基于改进 YOLOv8n 的煤矿液压支架防护板检测算法*

罗实[1,2]，梁威[2]，李永安[3,4]，李佳浩[1,2]

（1.太原理工大学 安全与应急管理工程学院， 山西 太原 030600；
2.太原理工大学 山西省煤矿智能装备工程研究中心， 山西 太原 030024；
3.太原理工大学 机械工程学院， 山西 太原 030024；
4.新疆智能装备研究院， 新疆 阿克苏市 843000）

摘要：针对煤矿井下复杂环境导致液压支架防护板检测精度低、小目标漏检严重的问题，提出了一种改进 YOLOv8n 检测算法（CMH-YOLO）。CMH-YOLO 算法首先在浅层网络引入 SPDConv 空间深度转换卷积模块，将空间信息编码到通道维度，以保留小目标细节特征。设计了轻量化 C2f_MSA 多尺度注意力模块，融合大核可分离注意力的长程依赖建模和高效通道注意力的自适应特征选择，使浅层网络能够同时捕获远近不同尺度的防护板特征。针对井下高粉尘环境造成防护板表面特征模糊和局部遮挡，构建了 C2f_DRFE 粉尘鲁棒特征增强模块，通过多尺度空洞卷积扩大感受野，从周围未遮挡区域获取信息，并配合可变形卷积自适应避开粉尘密集区域。同时，引入 BiFPN 双向特征金字塔网络替代传统 PAN-FPN，进一步提升模型的检测性能。最后，采用 Inner-IoU 损失函数，利用辅助边界框机制提升边界框回归精度。在包含 20 045 张标注图像的煤矿液压支架数据集上进行了试验验证，CMH-YOLO 算法的 $mAP@0.5$ 达到 97.9%、$mAP@0.5:0.95$ 达到 81.4%、精确率达到 93.8%，召回率达到 94.5%，较基准模型 YOLOv8n 分别提升 1.7 个百分点、1.8 个百分点、2.7 个百分点和 1.6 个百分点，在提升检测精度的同时保持了模型轻量化。该算法有效解决了极端环境下小目标识别、多尺度适应与粉尘干扰等问题，为煤矿液压支架安全监测提供了可靠的实时监测方案，对预防顶板事故和保障矿工安全具有重要工程价值。

关键词：煤矿安全；液压支架；防护板检测；改进 YOLOv8n；多尺度注意力；粉尘鲁棒特征

中图分类号：TD67；TP391 **文献标识码**：A **文章编号**：1005-2763(2026)07-0232-10

Detection Algorithm for Coal Mine Hydraulic Support Protection Plates Based on Improved YOLOv8n

Luo Shi[1,2], *Liang Wei*[2], *Li Yongan*[3,4], *Li Jiahao*[1,2]

(1.College of Safety and Emergency Management and Engineering,
Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi 030600, China;
2.Center of Shanxi Engineering Research for Coal Mine Intelligent Equipment,
Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi 030024, China;
3.College of Mechanical Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi 030024, China;
4.Xinjiang Intelligent Equipment Research Institute, Aksu, Xinjiang 843000, China)

Abstract: To address the problems of low detection accuracy and severe missed detections of small targets for hydraulic support protection plates caused by the complex underground environments of coal mines, an improved YOLOv8n detection algorithm (CMH-YOLO) was proposed. In the CMH-YOLO algorithm, a SPDConv space-to-depth convolution module was first introduced into the shallow network to encode spatial information into the channel dimension, thereby preserving the detailed features of small targets. Subsequently, a lightweight C2f_MSA multi-scale attention module was designed, which integrated the long-range dependency modeling of large-kernel separable attention with the adaptive feature selection of efficient channel attention. This enabled the shallow network to simultaneously capture protection plate features at various distances and scales. To tackle the blurred surface features and partial occlusion of protection plates caused by the highly dusty underground environment, a C2f_DRFE dust-robust feature enhancement module was constructed. This module expanded the receptive field through multi-scale dilated convolutions to acquire information from surrounding unconcluded regions, and worked in tandem

* **收稿日期**：2025-08-11
基金项目：山西省重点研发计划项目(202102100401017)
作者简介：罗实(2001—)，男，四川德阳人，硕士研究生，主要从事图像识别、路径规划等方面的研究。E-mail:842699213@qq.com
通信作者：李永安(1984—)，男，陕西杨凌人，副教授，主要从事煤矿先进掘、支、运机电装备电液控制技术、新型流控元件开发等领域的研究。E-mail:lya1984610@126.com

with deformable convolutions to adaptively avoid dense dust areas. Meanwhile, a BiFPN bidirectional feature pyramid network was introduced to replace the traditional PAN-FPN, which further improved the detection performance of the model. Finally, the Inner-IoU loss function was adopted, utilizing an auxiliary bounding box mechanism to enhance bounding box regression accuracy. Experimental validation was conducted on a coal mine hydraulic support dataset containing 20 045 annotated images. The results show that the $mAP@0.5$, $mAP@0.5:0.95$, precision, and recall of CMH-YOLO reach 97.9%, 81.4%, 93.8% and 94.5%, respectively. Compared with the baseline model YOLOv8n, these metrics are improved by 1.7, 1.8, 2.7, 1.6 percentage points, respectively, successfully maintaining the lightweight nature of the model while enhancing detection accuracy. The proposed algorithm effectively resolves issues such as small target recognition, multi-scale adaptation, and dust interference in extreme environments. It provides a reliable real-time monitoring solution for the safety monitoring of coal mine hydraulic supports, which holds significant engineering value for preventing roof accidents and ensuring miner safety.

