

基于改进YOLOv8网络的大块煤检测模型

马 迅¹, 朱 浩¹, 陈 赞¹, 李腾飞², 芦碧波², 刘凯强³

(1. 河南能源化工集团永煤公司, 河南永城 476600; 2. 河南理工大学 计算机科学与技术学院;
3. 河南理工大学 物理与电子信息学院, 河南焦作 454003)

摘 要: 针对井下大块煤检测模型存在的精度低、部署困难等问题, 提出一种基于ANC-YOLOv8的大块煤检测模型。为避免环境中灰尘严重干扰检测结果的情况, 模型引入ADown模块替换Conv, 提高特征提取能力; 在主干网络中增加NAM注意力机制, 增强显著特征的表现能力, 以区别煤流与大块煤, 从而解决煤流遮挡大块煤阻碍检测的问题; 利用GhostConv优化C2f结构, 设计C2fGC结构, 以消除冗余、减少参数量。实验结果表明, 与YOLOv8相比, ANC-YOLOv8的mAP50提高了3.3%, 达到97.2%; 参数量减少了31.9%, 达到2.05 M; 权重文件减少了30.6%, 达到4.3 MB; GFLOPs减少了15.9%, 达到6.9。同时, ANC-YOLOv8的mAP50高于YOLOv5、YOLOv6与YOLOv10, 参数量、权重文件、GFLOPs也优于其他模型。ANC-YOLOv8可有效提高大块煤检测精度, 并且降低模型参数量, 为大块煤智能检测提供了技术参考。

关键词: 目标检测; 大块煤; YOLOv8; NAM注意力机制

DOI: 10. 11907/rjtk. 241921

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2026)002-0180-06

扫描二维码阅读全文:



Large Block Coal Detection Model Based on Improved YOLOv8 Network

MA Xun¹, ZHU Hao¹, CHEN Zan¹, LI Tengfei², LU Bibo², LIU Kaiqiang³

(1. Yongmei Company, Henan Energy Group, Yongcheng 476600, China;

2. School of Computer Science and Technology, Henan Polytechnic University;

3. School of Physics and Electronic Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China)

Abstract: In order to solve the problems of low accuracy and difficult deployment of underground large block coal detection model, a large block coal detection based on ANC-YOLOv8 is proposed. Aiming at the problem that dust in the environment seriously interferes with the detection results, the model introduces the ADown module to replace Conv to improve the feature extraction capability. To address the problem that coal flow obscures large block coal to hinder detection, the model adds the NAM attention to the backbone network to enhance the performance ability of significant features, and distinguish large block coal from coal flow. Regarding the problem of excessive amount of model parameters and difficulty in deployment, the model uses GhostConv to optimize the C2f structure and design the C2fGC structure to eliminate redundancy and reduce the number of parameters. The experimental results show that compared with YOLOv8, the mAP50 of ANC-YOLOv8 is increased by 3.3% to 97.2%, the amount of parameters is reduced by 31.9% and then reaches 2.05M, the weight file size reduced by 30.6% to only 4.3MB, and the GFLOPs decreased by 15.9% to 6.9. Meanwhile, the mAP50 of ANC-YOLOv8 is higher than that of YOLOv5, YOLOv6, and YOLOv10, and the number of parameters, weight files, and GFLOPs are lower than those of other models. The ANC-YOLOv8 improves the accuracy of large block coal detection and reduces the number of model parameters, providing a technical reference for the intelligent detection of large block coal.

Key Words: object detection; large block coal; YOLOv8; NAM attention mechanism

收稿日期: 2024-12-05

基金项目: 河南省高等学校重点科研项目 (24B520013)

作者简介: 马迅(1986-), 男, 河南能源化工集团永煤公司工程师, 研究方向为煤矿智能化与信息化; 朱浩(1985-), 男, 河南能源化工集团永煤公司工程师, 研究方向为机电管理与信息化; 陈赞(1996-), 男, 河南能源化工集团永煤公司工程师, 研究方向为机电管理与信息化; 李腾飞(1997-), 男, 河南理工大学计算机科学与技术学院硕士研究生, 研究方向为图像处理与视频分析; 芦碧波(1978-), 男, 博士, 河南理工大学计算机科学与技术学院教授、硕士生导师, 研究方向为人工智能及视频分析; 刘凯强(2002-), 男, 河南理工大学物理与电子信息学院学生, 研究方向为图像处理与视频分析。本文通讯作者: 李腾飞。

