 2025-09-27; 修回日期: 2026-02-12

基金项目: 山西省基础研究计划 (202203021221054)

通信作者: 任启超, 博士, 硕士生导师, 主要从事机电液一体化技术研究, (E-mail) renqichao1992@163.com

mean average precision has increased from 56.95% to 58.83%. In addition, the frame rate of SEB-YOLOv8 is about 164.74 FPS, with an increase of about 19%. It can be seen that the SEB-YOLOv8 model effectively reduces the redundancy of block coal detection and improves the detection frame rate, providing a reliable reference for future block coal detection tasks.

**Keywords:** block coal; deep learning; object detection; YOLOv8

煤炭资源对我国的经济发展有着重大的影响。在煤炭运输过程中,开采出的块煤大小不一,块煤过大会对输送带产生较大的磨损或产生卡堵问题,对煤炭资源生产安全和经济效益造成极大影响。因此,研究大块煤检测任务对于煤炭资源的开采有重要意义。

现今,深度学习目标检测算法如火如荼,已经被广泛应用于采矿行业,包括设备缺陷检测,块煤检测,工人异常动作检测等。在检测精度方面,洪炎<sup>[1]</sup>等人通过将YOLOv8中的3个检测头替换为4个轻量化小目标检测头提高了小目标物体的检测性能并降低了网络参数量及浮点计算量;张凯<sup>[2]</sup>等人提出一种基于Swin-Transformer与Faster-RCNN的煤矿皮带卡堵隐患检测方法,通过引入多尺度特征金字塔网络解决检测过程中的多尺度问题;秦宇龙<sup>[3]</sup>等人提出了一种改进YOLOv5方法,将空洞卷积模块替换部分普通卷积模块并在颈部网络中加入联合注意力机制以此来避免检测过程中的漏检与错检,提升了网络对块煤的定位能力,但上述方法检测帧率较低,实时性能方面还有较大的提升空间。

吴利刚<sup>[4]</sup>等人在提高网络轻量化与实时性能方面,提出了一种基于轻量化的输送带块煤实时检测方法AMCG YOLOv5网络,其做法是在YOLOv5网络的基础上引入Chost Net轻量化网络和CBAM注意力机制,在保证精度的情况下降低网络的参数量并提高了网络的检测性能,将模型体积压缩至58.8 M,实时检测帧数提高至94.34 FPS。

随着目标检测领域的发展,煤矿开采也逐步向智能化发展。本文针对轻量化与实时性两方面提出了一种基于改进YOLOv8的大块煤检测方法SEB-YOLOv8。本文的主要创新点:1)引入轻量化卷积SCConv,减少特征提取过程中的冗余,降低网络的参数量和计算量。2)在特征提取网络后插入ECA注意力机制,其对通道进行加权以减少无用通道在卷积中的利用率,减少网络计算量,提升网络实时性能。3)引入一种加权双向特征金字塔网络,实现高效的多尺度特征融合和多层次的特征交流,

有效地提升特征信息丰富度,提高模型性能。

## 1 检测方法

### 1.1 SEB-YOLOv8

为了实际的部署考虑,选用YOLOv8中最轻量级的YOLOv8n作为基准网络,首先通过融合两种轻量级模块SCConv和ECA,降低冗余,减少计算量,有效实现整体网络的轻量化,其次在特征融合阶段加入BiFPN模块,提升网络的检测精度与速度,保障整体网络检测时的高帧率。

SEB-YOLOv8结构如图1所示。将数据集图像尺寸设置为640 dpi×640 dpi后输入特征提取网络;通过YOLOv8改进后的SCConv模块和ECA注意力机制将图像的特征进行更精细的捕捉,进一步减少计算量并提高整个模型目标检测精准度。将提取出的特征输入特征融合网络后,通过插入的BiFPN模块使模型将图像中的多尺度信息有效地聚合在一起最后模型将输出大、中、小三张特征图,尺寸分别为20×20、40×40和80×80。

改进后的SEB-YOLOv8检测方法着重优化计算复杂度与检测帧率。其检测性能可以适应实际生产中高速输送带中煤块的检测需求。在数据集测试中,模型运行帧数稳定检测准确度优秀,能够满足正常煤矿下的煤块检测任务。

### 1.2 SCConv

传统的卷积神经网络在完成计算机视觉任务时有着十分优秀的性能和准确度,但卷积层在卷积过程中会产生大量的冗余特征。为解决这一问题我们利用SCConv(Spatial and Channel Reconstruction Convolution,空间和通道重建卷积)直接代替YOLOv8特征提取网络中的所有标准卷积,以减少网络中的特征冗余,降低复杂度和计算成本。