Key words: Coal mine safety, Hydraulic support, Protection plate detection, Improved YOLOv8n, Multi-scale attention, Dust-robust feature

0 引言

液压支架作为煤矿综采工作面的关键支护设备,其防护板状态直接关系到顶板支护安全和作业人员生命安全[1]。防护板的损坏、错位或缺失可能导致顶板垮落、煤矸飞溅等严重事故[2]。随着《关于加快煤矿智能化发展的指导意见》的深入实施,通过机器视觉技术实现液压支架防护板状态的自动检测,已成为煤矿智能化建设的重要内容。

目前,煤矿井下的目标检测常用算法有传统目标检测算法和基于卷积神经网络(Convolutional Neural Networks,CNN)的目标检测算法[3]。早期研究主要基于传统图像处理方法,如基于边缘检测的支架姿态识别方法、基于模板匹配的防护板缺失检测算法。这些方法在理想条件下有一定效果,但面对复杂多变的井下环境时鲁棒性较差。

随着深度学习技术的兴起,学者们开始将卷积神经网络应用于综采工作面目标检测中。李伟山等[4]以 Faster R-CNN 为基础,构建了一种金字塔结构的煤矿井下行人检测算法。李娟莉等[5]提出基于改进 SSD 的煤矸快速分选方法,以深度可分离卷积代替主干特征提取网络中的普通卷积,有效降低了模型计算量;同时将 RFB 模块融入 SSD 模型,增强了模型特征提取能力。付燕等[6]使用 YOLOv3 算法设计了一种井下工作人员持续检测系统。任志玲等[7]提出了一种改进的 CenterNet 算法,可对煤矿胶带运输异物进行准确识别。秦宇龙等[8]在 YOLOv5 模型中引入并行空洞卷积模块和联合注意力模块,提出了一种改进 YOLOv5 模型,实现对带式输送机上大块煤的精准检测。寇发荣等[9]提出了一种基于改进 YOLOv8 的煤矿井下无人运输车辆目标检测模型(YOLOv8-CBD),通过融合 CSPConv 模块、BiFPN 网络、Dynamic Head 检测头和 Focaler-IoU 损失函数,在低光照、多粉尘环境下实现了高效精准检测。然而,通过现有研究发现,煤矿井下目标检测研究主要集中在人员检测、煤矸识别及异物检测等领域,针对液压支架防护板状态检测的深度学习方法研究相对匮乏。这一研究空白与液压支架防护板检测的特殊性密切相关:井下光照条件恶劣,粉尘遮挡严重,防护板表面常被煤尘覆盖,导致特征提取困难;工作面空间狭窄,摄像头视角受限,常出现遮挡和视角倾斜问题。

针对煤矿液压支架防护板检测的特殊需求,提出了一种基于改进 YOLOv8n 的 CMH-YOLO 检测算法。

1 YOLOv8 模型

YOLOv8 作为 YOLO 系列的迭代版本,在继承 YOLOv5 优秀特性的基础上,通过优化架构设计显著提升了检测性能。YOLOv8 提供 5 种不同规模的模型变体:YOLOv8n、YOLOv8s、YOLOv8m、YOLOv8l 和 YOLOv8x,可满足从轻量级部署到高精度检测的多样化需求。考虑到井下检测设备的计算资源限制与实时性要求,选择参数量最小的 YOLOv8n 作为基础模型,以兼顾检测精度与推理速度。

YOLOv8n 的网络架构如图 1 所示,其 Backbone 骨干网络延续了 CSP(Cross Stage Partial)设计理念,并将 YOLOv5 中的 C3 模块升级为 C2f 模块。C2f 模块巧妙借鉴了 YOLOv7 中的 ELAN(Efficient Layer Aggregation Network)思想,通过更密集的残差连接和分支结构,在保持网络轻量化的同时获得了更丰富的梯度流信息。骨干网

络末端依然采用 SPPF(Spatial Pyramid Pooling Fast)模块,通过串联 3 个 5×5 的最大池化层完成多尺度特征提取与拼接。

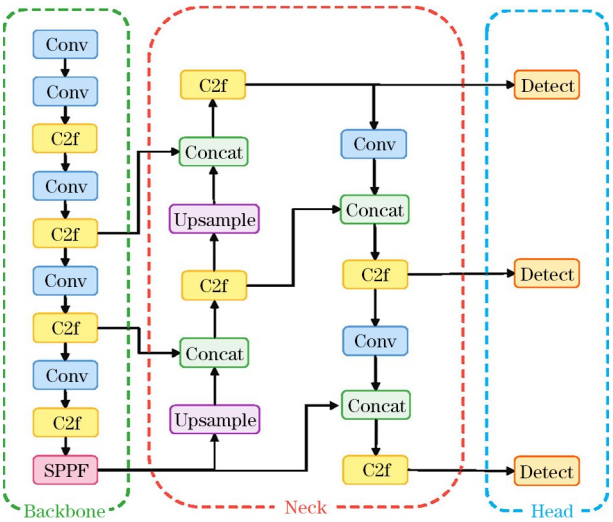


图 1 YOLOv8n 网络架构

Fig.1 Network architecture of YOLOv8n

颈部网络部分采用 PAN-FPN(Path Aggregation Network-Feature Pyramid Network)双向特征融合结构[10-11],通过自顶向下和自底向上的两条路径,充分融合深层语义信息和浅层细节特征。检测头部分采用解耦头(Decoupled Head)设计,将分类和回归任务分离到独立的分支中处理,通过分类-定位联合得分的加权策略优化正负样本分配,提升模型的检测精度。

2 改进 YOLOv8n 模型

为解决井下粉尘环境下防护板部件难以准确检测的问题,在 YOLOv8n 模型基础上进行以下改进:在浅层网络中引入适应小目标检测与低分辨率检测的 SPDConv 模块。设计轻量化 C2f_MSA 多尺度注意力模块,融合大核可分离注意力(LSKA)与高效通道注意力(ECA),以增强浅层网络对不同尺度防护板部件的特征提取能力。构建 C2f_DRFE 粉尘鲁棒特征增强模块,通过多尺度空洞卷积捕获不同感受野的特征,并利用可变形卷积避开粉尘遮挡区域,在深层网络中有效抑制粉尘干扰。引入 BiFPN 双向特征金字塔网络替代传统 PAN-FPN 结构,通过加权特征融合和自顶向下、自底向上的双向信息流动,实现多尺度特征的高效整合。最后,使用 Inner-IoU(IIoU)损失函数替换传统的损失函数。在模型参数量基本不变的情况下,有效提升检测精度。改进的 YOLOv8n 算法(CMH-YOLO)结构如图 2 所示。