0 引言

煤矿在全国能源结构和一次能源消费中占有重要比例,但是我国绝大多数煤矿具有地质条件复杂、开采难度大、分布面广等特点。在煤矿开采难度大和需求量旺盛双重因素的影响下,煤矿企业不断增加综采工作面高度以提高采煤量,因而导致煤壁片帮、垮落现象频繁出现,大块煤出现的概率直线上升^[1]。大块煤极易堵塞煤流,降低生产效率,并且容易磨损甚至破坏传送带,降低传送带的使用寿命,极端情况下甚至可能脱离传送带造成人员伤亡。因此,传送带上的大块煤严重阻碍了煤矿的日常生产。企业发现大块煤后可以通过人工或遥控等方式利用破碎装置破坏大块煤,以确保安全生产,消除安全隐患。但是由于综采面多、开采时间长、煤流遮挡、井下灰尘严重等原因,如何发现大块煤成为一个棘手的问题。随着人工智能技术的发展,智能视频监控系统也得到了广泛应用,人们开始应用视频监控系统实现对煤流的长期监控,以寻找其中的大块煤,从而保障生产安全。

1 相关研究

物体检测算法是煤矿视频分析中的关键技术,分为一阶段算法和二阶段算法^[2]。一阶段算法是以YOLO(You Only Look Once)为代表的基于候选框的目标检测算法,二阶段算法是以RCNN(Region Convolutional Neural Networks)为代表的基于回归的目标检测算法。YOLO算法自问世以来持续更新,不断优化,性能已经超过多数二阶段算法,因此被广泛应用于大块煤检测。徐慈强等^[3]使用MobileNetV3、EMA、SiLU损失函数改进YOLOv5,提出MES-YOLOv5s网络模型用于综采工作面大块煤检测。吴利刚等^[4]利用自适应直方图均衡化与Mosaic进行图像增强处理,并且引入Ghost Net与CBAM改进YOLOv5网络框架,最后使块煤检测精度提升了0.91%,实时监测效率提升了38.05%。钱建生等^[5]通过开展多种边缘检测算子实验,得出灰度空间极值法能够更好地完成煤块边缘检测任务。秦宇龙等^[6]利用并行空洞卷积与联合注意力模块优化YOLOv5,用于带式输送机大块煤检测。边铁山等^[7]在YOLOv5中增加SE模块后,提高了网络对锚杆、大块煤等异物的检测精度。杜京义等^[8]针对煤矿带式输送机异物检测速度慢的问题,利用深度可分离卷积等对YOLOv3进行改进,使模型检测速度提高了16倍。白莹等^[9]将YOLOv4算法与传统算法相结合,综合使用感兴趣区域绘制、小波去噪、帧间差分等技术,设计了一种皮带安全检测系统,可实现皮带上的异物检测和皮带跑偏检测。芦碧波等^[10]使用ShuffleNetv2改进YOLOv5算法用于井下人员目标检测,模型精确率达到98.6%。油亚鹏等^[11]针对大块煤与散煤难

以准确区分的问题,通过改进输入端的图片尺寸、增加坐标注意力机制、移除小目标检测层等方式对YOLOv8进行改进,以提高大块煤的检测精度。于涛^[12]为了提高大块煤识别的准确率,使用透视变换对图像进行坐标矫正,并且利用GSConv卷积、VOVGSCSP模块对YOLOv5进行改进,提出一种大块煤识别方法。程德强等^[13]利用残差块作为基本特征提取单元,采用交叉学习机制和特征拼接方法融合不同尺度的特征信息,设计了一种融合残差信息的轻量级网络,可实现大块煤、锚杆等异物检测。

河南能源化工集团永煤公司新桥煤矿为国家首批智能化示范建设煤矿、河南省首座“5G+智慧煤矿”。该煤矿在现有视频监控系统的基础上部署检测模型,实现大块煤实时检测。在项目实施过程中发现,由于煤流遮挡、灰尘严重等原因,大块煤检测精度过低,无法满足要求。此外,物体检测模型也存在参数量过大、部署困难的问题。由于现有网络模型无法满足实际需求,本文对YOLOv8改进后提出ANC-YOLOv8(ADown-NAM-C2fGC-YOLOv8)网络模型。