SCConv旨在减少卷积神经网络提取冗余特征带来的计算成本,SCConv包含两个单元,SRU(Spatial Reconstruction Unit,空间重构单元)和CRU(Channel Reconstruction Unit,通道重构单元),其结构如图2所示。空间重构单元主要负责降低特征的空间冗余,该单元包括分离和重构两步操

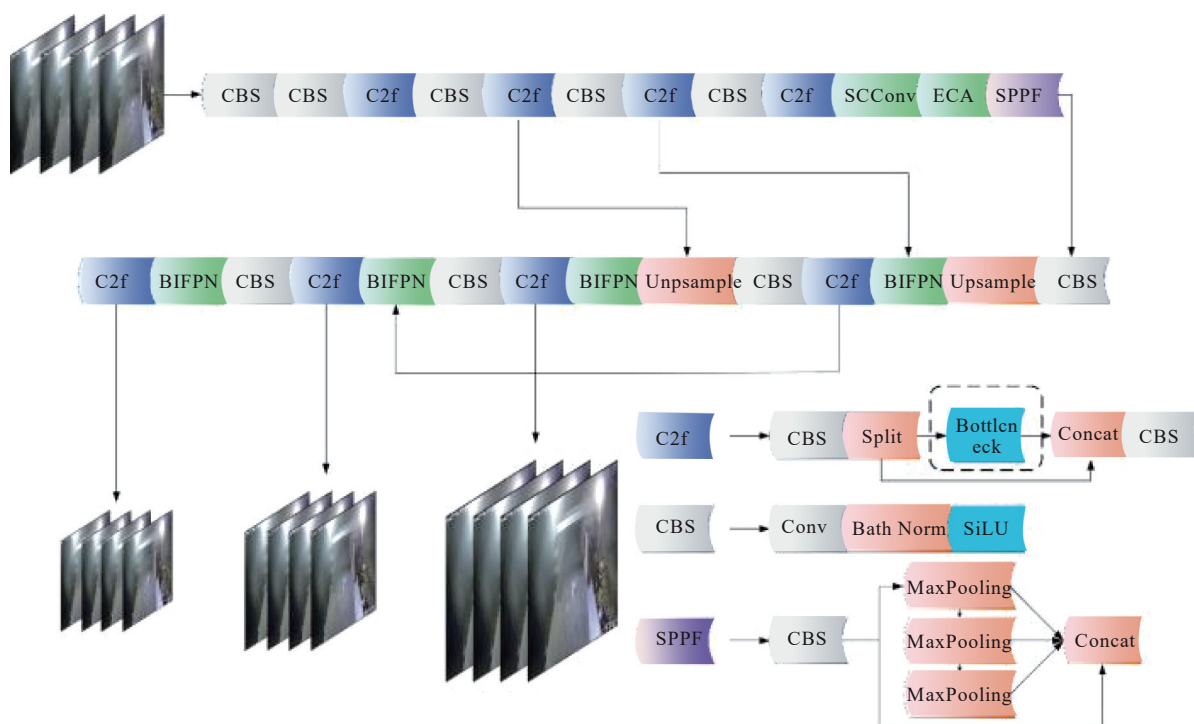


图1 SEB-YOLOv8模型结构

Fig.1 Structure of SEB-YOLOv8 model

作。分离操作是将信息较多的特征图与信息较少的特征图分离出来。分离操作利用组归一化GN层的缩放因子来评估不同特征图的信息量大小,公式如(1)所示:

$$X_{out} = \text{GN}(X) = \gamma \frac{X - \mu}{\sqrt{\sigma^2 + \epsilon}} + \beta. \quad (1)$$

其中 $X$ 为特征图, $\mu$ 和 $\sigma$ 为 $X$ 的平均值和标准差, $\epsilon$ 是一个极小量, $\gamma$ 和 $\beta$ 为可训练的参数。使用可训练的参数 $\gamma$ 来代表每个批次和通道的空间像素方差,通过公式(2)计算出相关归一权重 $W_\gamma$ 来表示不同特征图的重要性。

$$W_\gamma = \{\omega_i\} = \frac{\gamma_i}{\sum_{j=1}^C \gamma_j}, i, j = 1, 2, \dots, C. \quad (2)$$

$$W = \text{Gate}(\text{Sigmoid}(W_\gamma(\text{GN}(X))))). \quad (3)$$

将 $W_\gamma$ 加权后的特征映射的权值通过Sigmoid函数映射到(0,1)范围内,设置阈值为0.5,阈值以上的权重设为1以获得信息权重 $W_1$ ,阈值以下的权重设为0以获得信息权重 $W_2$ 。整个计算权重过程可由公式(3)表示。为了进一步减少空间冗余,我们将得到的加权特征重构,使用交叉重构的方法将不同的信息特征结合起来增强了信息之间的交流,得到空间重构特征 $X^w$ 作为通道重构单元的输入。