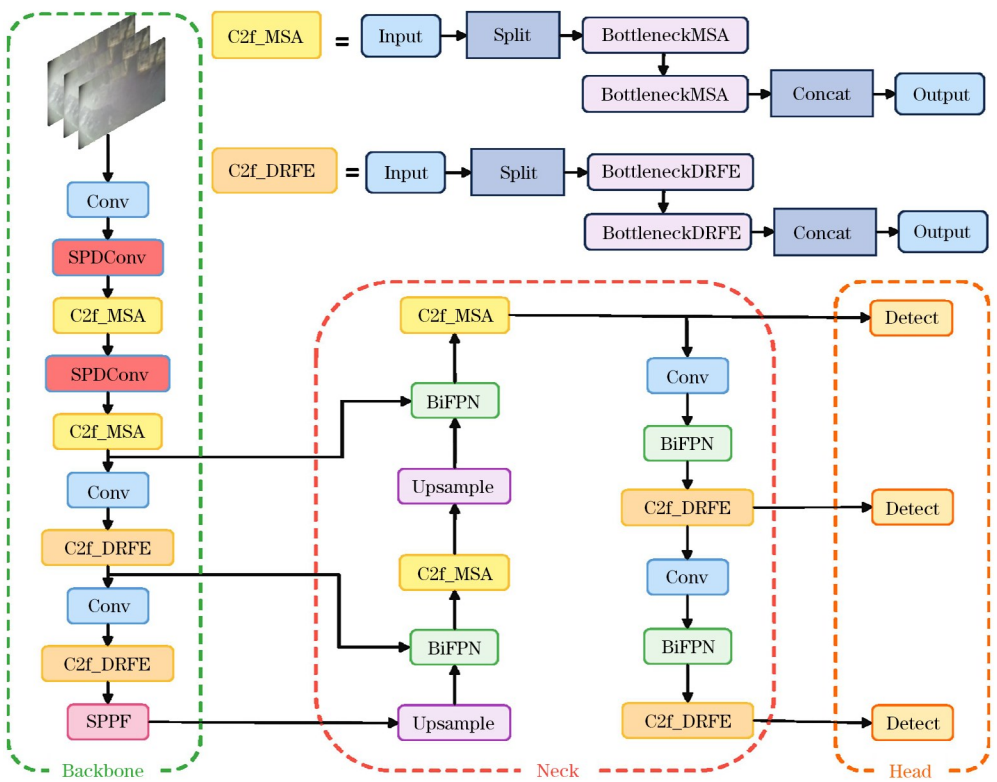


图 2 CMH-YOLO 算法结构

Fig.2 Architecture of the CMH-YOLO algorithm

2.1　SPDConv 空间深度转换卷积模块

在煤矿液压支架防护板检测任务中，井下空间狭窄、摄像头安装位置受限，防护板常以不同尺度出现在图像中。远距离防护板、局部损伤区域及部分遮挡的防护板部件在图像中表现为小目标，给检测带来了巨大挑战。由于传统卷积下采样操作易导致小目标特征严重丢失，而浅层网络需提取边缘、纹理等细节特征，故本文在主干网络浅层（第 1 层和第 3 层）引入 SPDConv（Space-to-Depth Convolution）模块[12]，以增强模型对小目标的检测能力，SPDConv 模块结构如图 3 所示。

SPDConv 通过空间到深度的转换策略，将空间维度的信息编码到通道维度，在降低特征图分辨率的同时，保留更多的细节信息。具体而言，对于输入特征图 $\boldsymbol{X}\in\mathbf{R}^{C\times H\times W}$（$\mathbf{R}$ 表示实数域，C、H、W 分别表示特征图的长度、高度和宽度），首先将其划分为 $s\times s$ 的子块，然后将各子块重排到通道维度，生成 $\boldsymbol{X}'\in\mathbf{R}^{s^2C\times H/s\times W/s}$ 的输出特征图。这种操作确保了下采样过程中没有信息损失，空间信息均被完整地保存在扩展的通道维度中。SPDConv 模块采用 $s=2$ 的设置，SPDConv 与后续的 C2f_MSA 模块形成了有效的协同机制。SPDConv 将空间信息编码到扩展的通道维度后，C2f_MSA 中的 ECA 注意力机制能够自适应地选择最具判别力的通道，而 LSKA 则在保留的高质量空间特征上进行长程依赖建模。这一组合使模型在浅层网络中具备强大的特征提取和选择能力。

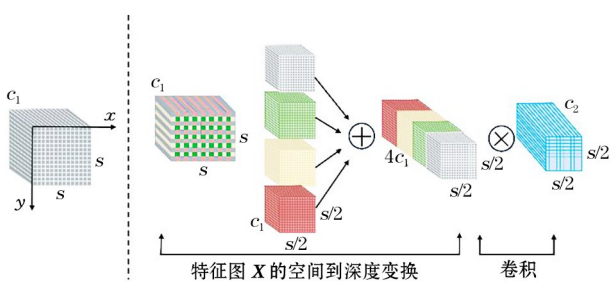


图 3　SPDConv 模块结构

Fig.3　Architecture of SPDConv module

2.2　C2f_MSA 多尺度注意力模块

在煤矿井下环境中，液压支架防护板检测面临着独特挑战：井下光线昏暗且不均匀，导致防护板边缘与纹理特征难以捕获；煤尘覆盖使得防护板表面特征模糊，降低了检测精度；不同位置防护板距离差异大，小尺度目标细节缺失，需要多尺度特征感知。为此，融合 LSKA 大核可分离注意力和 ECA 高效通道注意力机制，增强网络对煤矿场景下防护板特征的提取能力。

2.2.1　大核可分离注意力 LSKA

大核可分离注意力分支采用 LSKA 大核分离卷积[13]捕获长程依赖；结合深度可分离卷积和注意力机制，不仅能保持高效率，还提供了强大的特征提取能力。

LSKA 模块结构如图 4 所示。LSKA 通过将传统的大核卷积分解为级联的水平和垂直 1D 卷积，大幅降低计算复杂度的同时显著扩大了感受野。首先依次通过水平 $1\times(2d-1)$ 和垂直 $(2d-1)\times1$ 的深度卷积（d 为空洞率），分别捕获防护板的横向边缘和纵向结构特征；然后利用水平 $1\times(K/d)$ 和垂直 $(K/d)\times1$ 的空洞深度卷积进一步扩大感受野（K 表示 LSKA 中的大核卷积核尺寸），以跨越煤尘遮挡捕获完整的防护板轮廓；接着通过 1×1 逐点卷积融合 4 个方向的空间特征，并实现跨通道信息交互；最后通过与原始特征的逐元素相乘（Hadamard 积），生成空间注意力权重图，自适应地增强防护板区域的特征响应，同时抑制粉尘、光照不均等背景噪声。这种分解策略将参数复杂度从 $O(K^2)$ 降至 $O(2K)$（$O(\cdot)$ 表示算法参数复杂度的数量级），使得模型能够一次性“看到”整个防护板的全局结构而非局部片段，尤其适用于煤矿场景中防护板尺度变化大、易被遮挡、背景复杂的检测需求，在保证实时性的同时提升检测精度和鲁棒性。