2 ANC-YOLOv8网络模型

2.1 YOLOv8网络

发布于2023年的YOLOv8网络具有分类、检测、分割、跟踪等多种功能,可满足不同的实际需求^[14]。在输入端,YOLOv8使用Mosaic数据增强技术将4张图片裁剪缩放拼接成一张图片后输入网络,以丰富单张图片的特征提取信息^[15]。在主干网络部分,通过大量采用轻量化的C2f(Faster Implementation of CSP Bottleneck with 2 convolutions)模块,以丰富网络特征提取信息。在颈部网络部分,采用PANet(Path Aggregation Network)结构融合多尺寸目标信息,以实现特征融合^[16]。在检测头部分,网络利用解耦头实现分类与边界框回归。分类损失函数是二元交叉熵损失函数,边界框回归损失函数由CIoU Loss^[17]与Distribution Focal Loss^[18]组成。标准的YOLOv8模型在多个数据集上都取得了较好效果,但是用于大块煤检测时,由于井下条件复杂,导致模型的检测精度低,而且参数量大,部署困难,无法满足实际需求。YOLOv8用于检测任务时,具有n、s、m、l、x 5个版本,其中YOLOv8n模型参数量最小,适合部署应用。因此,本文以YOLOv8n为基线模型开展研究。

2.2 改进检测网络

本文对YOLOv8改进后提出ANC-YOLOv8网络模型。首先,模型利用特征提取能力更强的ADown模块替换原YOLOv8主干与特征融合部分的大量Conv,强化网络整体性能,并且保留前两个Conv,以防止大块煤原始特征丢失。其次,在主干网络SPPF模块之前增加NAM(Normalization-based Attention Module)注意力机制,从而区分特征信息。ANC-YOLOv8利用ADown与Conv提取到丰富的特征信息,经过NAM注意力机制后抑制其中的不显著特征,实现

信息区分。最后,本文利用GhostConv改进C2f后提出一种轻量化结构C2fGC,并且将原模型颈部网络的C2f全部替

换为C2fGC,从而减少网络参数量。ANC-YOLOv8具体网络结构如图1所示。

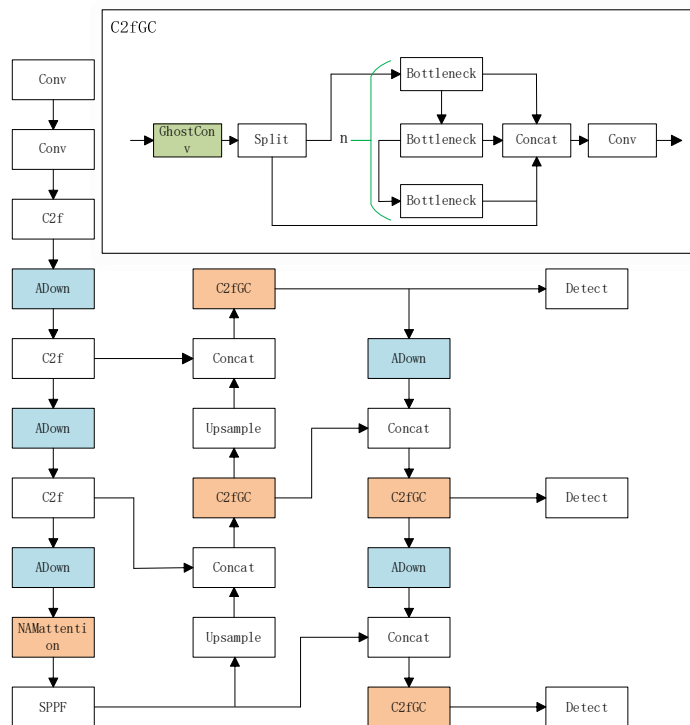


Fig. 1 ANC-YOLOv8 network structure

图1 ANC-YOLOv8网络结构

2.2.1 ADown 模块引入

在煤流运输过程中,煤碳之间极易发生相对位移,激起煤流之间的灰尘。大量灰尘悬浮在空中,并且长期停留,使得环境的能见度降低。受灰尘的影响,大块煤与外界环境的边缘模糊不清,而且大块煤本身的纹理特征也被灰尘干扰,导致目标检测精度下降。YOLOv8中大量使用Conv进行特征提取,但是Conv提取到的信息单一,且特征提取能力差。因此,本文引入ADown模块替换Conv模块,以强化特征信息的提取,降低环境中灰尘的干扰^[19]。ADown模块由全局平均池化、全局最大池化、Conv拼接形成,具体结构如图2所示。特征图进入ADown模块后,首先通过全局平均池化减少参数量,并防止模型过拟合。其次,