通道重构单元包括分裂,变换和重构三个部分,将输入特征分裂为上部 $X_{up}$ 和下部 $X_{low}$ 。  $X_{up}$ 代

表一个有丰富信息的特征,利用GWC和PWC代替 $K \times K$ 卷积来减少计算成本并提取高层次信息,相加输出得到 $Y_1$ 。  $X_{low}$ 代表低信息的特征,利用PWC生成细节特征图对损失信息进行补充并重用 $X_{low}$ 特征以减少计算成本,连接输出得到 $Y_2$ 。最后将特征进行全局平均池化以收集全局空间信息和SOFT-MAX操作生成特征重要性向量 $\beta_1$ 和 $\beta_2$ ,加权合并上部特征 $Y_1$ 和下部特征 $Y_2$ 来获得通道重构特征。

SCConv卷积的插入使得整个网络的参数量及计算量大大缩小,对于需要深入地下矿井的设备要求得到了降低,也可以更加方便高效地应用于实际的开采场景中。

### 1.3 BiFPN

BiFPN (Bi-directional Feature Pyramid Network)是一种加权双向特征金字塔网络,可以进行高效快速的多尺度特征融合。该网络通过可学习的权值使输入特征产生不同的重要性,再反复进行自上而下和自下而上的多尺度特征融合,结构如图3所示。

在SEB-YOLOv8模型中选择在特征融合阶段引入BiFPN结构,是由于特征融合阶段属于整个模型深层,其中有不同尺度的特征图,浅层特征保留较多的位置信息,深层特征保留目标细节,BiFPN结构擅长高效快速的多尺度特征融合,可以有效提升特征的信息丰富度,提高检测性能。