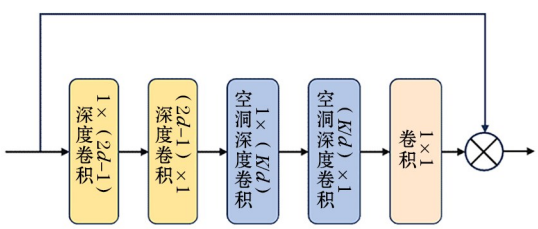


图 4　LSKA 模块结构

Fig.4　Architecture of LSKA module

2.2.2　ECA 高效通道注意力

ECA[14]通过自适应的通道选择机制解决了煤矿昏暗环境下不同特征通道质量参差不齐的问题，其核心是通过全局平均池化获取每个通道的统计信息，然后借助自适应大小的 1D 卷积建模相邻通道间的依赖关系，生成通道权重以选择性地增强有效特征通道（如边缘、纹理），抑制噪声通道。ECA 结构模块如图 5 所示，GAP 为全局平均池化，σ 表示

Sigmoid 激活函数,$\tilde{\boldsymbol{X}}$ 表示经过通道注意力加权后的输出特征图。

$$k=\left|\frac{\log_2 c+1}{\gamma}\right| \tag{1}$$

式中:k 代表卷积核大小;c 为通道数;γ 为缩放因子,用于控制通道数 c 对卷积核大小 k 的影响程度。

在煤矿场景中,由于光照不均和粉尘干扰,某些通道可能主要包含噪声,而另一些通道捕获了防护板金属光泽、规则边缘等的关键特征。ECA 能够自动识别并强化具有强判别性的特征通道,赋予模型关注关键特征的能力,从而在复杂恶劣环境下维持稳定的检测性能。

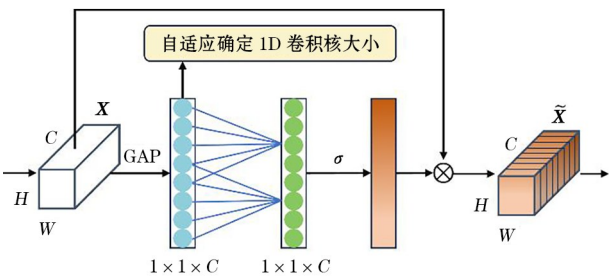


图 5 ECA 模块结构

Fig.5 Architecture of ECA module

2.3 C2f_DRFE 粉尘鲁棒特征增强模块

煤矿井下高粉尘环境对液压支架防护板检测构成了严峻挑战。粉尘颗粒不仅会遮挡防护板表面特征,还会在光线照射下产生散射效应,导致图像对比度下降、边缘模糊。为此,在 YOLOv8n 主干网络的 C2f 结构中引入 DRFE(Dust-Robust Feature Extractor)模块,通过可变形卷积与多尺度空洞卷积的协同作用,显著提升模型在粉尘环境下的检测能力。

2.3.1 多尺度空洞卷积

空洞卷积[15]通过引入空洞率 d 这一参数使得同样尺寸的卷积核获得更大的感受野,多尺度空洞卷积模块结构如图 6 所示。空洞卷积通过在标准卷积核中插入“空洞”(即跳过某些位置的采样),实现了一种稀疏但规律的采样模式。粉尘在图像中往往呈现随机分布的点状或块状遮挡。空洞卷积的稀疏采样降低了采样点同时被粉尘遮挡的概率。即使部分采样点落在粉尘区域,其他采样点仍可能捕获到清晰的防护板特征,从而保持特征提取的有效性。

通过不同空洞率的空洞卷积,可获得更大的感受野。当防护板的局部特征被粉尘遮挡时,模型仍能凭借大感受野捕捉到防护板的全局特征,保障检测的准确性,仍能通过周围未被遮挡的区域推断出完整的结构信息。不同空洞率的空洞卷积能够捕获不同尺度的特征模式。小空洞率($d=2$)保留了对防护板细节纹理的敏感性,而大空洞率($d=4$)则更关注整体轮廓和结构。在粉尘干扰下,这种多尺度特征的互补性显著提升了检测的稳定性。

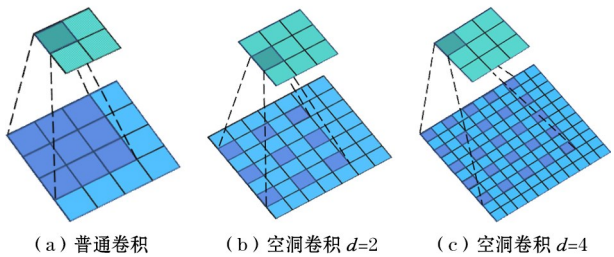


图 6 多尺度空洞卷积模块结构

Fig.6 Architecture of multi-scale dilated convolution module

2.3.2 可变形卷积

可变形卷积[16]模块结构如图 7 所示,图中 N 表示卷积核采样点个数,$2N$ 为这些采样点对应的二维偏移量数量,通过引入偏移量,使得卷积核能够根据异物的具体形状和位置进行自适应调整。当防护板被粉尘遮挡时或者其本身尺度变化较大时,传统卷积难以同时适应这些尺度的变化。而可变形卷积可通过学习偏移量以适应不同尺度下的物体特征,并根据防护板的局部形状动态调整卷积核,捕捉到更多的细节。在检测被粉尘部分遮挡的防护板时,可变形卷积能够自动学习将采样点从粉尘密集区域偏移到相对清晰的区域,主动聚焦于有效特征信息,从而减少漏检和误检的情况。

