

基于 GCS-YOLOv8n 模型的煤矸石识别方法

王林海¹ 徐善永¹
WANG Linhai XU Shanyong

摘要

针对煤和矸石识别中存在模型参数量大、检测速度慢、精度低等问题,文章提出一种基于 YOLOv8n 轻量化的煤矸石识别方法。通过在检测层增加一个 P6 检测头,可以帮助网络更好地区分目标与背景,减少误检和漏检的情况;使用 GhostConv 可以在减少模型参数的同时,提升模型的检测精度;同时引入 C3Ghost 模块替代原来的特征提取网络中的 C2f 模块,进一步减少计算量和参数量;在 SPPF 模块后加入 SimAM 注意力机制模块,增强模型学习能力,抑制干扰特征。实验结果表明,文章提出的 GCS-YOLOv8n 模型 mAP@0.5 为 95.1%,与 YOLOv8n 模型相比提高了 1.9%。参数量降低了 10.6%,计算量下降了 38.3%,模型大小被压缩到 5.54 MB,并且该算法的检测速度为 143.1 帧/s。与 YOLOv3-tiny、YOLOv5s、YOLOv7-tiny 等模型对比,具有精度高、参数量少等优点,为后续部署到 Jetson Nano 提供了技术支持。

关键词

YOLOv8; GhostConv; C3Ghost; SimAM 注意力机制

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.03.027

0 引言

煤炭是世界上最重要的能源之一,而原煤中掺杂的矸石占 15~20%,在燃烧过程中矸石会降低其燃烧效率,造成能源浪费,加剧环境的污染^[1]。因此,从煤中分离出煤矸石对资源的高效利用和环境保护具有重要的意义。传统的人工煤矸石分选工作环境恶劣、效率低、重介质法成本高,而且污染环境,射线识别法^[2]可能会损害工作人员的健康,而且设备造价高、维护困难。因此,研究一种高效、低资源消耗的煤矸石分选方法具有重要的现实意义。

深度学习算法具有较高的识别率和较强的鲁棒性,在煤矸识别中得到了迅速发展。常见的深度学习的目标识别算法^[3]有两阶段网络 Faster R-CNN^[4]和以 YOLO 系列为代表的单阶段网络,Channappa 等人^[5]提出了一种改进的 Mask R-CNN 方法,通过在 Faster R-CNN 上增加分割层,实现每秒 5 帧的高质量图像分割和对象遮蔽。Li 等人^[6]提出了一种基于深度学习的分层框架,用于煤和矸石的自动检测。方法包括使用高斯金字塔构建多层次数据,设计区域建议网络(CG-RPN)确定候选区域,并用卷积神经网络(CNN)识别目标对象,该方法准确率达到 98.33%。在检测精度、速度和模型尺寸上都有显著提升,满足实时检测需求。这些研究取得了良好的检测效果,然而这些检测方法未考虑在面对实际工业的复

杂环境下得效果。本文提出了一种基于 GCS-YOLOv8n 模型的煤矸石识别方法。首先,收集实际环境下的煤矸石图片构建数据集,用于评估模型性能。再通过以下改进提升模型:在检测层添加 P6 检测头用于小目标检测,用 GhostConv 和 C3Ghost 模块替换标准卷积和 C2f 模块,并加入 SimAM 注意力机制,使模型更轻量化且特征提取更强。

1 改进的 YOLOv8 算法

YOLOv8 模型框架虽然稳定,但在处理光照不均、煤和矸石大量混合等复杂场景时,精度可能不足,且泛化能力较差。改进后的 YOLOv8 算法网络结构如图 1 所示,旨在解决这些问题,提高模型的整体性能。

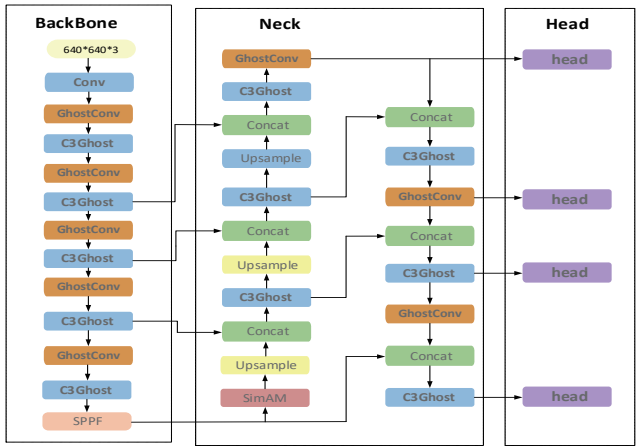


图 1 GCS-YOLOv8n

1. 安徽理工大学电气与信息工程学院 安徽淮南 232001

1.1 GhostConv 模块

GhostNet 是由 Han 等人^[7]提出的轻量级深度神经网络架构。本文用 GhostConv 模块替换了原始网络中的 Conv 模块，GhostConv 通过低成本的线性操作来减少特征冗余，从而降低卷积计算量。GhostConv 先用少量卷积核提取初步特征，然后通过轻量线性变换生成更多特征图。首先生成一半数量的特征图，接着用 5×5 卷积核生成另一半特征图，最后将两部分特征图拼接得到完整输出。此方法既降低了参数量，又提高了检测精度。如图 2 所示。