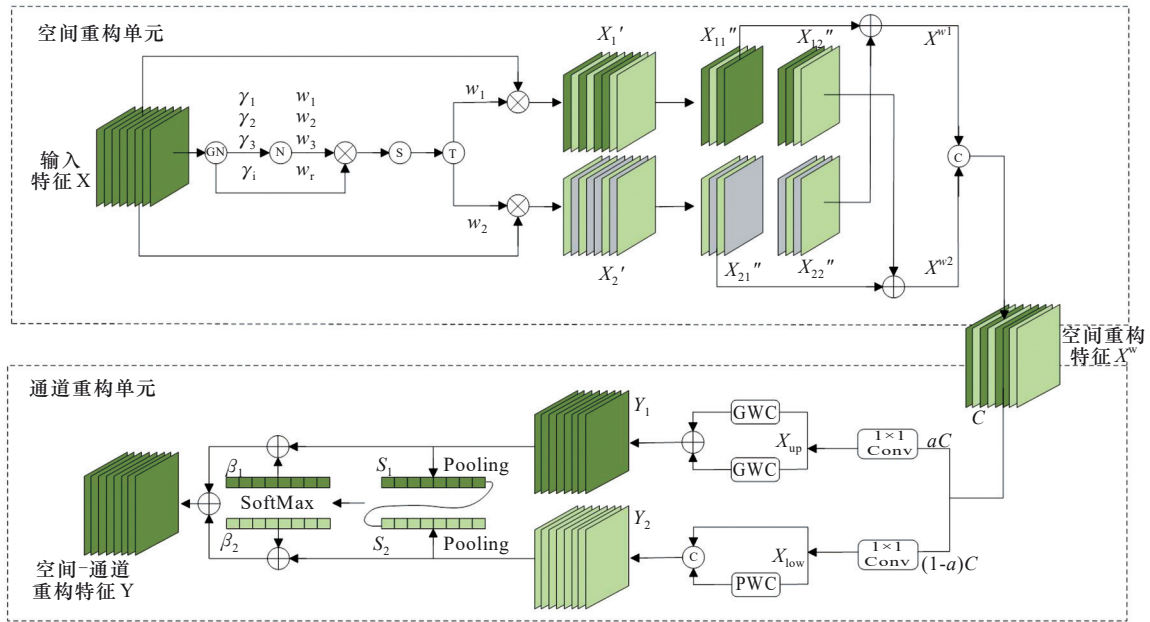


图2 SCConv 结构

Fig.2 Structure of SCConv

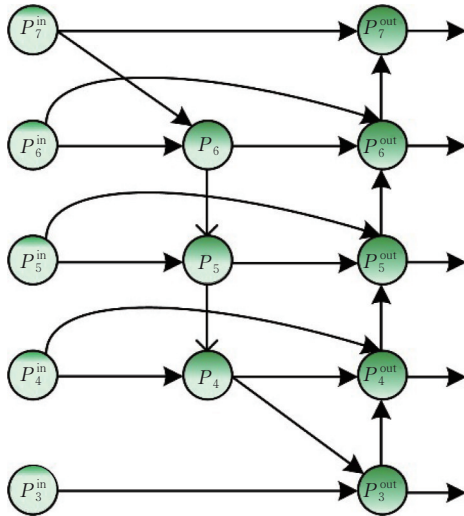


图3 BiFPN 结构图

Fig.3 Structure of BiFPN

以图中第6层级节点为示例,其公式如(4)和(5)所示:

$$P_6 = \text{Conv}\left(\frac{\omega_1 \cdot P_6^{\text{in}} + \omega_2 \cdot \text{Resize}(P_7^{\text{in}})}{\omega_1 + \omega_2 + \epsilon}\right). \quad (4)$$

$$P_6^{\text{out}} = \text{Conv}\left(\frac{\omega'_1 \cdot P_6^{\text{in}} + \omega'_2 \cdot P_6 + \omega'_3 \cdot \text{Resize}(P_5^{\text{out}})}{\omega'_1 + \omega'_2 + \omega'_3 + \epsilon}\right). \quad (5)$$

式中: $P_i^{\text{in}}$ 为第*i*级中的输入特征; $P_i$ 为自顶向下中第*i*级的中间特征; $P_i^{\text{out}}$ 为自底向上中第*i*级的输出特征;Conv为卷积运算;Resize为上采样或下采样; $\epsilon$ 为非零极小值; $\omega_i$ 与 $\omega'_i$ 为各层级中的不同权重。

综上所述,BiFPN模块通过重复进行自顶向下

和自底向上的双向特征融合,可以在不太增加成本的情况下,融合不同尺度特征增加了模型对煤块的检测精度与速度。

#### 1.4 通道注意力机制-ECA

ECA作为一个轻量级即插即用的注意力机制,对提高卷积神经网络的性能方面有较大的作用,它可以通过快速的一维卷积产生通道注意力,避免了降维并捕获跨通道交互。在卷积过程中对通道进行加权,使部分无用通道减少参与卷积过程,从而降低模型复杂度和参数计算量,有效地提高通道学习效率,ECA模块如图4所示。

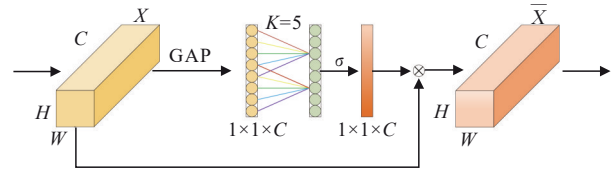


图4 ECA 结构图

Fig.4 Structure of ECA

设*K*为5,输入特征为 $X \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$ ,其中*H*为高度,*W*为宽度,*C*为特征通道数。ECA注意力机制首先将没有进行通道降维的特征图进行全局平均池化(GPA)得到全局空间特征,然后通过均由自适应确定的*K*为大小的快速一维卷积和Sigmoid函数以获得各通道的权重,再通过权重加权到对应特征上以获得通道注意力。自适应的核大小*k*,可以通过公式(6)计算得出,其中,*C*为给定通道维度, $|t|_{\text{odd}}$ 表示*t*的最近奇数。

$$K = \Psi(C) = \left\lfloor \frac{\log_2(C)}{\gamma} + \frac{b}{\gamma} \right\rfloor_{\text{odd}}. \quad (6)$$

在 YOLOv8 中引入 ECA 通道注意力使得整个目标检测网络更加有效的识别出高信息的通道,提高网络的计算效率,ECA 模块本身十分轻量化,所以在煤块检测中没有付出过多的内存成本就大大增加了检测准度和效率。

## 2 实验结果分析

### 2.1 实验数据集与环境

实验基于 Python3.9、CUDA11.8 和 Pytorch2.0.1 环境完成。实验中所使用的硬件配置:GPU 为 NVidia GeForce RTX4090,内存为 DDR4 3 600 MHz,CPU 为 Inter Core i9-10900k@3.7 GHz。

模型训练过程中超参数设置为:训练轮次 400,批次大小为 4,采用 Adam 优化器,初始学习率为 0.000 1,权重衰减系数为 0.000 4。

实验数据集由山西省大同市煤矿集团有限公司一四老沟煤块主斜井监控视频经过单帧处理,采集 1 200 张原始图像,并通过旋转、翻转、添加噪声等数据增强策略对原始数据进行有效扩充至 13 200