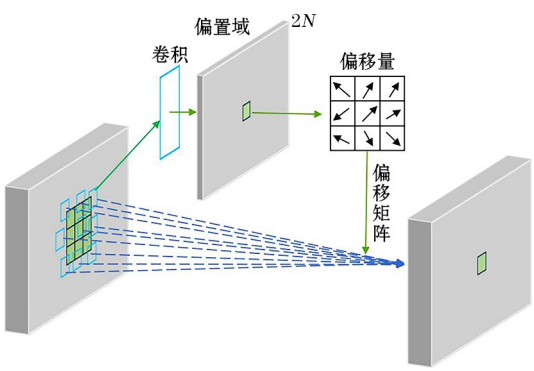


图 7 可变形卷积模块结构

Fig.7 Architecture of deformable convolution module

对于输入特征图上任意一点 p_0,可变形卷积操作表示为:

$$y(p_0)=\sum_{p_n\in R} w(p_n)\cdot x(p_0+p_n+\Delta p_n) \tag{2}$$

式中:$\Delta p_n=(\Delta x_n,\Delta y_n)$ 为学习到的偏移量;p_n 为 3×3 的卷积核内 9 个位置相对于中心点的偏移;R

为卷积核内所有采样坐标的集合；$w(p_n)$ 为卷积核在位置 p_n 处的权重值。

2.4　BiFPN 双向特征金字塔网络

在煤矿液压支架防护板检测中，由于工作面设备运行和摄像头视角变化，防护板会以不同角度出现在图像中。YOLOv8n 中默认的 PAN-FPN 结构虽然具备多尺度特征融合能力，但其固定的特征传递路径与等权重融合方式，难以有效适应防护板在图像中的角度以及尺寸大小变化。

为此，引入 BiFPN[17] 替代原有的 PAN-FPN 结构。BiFPN 双向特征金字塔网络如图 8 所示，图中 P 表示特征金字塔中的特征层级。相比于 PAN-FPN 的单一路径设计，BiFPN 移除了只有单一输入连接的节点，仅保留多输入节点以避免信息丢失；同时，在相同层级的输入和输出节点间增加跳跃连接，以增强层级的特征融合能力。BiFPN 在保留自顶向下传递语义信息、自底向上回传定位信息的基础上，通过额外的连接路径使得各特征层均能接收到来自多个尺度的信息，有助于捕获防护板在不同视角下的形状、尺寸及纹理特征。此外，BiFPN 采用了可学习的权重机制，为每个输入特征分配独立的权重参数，从而灵活控制不同来源特征在融合时的重要程度。

通过这种设计，BiFPN 能够更精确地融合多层级特征信息，显著提升对多角度防护板与损坏防护板的区分检测适应能力，在复杂井下环境中实现更稳健的检测性能。

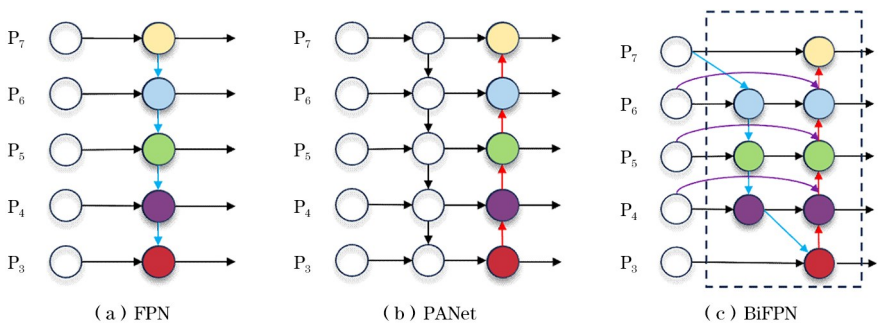


图 8　BiFPN 双向特征金字塔网络

Fig.8　Bidirectional feature pyramid network of BiFPN

2.5　损失函数优化

YOLOv8n 的检测损失主要由边界框回归损失、分类损失和分布焦点损失组成，其中边界框回归中的 IoU 项采用 CIoU[18]。CIoU 在 IoU 基础上引入中心点距离和长宽比一致性约束，能够同时考虑重叠区域、中心距离和形状比例，其计算公式如下：

$$L_{\mathrm{CIoU}}=1-IoU+\frac{\rho^2(b,b^{\mathrm{gt}})}{l^2}+\alpha v \tag{3}$$

$$\alpha=\frac{v}{(1-IoU)+v} \tag{4}$$

$$v=\frac{4}{\pi^2}\left(\arctan\frac{w^{\mathrm{gt}}}{h^{\mathrm{gt}}}-\arctan\frac{w}{h}\right)^2 \tag{5}$$

式中：L_{CIoU} 表示 CIoU 对应的损失函数；b 和 b^{gt} 分别表示预测框和真实框的中心点；ρ 表示两个中心点之间的欧氏距离；l 表示同时包含预测框和真实框的最小外接矩形的对角线长度；α 表示权重参数；v 表示长宽比的一致性；w^{gt} 和 h^{gt} 分别表示真实框的宽度和高度；w 和 h 表示预测框的宽度和高度。

然而，当预测框与真实框不重叠时，IoU 项难以提供有效的重叠梯度，回归过程主要依赖中心距离项，梯度信息相对单一，收敛效率可能受限。同时，CIoU 基于原始预测框和真实框计算损失，难以根据不同质量样本自适应调节梯度贡献，对小目标和高精度定位场景中的边界偏差较为敏感。为进一步提升边界框回归精度，本文引入 Inner-IoU (IIoU)[19] 损失函数(L_{IIoU})，其具体公式如下：

$$L_{\mathrm{IIoU}}=1-IIoU+\frac{\rho^2(b,b^{\mathrm{gt}})}{l^2}+\alpha v \tag{6}$$

$$IIoU=\frac{\bigcap(B^{\mathrm{aux}},B^{\mathrm{gt,aux}})}{\bigcup(B^{\mathrm{aux}},B^{\mathrm{gt,aux}})} \tag{7}$$

$$B^{\mathrm{aux}}=(x,y,ratio*w,ratio*h) \tag{8}$$

$$B^{\mathrm{gt,aux}}=(x^{\mathrm{gt}},y^{\mathrm{gt}},ratio*w^{\mathrm{gt}},ratio*h^{\mathrm{gt}}) \tag{9}$$

$$\alpha=\frac{v}{(1-IIoU)+v} \tag{10}$$

式中：(x,y) 和 $(x^{\mathrm{gt}},y^{\mathrm{gt}})$ 分别表示预测框和真实框的中心点坐标。通过比例因子 $ratio$ 对预测框和真实框的宽度和高度进行缩放，构造辅助边界框 B^{aux} 和 $B^{\mathrm{gt,aux}}$，用于计算 L_{IIoU}。