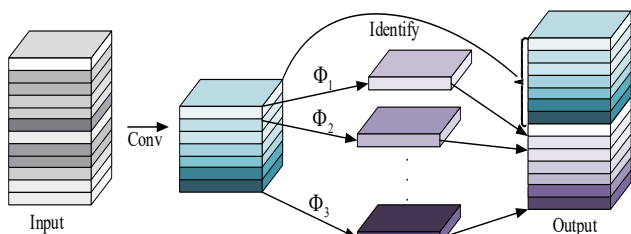


图 2 Ghost 卷积

1.2 C3Ghost 模块

相比于 C2f 模块，C3 模块具有更强的特征提取能力和更好的多尺度适应性。因此，本文用 C3 模块替代 C2f 模块，并在 C3 模块的瓶颈部分加入了 GhostBottleneck，用 Ghost 卷积替换了原网络的 Conv 模块。C3Ghost 模块主要由 3 个标准卷积层和多个 GhostBottleneck 模块组成。GhostBottleneck 模块有两条路径：第一条路径包含两个 Ghost 模块，第一个扩展输入通道数，第二个增加输出通道数。C3Ghost 模块^[8]结合 C3 模块和 GhostBottleneck 模块的优点，使用低成本的线性变换替代部分卷积操作，大幅降低了计算量和参数量，同时保持了强大的特征提取能力，通过跨层的权重共享提升了模型精度和效率，如图 3 所示。

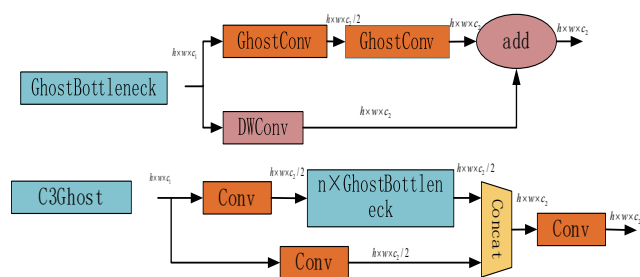


图 3 C3Ghost module

1.3 SimAm 注意力机制模块

在实际监控图像中，由于输煤皮带上的煤和矸石在黑色皮带上传输，实时检测过程中特征检测不够明显，因此改进的模型需要关注图像中的关键区域，忽略非关键区域。为此，本文在 SPPF（空间金字塔池化融合）

模块后加入了 SimAM（simple parameter-free attention module）机制^[9]，以突出煤和矸石的特征，减少无用信息的传播，从而使提取结果更完整。该改进在不增加网络复杂性的情况下，提高了模型的特征捕捉能力，且不影响推理速度。如图 4 所示。

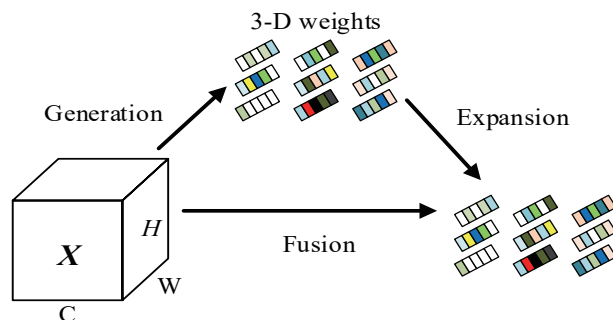


图 4 SimAM 注意力机制

SimAM 模块结合空间注意力和通道注意力来选择信息。该模块通过优化能量函数来计算每个神经元的能量值，并分配独特的权重。为提高效率，使用线性可分的能量函数来评估每个神经元，同时抑制附近其他神经元的影响。每个神经元的能量函数为：

$$e_t(\omega_t, b_t, y, x_t) = (y_t - \hat{t})^2 + \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} (y_0 - \hat{x}_i)^2 \quad (1)$$

式中： ω_t 和 b_t 分别表示第 t 层神经元的权重和偏置； t 和 x_t 分别表示为输入特征的目标神经元和通道中的其他神经元； e_t^* 表示能量函数的值，具体计算方式为：

$$e_t^* = \frac{4(\hat{\sigma}^2 + \lambda)}{(x_t - \hat{\mu})^2 + 2\hat{\sigma}^2 + 2\lambda} \quad (2)$$