张,按照 8:1:1 的比例随机划分为训练集、验证集和测试集。

### 2.2 消融实验

为验证本文所用网络中各个模块对大块煤检测的有效性,对其所用模块进行增删进行对比实验,实验方式如表 1 所示。其中模型①为原始 yolo-v8 网络,以此模型为基准网络,模型②在①中加入 SCCnv 模块,减少冗余特征提取产生的额外计算成本。模型③在①中加入 BiFPN 加权双向特征金字塔网络,加入权重来训练出不同输入特征的重要性,并可以反复进行双向多尺度特征融合。模型④即 SEB-YOLOv8 网络,在融合模型②和③的同时加入 ECA 注意力机制,避免了降维,使得模型在不增加网络复杂度的情况下提升检测性能。

精准度是评估一个模型优劣的重要指标之一。为了比较 4 种模型在井下检测大块煤的精准度,实验选用  $P$ (Precision, 精确率)、 $R$ (Recall, 召回率)、 $mAP$ (mean Average Precision, 平均精度均值)、FPS(Frame Per Second, 每秒帧数)指标评价模型性能。考虑到井下条件对模型大小有所限制,加入模型大小参数作为参考,多个指标也可以更全面的评估模型,实验结果如表 1 所示。

表 1 消融实验  
Table 1 Ablation experiments

| 序号 | 模型         | $P/\%$       | $R/\%$       | $mAP@0.5/\%$ | $mAP@0.5:0.9/\%$ | FPS           | 模型大小/MB    |
|----|------------|--------------|--------------|--------------|------------------|---------------|------------|
| 1  | YOLOv8     | 60.29        | 56.51        | 56.95        | 28.17            | 138.70        | 6.2        |
| 2  | +SCCnv     | 60.60        | 56.56        | 57.28        | 28.02            | <b>173.91</b> | <b>5.8</b> |
| 3  | +BiFPN     | 61.03        | <b>56.73</b> | 58.46        | 28.77            | 167.04        | 6.3        |
| 4  | SEB-YOLOv8 | <b>61.14</b> | 56.71        | <b>58.83</b> | <b>28.91</b>     | 164.74        | 5.9        |

结果表明,模型②和③分别引入 SCCnv 模块和 BiFPN 模块,对比基准网络①可知,引入模块对模型性能有所提升,其中 BiFPN 模块对网络增加特征权重和重复双向跨尺度连接操作对模型性能有明显提升,精确率提升约 0.74%。

SEB-YOLOv8 网络相比 YOLOv8 网络所有指标均有所提升,模型精确度由 60.29% 提升至 61.14%,提升约 0.85%。召回率由 56.51% 提升至 56.71%,提升约 0.2%。相较前两项, $mAP@0.5$  和  $mAP@0.5:0.9$  两项指标提升更为显著,分别从 56.95% 提升至 58.83%,28.17% 提升至 28.91%,提升约 1.88% 和 0.74%。

综上所述,SEB-YOLOv8 网络在轻量化上有明显优势,模型大小在减小 0.3MB 的情况下,精确率、召回率和两项均值平均精度指标均有所提升。

从测试结果可知,SEB-YOLOv8 网络在模型大小和精度之间有着良好的平衡。

### 2.3 对比实验

#### 2.3.1 轻量化分析

模型轻量化使得模型具有较小的参数量及浮点运算量,但模型性能也会有所损失。本文研究环境为井下,资源受限以及延迟要求较高,模型轻量化能节省储存空间,提高运行速度,更加有利于井下环境的大块煤检测。为验证 SEB-YOLOv8 网络的轻量化效果,现与 YOLOv5、YOLOv6、YOLOv7 以及 YOLOv8 做轻量化对比,实验结果如表 2 所示。

结果表明,YOLOv5 网络在模型轻量化方面表现最好,但其检测精度太低,不利于井下块煤检测;YOLOv6、YOLOv7 和 YOLOv8 在检测精度方面表现良好,但其参数量和计算量较大,不利于边缘部

表 2 YOLO 模型轻量化分析  
Table 2 Lightweight analysis of YOLO model

| 模型        | YOLOv5n | YOLOv6n | YOLOv7-tiny | YOLOv8n | SEB-YOLOv8 |
|-----------|---------|---------|-------------|---------|------------|
| 参数量/M     | 2.5     | 4.7     | 6.2         | 3.0     | 2.9        |
| 浮点运算/G    | 7.1     | 11.4    | 13.8        | 8.1     | 7.9        |
| 模型体积/MB   | 5.1     | 10.0    | 12.2        | 6.2     | 5.9        |
| mAP@0.5/% | 52.34   | 54.98   | 56.02       | 56.95   | 58.83      |