该方法通过缩放因子 $ratio$ 构造预测框和真实框的辅助边界框，并基于辅助框计算 IoU 项，从而

在不显著增加计算量的情况下增强样本梯度调节能力。本文设置 $ratio=0.7$,使模型更加关注目标中心区域,提高防护板目标的定位精度。

3 试验结果与分析

3.1 试验环境及评价指标

本试验在云计算平台 AuToDL 进行。硬件环境采用 Intel Xeon Platinum 8470Q 处理器,NVIDIA vGPU 型 GPU,运行内存 48 G。软件方面,使用 PyTorch 2.0.0+cu118 深度学习框架,Python 3.8.10,CUDA 11.8。

训练过程采用了如下超参数配置:迭代轮数设定为 100 轮,批次大小为 8,学习速率最终值设置为 0.01,优化算法的正则化系数为 0.000 5。试验使用开源地下长壁采矿工作面的图像数据集 DsLMF+[20]。该数据集包含 20 045 张不同角度煤矿场景液压支架防护板图片,部分试验样本图像如图 9 所示。标注类别共 9 种,分别为液压支架护板 90°、液压支架护板 60°至 90°、液压支架护板 0°至 30°、液压支架护板 90°至 120°、液压支架护板 30°至 60°、液压支架护板 0°、液压支架护板异常、采煤机、液压支架护板 90°异常。最终按 8∶2 的比例将样本分为训练集和验证集。

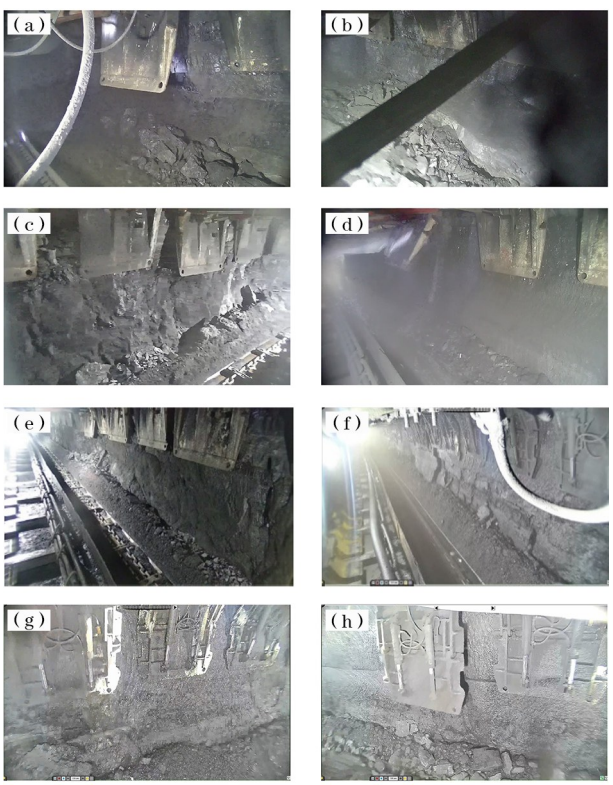


图 9 部分试验样本图像

Fig.9 Part of the test sample images

选取精确率(P)、召回率(R)、平均精度均值 $mAP@0.5$、$mAP@0.5:0.95$ 四种评价指标对改进后的模型进行评价。此外,使用参数量(P')、GFLOPs(十亿次浮点运算)来评估模型的复杂性和推理速度。

精确率表示预测为正确的样本中实际正确的比例,其计算公式为:

$$P=\frac{TP}{TP+FP} \tag{11}$$

召回率是指被正确判定为正类的样本数目除以实际正类样本总数所得的比值,其计算公式为:

$$R=\frac{TP}{TP+FN} \tag{12}$$

式中:TP 代表被模型准确识别为正类的样本数;FP 代表实际为负类但被误判为正类的样本数;FN 代表实际为正类却被漏检的样本数。

平均精度均值(mAP)可衡量模型在所有类别上的综合检测性能。$mAP@0.5$ 是指在目标检测任务中,当 IoU 阈值设定为 0.5 时,计算出的所有类别的平均精度。其中,$AP@0.5$ 是指当混淆矩阵的 IoU 的阈值取 0.5 时,针对某一类样本的平均精度,其计算公式如下:

$$mAP@0.5=\frac{1}{c}\sum_{k=1}^{C}AP@\ 0.5_k \tag{13}$$

$$AP@0.5=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}p_i \tag{14}$$

$mAP@0.5:0.95$ 是更加严格的评价指标。与单一阈值的 $mAP@0.5$ 不同,$mAP@0.5:0.95$ 在 IoU 阈值从 0.5 到 0.95 的区间内,以 0.05 为步长,共计算 10 个不同阈值下的 mAP 值,然后取平均值。

参数量(P')表示模型中所有可训练参数的总数。GFLOPs 反映模型推理时所需的计算量,影响推理速度。参数量小,模型占用内存少,适合边缘设备部署;GFLOPs 低,推理速度快,实时性好。

3.2 试验对比

3.2.1 不同检测算法性能对比

为验证 CMH-YOLO 算法的有效性,将其与当前主流的目标检测算法进行对比,包括 YOLOv8 系列、YOLOv9、YOLOv11、RT-DETR 等模型。所有模型在相同的数据集和环境下训练 100 轮,对比试验结果见表 1。

表 1 各检测算法性能对比试验结果

Table 1 Results of the comparison test of each detection algorithm

模型	$mAP@0.5/\%$	$mAP@0.5{:}0.95/\%$	$P/\%$	$R/\%$	$P'/(\times10^6)$	$GFLOPs$
YOLOv5n	94.3	78.8	90.2	91.1	2.51	7.2
YOLOv8n(基准模型)	96.2	79.6	91.1	92.9	3.01	8.2
YOLOv8s	96.8	80.2	92.3	93.1	11.20	28.6
YOLOv9c	96.5	79.9	91.9	92.3	22.50	103.7
YOLOv10n	95.9	79.3	90.8	92.5	2.71	8.4
YOLOv11n	96.4	79.7	91.4	92.1	2.59	6.4
RT-DETR	96.1	79.4	90.9	91.7	30.90	108.0
CMH-YOLO	97.9	81.4	93.8	94.5	3.39	8.9