利用Chunk操作将特征图沿通道方向分为两部分:一部分利用全局最大池化将特征图宽高减半,保留大块煤显著特征,之后通过PConv改变通道数,再次进行特征提取;另一部分通过3*3Conv实现原始特征提取,同时改变通道数,并使宽高减半。最后,模块将两部分特征图在通道方向进行拼接,该操作可使模块同时保留原始特征与显著特征。ADown模块利用最大池化强化了关键特征的提取,特征提取能力优于普通Conv,且该模块既可使特征图的宽高减半,又可改变通道数,与YOLOv8中Conv实现的功能相似。因此,本文利用ADown替换YOLOv8中的多数Conv,以提升网络整体性能。

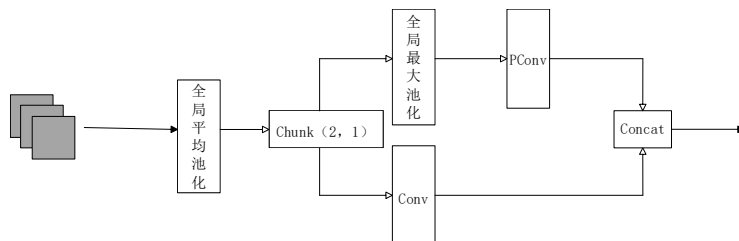


Fig. 2 ADown module

图2 ADown模块

2.2.2 NAM 注意力机制嵌入

大块煤具有颜色特征、纹理特征、空间特征等多种特征,但是其中大多数特征与煤流的特征信息高度一致。大块煤与普通煤碳最大的区别是体积。当煤流量大时,大块

煤极易被煤流遮挡,仅使大块煤局部可见,无法得知其实际体积,并且可见部分的特征信息又与煤流信息相似,导致物体检测模型检测大块煤时精度下降。为了解决煤流遮挡大块煤影响物体检测的问题,本文在YOLOv8网络中

增加了NAM注意力机制^[20]。NAM注意力机制通过贡献因子抑制大块煤与煤流相似度较高的特征信息,并突出大块煤本身具有的显著特征,实现前后背景区分。在YOLOv8的主干网络上,最后一个C2f结构的位置是参数量最多的部分,本文使用NAM注意力机制取代此C2f结构,既能区别各个特征,又可精简参数。

NAM是一种基于归一化的注意力机制,利用权值的贡献因子抑制不显著的特征,提升模型性能。模块总体上是一个残差结构,特征图先经过通道注意力子模块,再经过空间注意力子模块,最后与原始特征图相乘得到结果。通道注意力子模块利用BN(Batch Normalization)缩放因子中值的大小反映通道的重要性。缩放因子是BN的方差,如公式(1)所示。缩放因子越大表示变化越大,重要性越高。

$$BN_{out} = BN(B_{in}) = \gamma \frac{B_{in} - \mu_B}{\sqrt{\sigma_B^2 + \varepsilon}} + \beta \quad (1)$$

式中, μ_B 、 σ_B 表示小批量B的平均值和标准差, γ 、 β 表示可训练的仿射变换参数, ε 表示趋近于0的量。空间注意力子模块通过像素归一化评估权重的重要性。通过将BN中的缩放因子应用于空间维度实现像素归一化。通道注意力子模块结构如图3与公式(2)所示,空间注意力子模块结构如图4与公式(4)所示。公式(2)中 W_γ 的计算方式如公式(3)所示,公式(4)中 W_λ 的计算方式如公式(5)所示。为降低非关键权重的影响,在损失函数中增加正则化项,损失函数如公式(6)所示。其中, x 为输入, y 为输出, W 为网络权值, g 为 L_1 范数。

$$M_c = \text{sigmoid}(W_\gamma(BN(F_1))) \quad (2)$$

$$W_\gamma = \frac{\gamma_i}{\sum_{j=0} \gamma_j} \quad (3)$$

$$M_s = \text{sigmoid}(W_\lambda(BN(F_2))) \quad (4)$$

$$W_\lambda = \frac{\lambda_i}{\sum_{j=0} \lambda_j} \quad (5)$$

$$\text{Loss} = \sum_{(x,y)} l(f(x, W), y) + p \sum g(\gamma) + p \sum g(\lambda) \quad (6)$$