署。相比之下,改进后的 SEB-YOLOv8 网络,其模型参数量和浮点运算量更少,模型体积更小,检测精度更高,更适合需要低延迟检测的井下部署。

2.3.2 SEB-YOLOv8 和 YOLOv8 模型对比分析

目标检测中 mAP 为常用的性能评估指标, mAP@0.5 指检测中 IOU 阈值为 0.5 的条件下得出的平均精度,同理 mAP@0.5:0.9 指检测中 IOU 阈值为 0.5 到 0.9 之间,步长为 0.05,取 10 个不同的阈值计算得出的平均精度。因此 mAP@0.5:0.9 有更加全面的评估标准,可以有效关注到模型能否精准定位目标。

SEB-YOLOv8 和 YOLOv8 模型的 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.9 对比图如图 5 所示。在迭代训练的前段,SEB-YOLOv8 的 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.9 曲线更加稳定平滑,而 YOLOv8 的曲线波动起伏剧烈并不符合检测效果;在训练的后段两项指标均高于 YOLOv8。由此可见 SEB-YOLOv8 在井下块煤检测任务中更精准。

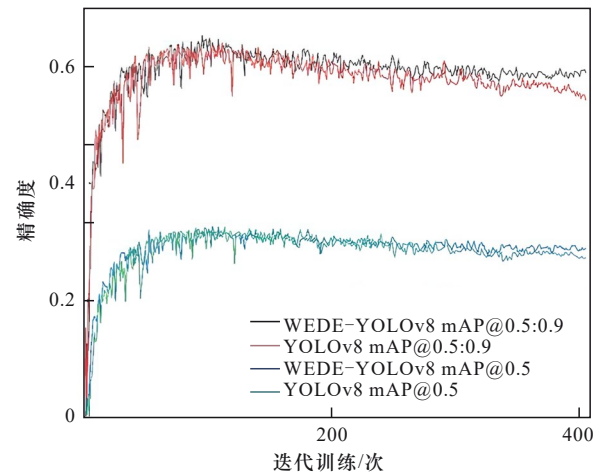


图 5 平均精度曲线  
Fig.5 Average precision curves

在机器学习中,P-R 曲线是多个不同阈值下的召回率和精确度绘制的曲线。模型 P-R 曲线的线下面积代表了该模型的平均精度,两者呈正相关。SEB-YOLOv8 和 YOLOv8 模型的 P-R 曲线对比,如图 6 所示。

由上图可见,SEB-YOLOv8 的 P-R 曲线下

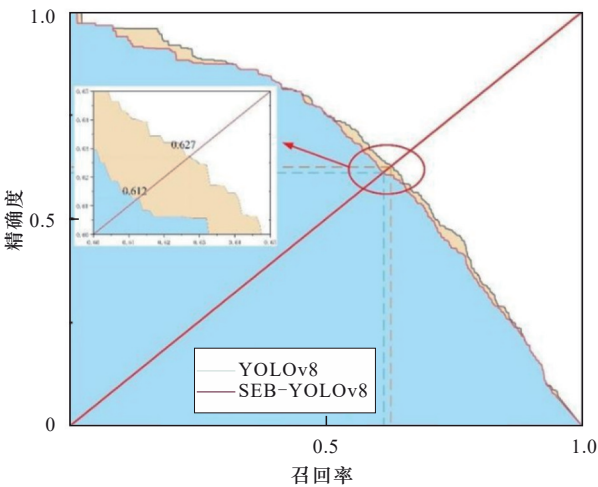


图 6 P-R 曲线  
Fig.6 Precision-recall curves

面积大于 YOLOv8,表明模型平均精度更高。在 P-R 图像内绘制一条斜率为 1 的直线,直线与 YOLOv8 的 P-R 曲线相交于 (0.612, 0.612),与 SEB-YOLOv8 的 P-R 曲线相交于 (0.627, 0.627)。两者的相交点表明,SEB-YOLOv8 更能兼顾精确度和召回率之间的平衡,拥有更高的可靠性。

由此可见,在块煤检测中 SEB-YOLOv8 模型不仅在轻量化方面优于 YOLOv8,使其更容易在井下环境部署,还在检测精度与检测稳定性方面更加出色,可以在井下更加出色的完成块煤检测任务。