从表 1 可以看出,CMH-YOLO 在各项指标上均取得了优异性能,其 $mAP@0.5$ 达到 97.9%,相比基准模型 YOLOv8n 提升 1.7 个百分点;$mAP@0.5{:}0.95$ 达到 81.4%,较 YOLOv8n 提升 1.8 个百分点,在已有较高基准上实现了稳健且显著的性能提升。同时,精确率达到 93.8%,召回率达到 94.5%,相比 YOLOv8n 分别提升 2.7 个百分点和 1.6 个百分点,表明模型在保持高精度的同时,有效提高了目标检出率。

3.2.2 消融试验

为验证 CMH-YOLO 中各改进模块的有效性,设计了详细的消融试验。以 YOLOv8n 为基准模型,逐步添加各个改进模块,以分析每个模块对模型性能的具体贡献。所有试验均在相同的数据集和环境下进行,训练 100 轮,消融试验结果见表 2。

表 2 消融试验结果

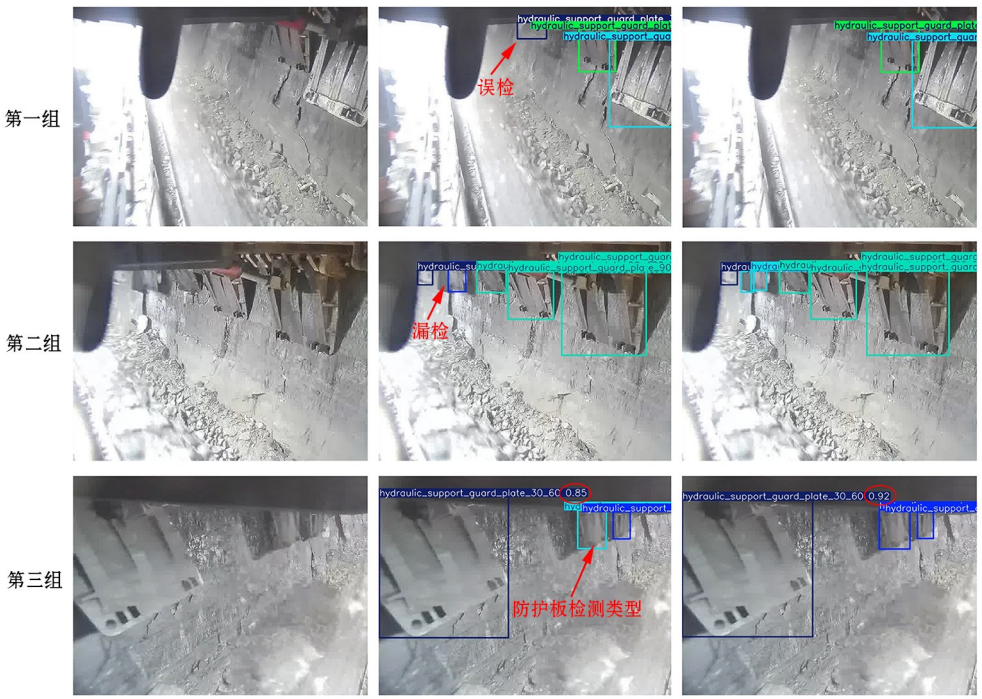
Table 2 Ablation test results

SPDConv	C2f_MSA	C2f_DRFE	BiFPN	IIoU($ratio=0.7$)	$mAP@0.5/\%$	$mAP@0.5{:}0.95/\%$	$P'/(\times10^6)$
×	×	×	×	×	96.2	79.6	3.01
√	×	×	×	×	96.5	80.1	3.08
√	√	×	×	×	96.9	79.8	2.96
√	√	√	×	×	97.3	80.7	3.20
√	√	√	√	×	97.6	81.1	3.39
√	√	√	√	√	97.9	81.4	3.39

由表 2 可知,引入 SPDConv 后,相较于基准模型 YOLOv8n,$mAP@0.5$ 提升 0.3 个百分点,$mAP@0.5{:}0.95$ 提升 0.5 个百分点,参数量增加 0.07×10^6。该模块通过空间到深度的转换策略,有效保留了采样过程中的细节信息。相较于 SPDConv,引入轻量化 C2f_MSA 模块后,$mAP@0.5$ 进一步提升 0.4 个百分点,$mAP@0.5{:}0.95$ 降低 0.3 个百分点,同时参数量减少 0.12×10^6,表明该模块在增强特征表达能力的同时优化了模型结构,实现了轻量化。相较于 C2f_MSA,引入 C2f_DRFE 粉尘鲁棒特征增强模块后,$mAP@0.5$ 提升 0.4 个百分点,$mAP@0.5{:}0.95$ 提升 0.9 个百分点,由于引入空洞卷积和可变形卷积导致参数量增加 0.24×10^6。相较于 C2f_DRFE,采用双向特征金字塔网络 BiFPN 后,$mAP@0.5$ 提升 0.3 个百分点,$mAP@0.5{:}0.95$ 提升 0.4 个百分点,参数量增加 0.19×10^6,BiFPN 有效改善了多尺度特征融合效果。相较于 BiFPN,引入 IIoU 损失函数后,$mAP@0.5$ 提升 0.3 个百分点,$mAP@0.5{:}0.95$ 提升 0.3 个百分点,参数量保持不变,该损失函数优化了边界框回归的训练过程。

3.2.3 可视化对比

在煤矿井下场景中,CMH-YOLO 与 YOLOv8n 的检测效果对比如图 10 所示。从图 10 中可以看出,第一组对比显示,受光线与粉尘影响,YOLOv8n 的检测置信度下降,出现液压支架防护板误检情况;而 CMH-YOLO 凭借 C2f_DRFE 模块的粉尘鲁棒特征,实现了在复杂环境中的准确检测。第二组对比显示,针对图像远处的小尺寸防护板,YOLOv8n 出现了漏检;而 CMH-YOLO 得益于 SPDConv 和多尺度注意力机制,成功检测出漏检目标。第三组对比显示,由于 CMH-YOLO 引入双向特征金字塔网络 BiFPN 与 IIoU 损失函数,对于不同角度的防护板表现出更好的检测性能,能够准确识别 30°、60°、90°等不同角度的防护板类型,且其置信度更高。