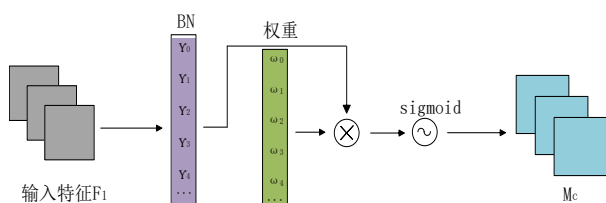


Fig. 3 Channel attention module

图3 通道注意力模块

2.2.3 C2fGC 结构设计

本文提出的模型在实际使用过程中,需要在多个平台部署使用。平台本身存储能力有限,预留给模型部署的空间较小。为了满足实际部署的要求,模型的参数量、权重文件必须相对较小。YOLOv8的颈部网络大量使用C2f结构实现特征融合,但是C2f结构含有的参数量较多,增加了

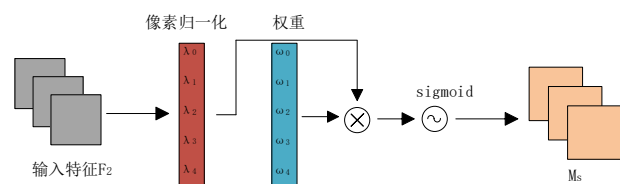


Fig. 4 Spatial attention module

图4 空间注意力模块

网络的整体参数量。C2f结构由大量Conv组成,重复使用Conv提取到的特征相似性较高,且会产生大量参数。为了减少模型参数量,本文使用GhostConv替换C2f的第一个Conv,提出较为轻量化的C2fGC结构。GhostConv由1*1的Conv与5*5的Conv组成,具体结构如图5所示^[21]。特征图先通过1*1的Conv提取特征,再使用5*5的大核Conv增加感受野,将两个Conv的输出结果拼接后输出网络。通过上述操作,GhostConv比Conv的参数量更少,且提取到更多特征图,可达到消除冗余的目的。C2fGC结构是利用GhostConv改进C2f结构后形成的。C2fGC先通过GhostConv提取信息,再梯度并行Bottleneck模块实现信息的融合,最后经过Conv输出特征图,结构如图1右上方所示。C2fGC相比C2f,在减少网络参数量的同时,具有相同的特征提取能力。ANC-YOLOv8在颈部网络部分大量使用C2fGC结构,使得模型参数量减少,且精度保持不变。



Fig. 5 GhostConv structure

图5 GhostConv结构

3 实验与结果分析

3.1 实验方案

本文数据来源于永城新桥煤矿实际生产中的监控视频。通过查看并选取多段存在大块煤的视频,对视频抽帧后选取3 000张图片构造数据集,并按照7:2:1的比例划分为训练集、验证集、测试集。大块煤定义为占传送带宽度2/5及以上的煤块,本文使用labelimg标注目标物体,构建标注文件,标签名称为dakuai。

本文的实验平台选择Ubuntu22.04版本,CPU型号为Intel Xeon Silver 4214R,GPU型号为RTX8000,显存为48 G,CUDA版本为12.2,Python版本为3.10,Pytorch框架为1.12,编程语言为Python。在实验过程中,设置模型的batch值为128,epochs值为100。本文使用mAP50、参数量、权重文件、GFLOPs评价网络性能。mAP50表示在50%的IOU阈值下的平均精度,用于衡量模型的准确度;参数量表示模型含有的参数数量;权重文件表示模型权重文件的体积大小;GFLOPs表示每秒可执行十亿次浮点运算,用于衡量计算机浮点运算能力。参数量、权重文件、GFLOPs可用于衡量模型的轻量化程度。

3.2 实验结果分析

为了分析 ANC-YOLOv8 模型性能,利用 YOLOv8 与 ANC-YOLOv8 检测测试集数据,得出不同模型的混淆矩阵。混淆矩阵的横坐标表示真实类别,纵坐标表示预测类别。测试集中共有 300 张图片,且拥有 300 个真实的大块煤目标。ANC-YOLOv8 检测出 284 个大块煤目标,YOLOv8 检测出 265 个大块煤目标。ANC-YOLOv8 比 YOLOv8 多检出 19 个正确的大块煤目标,两者错检数量都是 3。