2.4 实时性能分析

在井下传送带上的大块煤检测的背景下,模型的检测速度显得尤为重要。对模型的实时性能分析可以有效的反应出一个模型的检测速度、算法浮点运算能力和结构冗余程度。实时性能分析中通常使用 FPS 来辨别模型实时性能的优劣,FPS 表示为一定时间内所处理的图像帧数,FPS 越大代表模型每秒处理的图片数越多,即模型实时性能越好,反之亦然。

将表 1 中 4 种模型进行对比,实验选用最佳模型和相同参数测试,选取测试集中图片进行实时性能测试,其中 SEB-YOLOv8 的实时性能为 164.74 FPS,每帧用时为 0.182 1 ms。其余 3 种模型实时性能分别为 138.7 FPS,173.91 FPS 和 167.04 FPS;每帧用

时分别为0.216 3 ms,0.172 5 ms,0.179 6 ms。YOLOv8在增加了模块后各模型FPS都有显著提升,SEB-YOLOv8在增加了3种模块的情况下相较于增加单个模块FPS有所下降,但对比YOLOv8实时性能方面有显著提高,提高约19%。在井下实时检测性能最低要求为30 FPS,改进后的模型对高速运动中的目标检测性能优秀,可以满足煤矿下的帧数要求。

## 2.5 检测结果对比

在相同的实验背景下,YOLOv8与SEB-YOLOv8网络使用相同数据集,分别训练出最优模型对真实井下传送带场景进行检测,检测结果如图7所示。

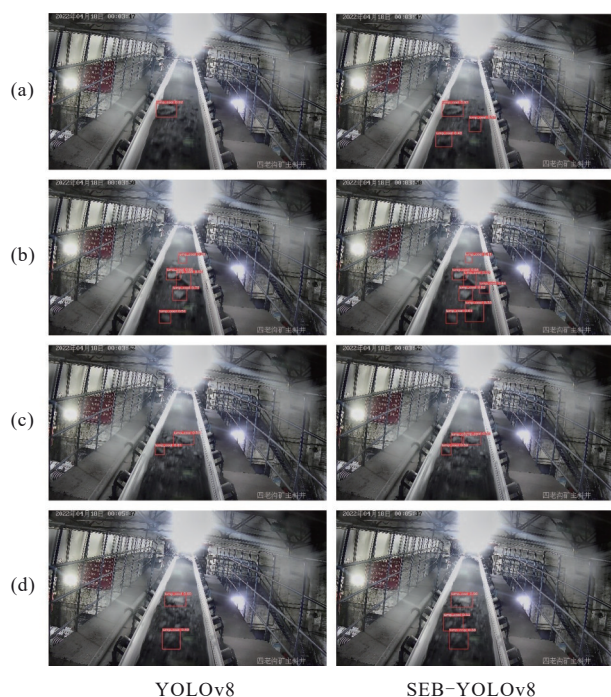


图7 检测结果对比:(a)检测结果1;(b)检测结果2;  
(c)检测结果3;(d)检测结果4

Fig.7 Comparison of detection results: (a) detection result 1, (b) detection result 2, (c) detection result 3, and (d) detection result 4

检测结果显示,YOLOv8与SEB-YOLOv8网络均存在漏检与误检现象。这主要是由于煤矿井

下光照分布不均、摄像透视效应导致的近大远小现象,以及镜头抖动产生的运动模糊等因素,共同影响了算法的检测性能。具体表现为:在上图a组中,SEB-YOLOv8检测出较多目标,但由于摄像头下方过暗导致有漏检,YOLOv8则仅检测出一个目标。在上图b组中,背景为多目标与小目标检测,两种模型检测效果均表现优异,但SEB-YOLOv8的检测结果更加全面,漏检率低于YOLOv8。在上图c组中,在传送带高速运行下的模糊多目标检测,两种模型表现均不理想出现大量漏检。在上图d组中,YOLOv8仅识别较大煤块,对小目标检测不理想,相比下SEB-YOLOv8效果较好,但仍有检测框与实际不符等问题。

综上所述,与YOLOv8相比,改进后的SEB-YOLOv8检测效果更好,出现误检漏检的概率更低,检测框与实际相差较小,检测置信度也更高。但在井下光照不足、雾气煤尘等复杂环境下仍存在局限性。为进一步提升模型鲁棒性,未来研究将探索红外与可见光多模态数据融合的块煤检测算法,通过结合热成像等技术补偿可见光缺陷,以增强在低光照、高干扰场景下的适应性。

## 3 结论

1)本文针对传送带煤块检测中速度慢,网络模型复杂,检测精准度低等问题,提出了SEB-YOLOv8输送带块煤检测方法。通过在特征提取网络引入SCConv模块和ECA注意力机制减少特征冗余以减少模型计算成本;在特征融合网络使用加权双向特征金字塔加强了有效信息的丰富度。