(a)原始图像 (b)YOLOv8n 检测图像 (c)CMH-YOLO 检测图像

图 10 模型检测结果优化对比

Fig.10 Optimization comparison of model detection results

4 结论与展望

针对煤矿井下液压支架防护板检测面临的复杂环境挑战,本文提出了一种改进 YOLOv8n 检测算法 CMH-YOLO,得出的主要结论如下。

(1)在浅层网络引入 SPDConv,并设计了轻量化 C2f_MSA 多尺度注意力模块,通过融合大核可分离注意力和高效通道注意力,有效增强了浅层网络对不同尺度防护板特征的感知能力。试验表明,SPDConv 使 $mAP@0.5$ 提升 0.3 个百分点;在此基础上,添加 C2f_MSA 后,$mAP@0.5$ 进一步提升 0.4 个百分点,参数量减少 0.12×10^6,在保持模型轻量化的同时改善了多尺度目标的检测效果。

(2)构建了 C2f_DRFE 粉尘鲁棒特征增强模块,采用多尺度空洞卷积和可变形卷积相结合的策略,显著提升了模型在高粉尘环境下的检测性能,有效解决了粉尘遮挡导致的漏检与误检问题。

(3)引入 BiFPN 双向特征金字塔网络替代传统 PAN-FPN 结构,通过加权特征融合机制实现了不同尺度特征的高效整合。同时采用 IIoU 损失函数优化边界框回归,进一步提升了检测精度。

(4)在包含 20 045 张标注图像的煤矿液压支架数据集上进行了试验验证,CMH-YOLO 算法的 $mAP@0.5$ 达到 97.9%、$mAP@0.5:0.95$ 达到 81.4%、精确率达到 93.8%,召回率达到 94.5%,较基准模型 YOLOv8n 分别提升 1.7 个百分点、1.8 个百分点、2.7 个百分点和 1.6 个百分点。

尽管 CMH-YOLO 算法取得了良好的检测效果,但仍存在一定局限性:在极端浓度粉尘环境下的检测性能有待进一步提升。未来研究将重点关注:(1)探索更强的粉尘去除和图像增强技术,进一步提升恶劣环境下的检测能力;(2)研究基于时序信息的视频检测方法,利用帧间信息提高检测稳定性;(3)结合深度信息和多传感器融合,实现更全面的防护板状态评估。

本文提出的 CMH-YOLO 算法为煤矿液压支架防护板的智能检测提供了有效的技术方案,对推进煤矿智能化建设、保障煤矿安全生产具有重要的理论意义和实用价值。

参考文献(References):

[1] 王国法,徐亚军,张金虎,等.煤矿智能化开采新进展[J].煤炭科学技术,2021,49(1):1-10.
Wang Guofa, Xu Yajun, Zhang Jinghu, et al. New development of intelligent mining in coal mines[J]. Coal Science and Technology,2021,49(1):1-10.

[2] 袁亮,姜耀东,何学秋,等.煤矿典型动力灾害风险精准判识及监控预警关键技术研究进展[J].煤炭学报,2018,43(2):306-318.

Yuan Liang, Jiang Yaodong, He Xueqiu, et al. Research progress of precise risk accurate identification and monitoring early warning on typical dynamic disasters in coal mines[J]. Journal of China Coal Society,2018,43(2):306-318.

[3] 刘贝.矿井人员目标检测与跟踪研究[D].西安:西安科技大学,2020.
Liu Bei. Research on target detection and tracking of mine pedestrian[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology,2020.

[4] 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 Weishan, Wei Chen, Wang Lin. Improved Faster RCNN approach for pedestrian detection in underground coal mine [J]. Computer Engineering and Applications,2019,55(4):200-207.

[5] 李娟莉,魏代良,李博,等.基于深度学习轻量化的改进 SSD 煤矸快速分选模型[J].东北大学学报(自然科学版),2023,44(10):1474-1480.
Li Juanli, Wei Dailiang, Li Bo, et al. Improved SSD rapid separation model of coal gangue based on deep learning and light-weighting[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science),2023,44(10):1474-1480.

[6] 付燕,窦晓熠,叶鸥.基于 YOLO 的井下人员速度测量方法研究[J].煤炭工程,2022,54(2):160-165.
Fu Yan, Dou Xiaoyi, Ye Ou. A measurement method of underground workers speed based on YOLO[J]. Coal Engineering,2022,54(2):160-165.

[7] 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.
Ren Zhiling, Zhu Yancun. Research on foreign objects detection of coal mine belt transportation with improved CenterNet algorithm[J]. Control Engineering of China, 2023,30(4):703-711.

[8] 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 Yulong, Cheng Jiming, Ren Yige, et al. Large coal detection for belt conveyors based on improved YOLOv5[J]. Journal of Mine Automation,2024,50(2):57-62+71.

[9] 寇发荣,吕庚毅,谢伟华,等.基于改进 YOLOv8 的煤矿井下无人运输车辆目标检测研究[J].煤炭学报,2025,50(增刊2):1414-1427.
Kou Farong, Lyu Gengyi, Xie Weihua, et al. Research on target detection of unmanned vehicles in coal mines based on improved YOLOv8[J]. Journal of China Coal Society,2025, 50(Suppl.2):1414-1427.

[10] Lin T Y, Dollar P, Girshick R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE,2017:2117-2125.

[11] Liu S, Qi L, Qin H F, et al. Path aggregation network for instance segmentation [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: IEEE,2018:8759-8768.

[12] Sunkara R, Luo T. No more strided convolutions or pooling: a new CNN building block for low-resolution images and small objects [C]//Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. Cham: Springer,2023: 443-459.

[13] Lau K W, Po L M, Rehman Y A U. Large separable kernel attention: rethinking the large kernel attention design in CNN [J]. Expert Systems with Applications, 2024, 236:121352.

[14] Wang Q L, Wu B, Zhu P, et al. ECA-Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks [C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE, 2020: 11531-11539.

[15] Yu F, Koltun V. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions [C]//International Conference on Learning Representations. San Juan: ICLR,2016.

[16] Dai J F, Qi H Z, Xiong Y W, et al. Deformable convolutional networks [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Venice: IEEE, 2017:764-773.

[17] Tan M, Pang R, Le Q V. EfficientDet: scalable and efficient object detection[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE,2020:10781-10790.

[18] 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. New York: AAAI Press,2020:12993-13000.

[19] Zhang H, Xu C, Zhang S J. Inner-IoU: more effective intersection over union loss with auxiliary bounding box [EB/OL]. (2023-11-05)[2025-08-10]. https://arxiv.org/abs/2311.02877.

[20] Yang W J, Zhang X H, Ma B, et al. An open dataset for intelligent recognition and classification of abnormal condition in longwall mining[J]. Scientific Data, 2023, 10 (1):416.