为了验证改进模型的性能,以 YOLOv8 为基线,依次增加 ADown、NAM 注意力机制、C2fGC 开展消融实验,结果如表 1 所示。在 YOLOv8 中增加 ADown 后,模型的 mAP50 提升了 1.3%,参数量减少了 0.41 M,GFLOPs 降低了 8.5%,表明 ADown 模块使模型的各个指标都得到提升。增加 ADown 与 NAM 注意力机制后,与基线相比,模型的 mAP50 提高了 2.8%,参数量减少了 0.87 M,GFLOPs 降低了 13.4%,说明 ADown 与 NAM 注意力机制两种改进方案的共同作用使模型性能再次提升。在两种改进方案的基础上,在特征融合部分引入 C2fGC 结构,模型的 mAP50 提升了 0.5%,参数量降低了 0.09 M,权重文件减少了 0.2 MB,GFLOPs 的数值下降了 0.2,表明 C2fGC 结构可促进特征的进一步融合,既减少了参数量,又提高了检测精度。与 YOLOv8 相比,ANC-YOLOv8 的 mAP50 提高了 3.3%,达到 97.2%;参数量减少了 0.96 M(约占 31.9%),达到 2.05 M;权重文件减少了 1.9 MB(约占 30.6%),达到 4.3 MB;GFLOPs 数值下降了 1.3(约占 15.9%),达到 6.9。由实验结果可知,ANC-YOLOv8 通过引入 ADown、NAM 注意力机制与 C2fGC,稳步提升了网络性能。

为了验证本文模型的优越性,选取 YOLOv5、YO-

LOv6^[22]、YOLOv8、YOLOv10^[23]与 ANC-YOLOv8 进行对比实验,结果如表 2 所示。YOLOv5 是 ultralytics 公司研发的产品,已经广泛应用于各个行业;YOLOv6 是美团智能研发部开发的产品,致力于工业应用;YOLOv10 是 2024 年 5 月清华大学学者提出的无 NMS(Non-Maximum Suppression)训练策略的网络模型。由表 2 可知,本文提出的 ANC-YOLOv8 的 mAP50 相比 YOLOv5 与 YOLOv6 提高了 4.1%,相比 YOLOv10 提高了 1.3%。ANC-YOLOv8 的参数量相比 YOLOv5 减少了 0.46 M,相比 YOLOv6 减少了 2.19 M,相比 YOLOv10 减少了 0.66 M;权重文件相比 YOLOv5 减少了 1 MB,相比 YOLOv6 减少了 4.4 MB,相比 YOLOv10 减少了 1.5 MB;GFLOPs 相比 YOLOv5 降低了 0.3,相比 YOLOv6 降低了 5,相比 YOLOv10 降低了 1.5。综上所述,ANC-YOLOv8 优于 YOLOv5、YOLOv6 与 YOLOv10。

Table 2 Comparison experimental results

表 2 对比实验结果

模型	mAP50/%	参数量/M	权重文件/MB	GFLOPs
YOLOv5	93.1	2.51	5.3	7.2
YOLOv6	93.1	4.24	8.7	11.9
YOLOv8	93.9	3.01	6.2	8.2
YOLOv10	95.9	2.71	5.8	8.4
ANC-YOLOv8	97.2	2.05	4.3	6.9

为了验证网络模型实际的检测效果,选取多种网络框架与 ANC-YOLOv8 进行图片对比实验,结果如图 6 所示。在第一组图中,大块煤位于传送带中间,场景中存在少量灰尘阻碍目标检测。除 YOLOv6 出现多检情况外,其他模型都准确检测出目标,并且 ANC-YOLOv8 的置信度比其他模型高 0.15,达到 0.74。在第二组图中,大块煤位于传送带末端,由于煤流遮挡和灰尘干扰,目标难以辨认。所有网络均检测出目标,但是 ANC-YOLOv8 的置信度最高,达到 0.84,比其他模型高 0.06。第三组图的煤流量较少,传送带的速度较快,YOLOv5 与 YOLOv8 出现了错检,而 ANC-YOLOv8 能正确检测出目标,并且置信度比其他模型高 0.05,达到 0.73。由此可知,ANC-YOLOv8 的实际检测性能优于 YOLOv5、YOLOv6、YOLOv8、YOLOv10 等模型。