2)实验结果表明,相比于YOLOv8模型,改进后的SEB-YOLOv8模型参数量和浮点运算量分别降低3.33%和2.47%,检测精度提高1.88%,达到58.83%,检测速度提高26.04 FPS,达到164.74 FPS,更加符合井下块煤检测的任务需求。

## 参考文献:

- [1] 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 in coal mine conveyor belt based on improved YOLOv8[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(6): 61-69.
- [2] 张凯.基于深度学习的井下皮带输送机卡堵隐患检测方法研究[D].徐州:中国矿业大学,2023.
- [3] 秦宇龙,程继明,任一个,等.基于改进YOLOv5的带式输送机大块煤检测[J].工矿自动化,2024,50(2):57-62,71.  
QIN Y L, CHENG J M, REN Y G, et al. Detection of bulk coal in belt conveyor based on improved YOLOv5[J]. Journal of Industry and Mine Automation, 2024, 50(2): 57-62, 71.
- [4] 吴利刚,陈乐,吕媛媛,等.基于轻量化的输送带块煤实时监测方法[J].煤炭科学技术,2023,51(S2):285-293.

- WU L G, CHEN L, LÜ Y Y, et al. Real-time monitoring method of lump coal based on lightweight conveyor belt[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(S2): 285-293.
- [5] VARGHESE R, SAMBATH M. YOLOv8: A novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness [C]//2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS), Chennai, India, 2024.
- [6] LI J, WEN J, HE L, SCConv: spatial and channel reconstruction convolution for feature redundancy [C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vancouver, BC, Canada, 2023.
- [7] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) (2019): 11531-11539.
- [8] TAN M X, PANG R M and LE Q V. EfficientDet: scalable and efficient object detection [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) (2019): 10778-10787.
- [9] 徐慈强, 贾运红, 田原. 基于MES-YOLOv5s的综采工作面大块煤检测算法[J]. 工矿自动化, 2024, 50(3): 42-47, 141.
- XU C Q, JIA Y H, TIAN Y. Detection algorithm for bulk coal in fully mechanized mining face based on MES-YOLOv5s[J]. Journal of Industry and Mine Automation, 2024, 50(3): 42-47, 141.
- [10] 于涛. 基于透视变换和SNe-YOLOv5的大块煤识别方法应用[J]. 西安科技大学学报, 2024, 44(1): 54-63.
- YU T. Application of bulk coal identification method based on perspective transformation and SNe-YOLOv5[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2024, 44(1): 54-63.
- [11] 李博, 刘树彩, 王鹏琪. 基于IE-GMM的带式输送机大块煤检测方法[J]. 仪表技术与传感器, 2024, (12): 107-111, 119.
- LI B, LIU S C, WANG P Q. Detection method of bulk coal of belt conveyor based on IE-GMM [J]. Instrumentation Technology and Sensors, 2024, (12): 107-111, 119.
- [12] 范喜林. 一种基于BP神经网络的堆煤检测方法[J]. 煤, 2022, 31(8): 56-58.
- FAN X L. Coal stack detection method based on BP neural network [J]. Coal, 2022, 31(8): 56-58.
- [13] 成彦颖. 煤矿井下传送带智能输煤检测的研究[D]. 太原: 太原科技大学, 2021.
- [14] 彭利泽. 基于视觉的传输带堆煤体积监测系统的设计[D]. 太原: 中北大学, 2021.
- [15] 高强. 基于机器视觉识别技术的主煤流运输智能控制系统研究与设计 [J]. 中国煤炭, 2022, 48 (S1): 12-16.
- GAO Q. Research and design of intelligent control system for main coal flow transportation based on machine vision recognition technology [J]. China Coal, 2022, 48 (S1): 12-16.
- [16] 苗长云, 李佳. 基于机器视觉的带式输送机落料口堆煤检测 [J]. 辽宁工程技术大学学报 (自然科学版), 2023, 42(5): 617-624.
- MIAO C Y, LI J. Coal pile detection at the discharge port of belt conveyor based on machine vision [J]. Journal of Liaoning University of Engineering and Technology (Natural Science Edition), 2023, 42(5): 617-624.
- [17] 游大磊. 带式输送机煤流识别技术研究与应用[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2020.
- [18] 蔺康. 基于视觉的矿用带式输送机安全防护系统研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2021.
- [19] 盛震林. 基于机器视觉算法的煤矿监控系统研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2022.
- [20] 李佳. 基于机器视觉的带式输送机落料口堆煤检测技术研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2023.

(编辑: 万 佳)