Table 1 Ablation experiment results

表 1 消融实验结果

模型	mAP50/%	参数量/M	权重文件/MB	GFLOPs
YOLOv8	93.9	3.01	6.2	8.2
+ADown	95.2	2.60	5.4	7.5
+ADown+NAM	96.7	2.14	4.5	7.1
ANC-YOLOv8	97.2	2.05	4.3	6.9

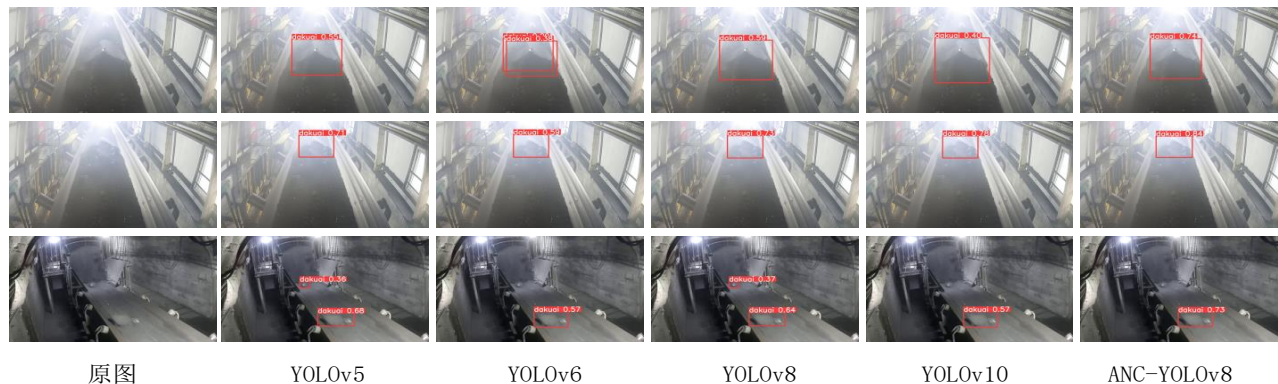


Fig. 6 Comparison of detection results

图 6 检测结果比较

4 结语

本文针对井下大块煤检测精度低、参数量大、部署困难等问题,设计了ANC-YOLOv8网络。网络利用ADown模块提高特征提取能力,减少环境中灰尘干扰的影响;增加NAM注意力机制强化大块煤显著特征的表现力,降低煤流遮挡干扰;使用C2fGC减少网络参数量,使网络模型更加轻量化。实验结果表明,本文提出的ANC-YOLOv8模型的mAP50相比对比模型提高了3.3%,达到97.2%,参数量减少了31.9%,达到2.05 M,检测效果优于YOLOv5、YOLOv6、YOLOv8与YOLOv10。ANC-YOLOv8网络在检测精度上取得了较好成绩,但在实际应用过程中,精度只是衡量网络优劣的指标之一,网络的检测速度将直接影响模型是否可以直接使用。因此,下一步研究将提升网络的检测速度,以进一步优化网络性能。

参考文献:

- [1] SUN X, SHI S, GUO Z D, et al. Research on automatic crushing control method for blockages of large coal block in scraper conveyor equipment [J]. Coal Mine Machinery, 2024, 45(10): 73-75.
孙星, 师帅, 郭振东, 等. 刮板输送机堵塞大块煤的自动破碎控制方法研究 [J]. 煤矿机械, 2024, 45(10): 73-75.
- [2] CHENG D Q, QIAN J S, GUO X G, et al. Review on key technologies of AI recognition for videos in coal mine [J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(2): 349-365.
程德强, 钱建生, 郭星歌, 等. 煤矿安全生产视频 AI 识别关键技术研究综述 [J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(2): 349-365.
- [3] XU C Q, JIA Y H, TIAN Y. Large block coal detection algorithm for fully mechanized working face based on MES-YOLOv5s [J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(3): 42-47, 141.
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.
- [4] WU L G, CHEN L, LYU Y Y, et al. A lightweight-based method for real-time monitoring of lump coal on conveyor belts [J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(S2): 285-293.
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.
- [5] QIAN J S, WANG X H, LIU F Q, et al. Edge detection of lump coal based on gray level peaks in space [J]. Acta Photonica Sinica, 1999, 28(9): 860-863.
钱建生, 王新红, 刘富强, 等. 基于灰度空间极值法的块煤边缘检测 [J]. 光子学报, 1999, 28(9): 860-863.
- [6] QIN Y L, CHENG J M, REN Y G, et al. Large coal detection for belt conveyors based on improved YOLOv5 [J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(2): 57-62, 71.
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.
- [7] BIAN T S. Research on belt foreign object detection algorithm based on SE-YOLOv5 model [J]. China Mining Magazine, 2024, 33(7): 127-134.
边铁山. 基于 SE-YOLOv5 模型皮带异物检测算法研究 [J]. 中国矿业, 2024, 33(7): 127-134.
- [8] DU J Y, CHEN R, HAO L, et al. Coal mine belt conveyor foreign object detection [J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(8): 77-83.
杜京义, 陈瑞, 郝乐, 等. 煤矿带式输送机异物检测 [J]. 工矿自动化, 2021, 47(8): 77-83.
- [9] BAI Y. Safety detection system of belt conveyor based on video intelligent recognition [J]. Modern Mining, 2023, 39(6): 59-62.
白莹. 基于视频智能识别的带式输送机安全检测系统 [J]. 现代矿业, 2023, 39(6): 59-62.
- [10] LU B B, ZHOU Y, LI X J, et al. YOLOv5 lightweight coal mine underground personnel detection algorithm base on attention mechanism [J]. Coal Technology, 2023, 42(10): 200-203.
芦碧波, 周允, 李小军, 等. 融合注意力机制的 YOLOv5 轻量化煤矿井下人员检测算法 [J]. 煤炭技术, 2023, 42(10): 200-203.
- [11] YOU Y P, MA B, ZHAO L, et al. Detection method of large coal blocks on conveyor belt based on CA-YOLOv8 [J/OL]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2025-06-16. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2925.TP.20240204.1655.057.html>.
油亚鹏, 马波, 赵乐, 等. 基于 CA-YOLOv8 的输送带大块煤检测方法 [J/OL]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2025-06-16. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2925.TP.20240204.1655.057.html>.
- [12] YU T. Application of large block coal recognition method based on perspective transformation and SNe-YOLOv5 [J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2024, 44(1): 54-63.
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.
- [13] 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.
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.
- [14] XIONG E J, ZHANG R F, LIU Y H, et al. Ghost-YOLOv8 detection algorithm for traffic signs [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(20): 200-207.
熊恩杰, 张荣芬, 刘宇红, 等. 面向交通标志的 Ghost-YOLOv8 检测算法 [J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(20): 200-207.
- [15] DU B X, TANG Y, XIN P, et al. Apple detection method based on improved YOLOv8 [J]. Wireless Internet Technology, 2023, 20(13): 119-122.
杜宝侠, 唐友, 辛鹏, 等. 基于改进 YOLOv8 的苹果检测方法 [J]. 无线互联科技, 2023, 20(13): 119-122.
- [16] ZHAO B T, CHENG R F, JIA X F. YOLOv8 crack defect detection algorithm based on multi-scale features [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 6(22): 261-270.
赵佰亭, 程瑞丰, 贾晓芬. 融合多尺度特征的 YOLOv8 裂缝缺陷检测算法 [J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(22): 261-270.
- [17] ZHENG Z, 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, 2020: 12993-13000.
- [18] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R. Focal loss for dense object detection [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2980-2988.
- [19] WANG C Y, YE H I, LIAO H Y M. YOLOv9: learning what you want to learn using programmable gradient information [DB/OL]. <https://arxiv.org/pdf/2402.13616.pdf>.
- [20] LIU Y C, SHAO Z R, TENG Y Y, et al. NAM: normalization-based attention module [DB/OL]. <https://arxiv.org/pdf/2111.12419.pdf>.
- [21] HAN K, WANG Y, TIAN Q, et al. GhostNet: more features from cheap operations [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 1577-1586.
- [22] LI C, LI L, JIANG H, et al. YOLOv6: a single-stage object detection framework for industrial applications [DB/OL]. <https://arxiv.org/pdf/2209.02976.pdf>.
- [23] WANG A, CHEN H, LIU L, et al. YOLOv10: real-time end-to-end object detection [DB/OL]. <https://arxiv.org/pdf/2405.14458.pdf>.

(责任编辑:黄健)