式中： λ 为常数； t 为输入特征的神经元； x_t 为目标神经元的输入特征值； $\hat{\mu}$ 和 $\hat{\sigma}$ 分别为去除目标神经元后的该通道内的均值和方差。 e_t^* 的计算值越小，表示能量越低，意味着目标神经元 t 与其周围的神经元区别越大，越具有线性可分性。因此，该神经元越重要，更应受到关注。最终，增强后的输出特征公式为：

$$\tilde{X} = \text{sigmoid}\left(\frac{1}{E}\right) \odot X \quad (3)$$

式中： X 为输入特征图； E 为能量函数的值； $\text{sigmoid}\left(\frac{1}{E}\right)$ 用于将能量函数转换为权重，限制其取值范围。

1.4 目标检测层

多尺度目标检测网络结构在复杂煤矿环境中面临挑战，特别是小目标（如煤块和矸石）容易被背景干扰而误检或漏检。为此，本文在原网络中增加了一个目标检测层 P6^[10]，以更好地捕捉和表示小目标的全局特征。新增的 P6 检测头有 $10 \text{ px} \times 10 \text{ px}$ 的特征图尺寸，位于网络的较深层，能够

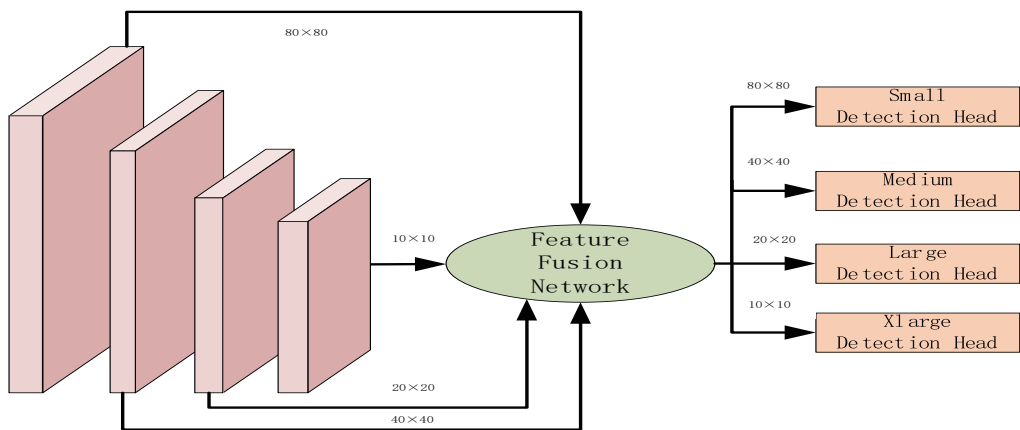


图5 目标检测层

保留煤和矸石的关键特征，减少背景干扰。YOLO 默认有 P3、P4、P5 三个检测头，增加 P6 层后，网络对不同尺度目标的检测能力和精度进一步提升，提高了模型的鲁棒性。如图 5 所示。

2 实验结果与分析

2.1 算法性能测试

为验证 GCS-YOLOv8n 模型相对于原始 YOLOv8 模型在损失值上的优越性和有效性，本文进行了对比实验。从图 6 中可以看到，损失值在 25 个周期后急剧下降，之后下降速度减慢，并在 80 个周期后趋于平滑。在 250 个周期后，最终损失值约为 1.1。这表明模型在训练过程中损失值持续下降，并最终稳定在较低水平。如图 6 所示。

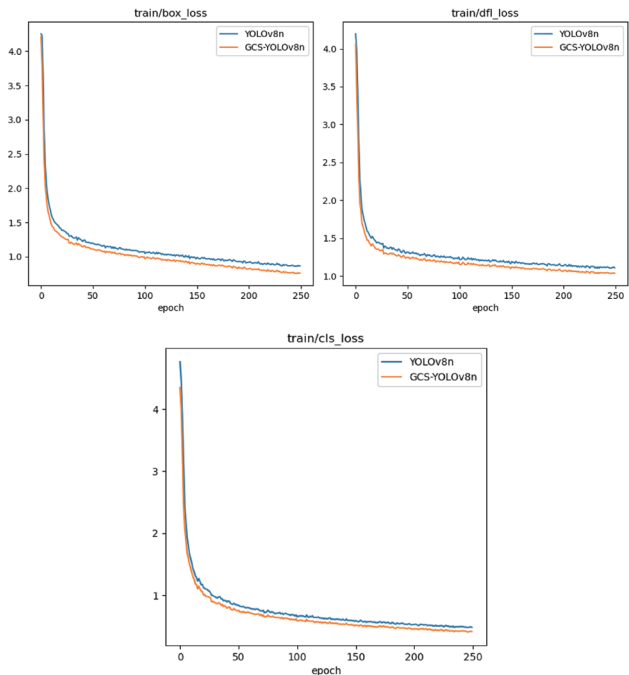


图6 训练 epoch-Loss 图

2.2 与其他模型的对比

为了验证 GCS-YOLOv8n 模型相比于其他算法的优势，本文将 GCS-YOLOv8n 模型与 YOLOv3-tiny、YOLOv5s、YOLOv7-tiny、YOLOv8n 算法进行了对比，实验对比结果如表 1 所示。

表 1 不同算法对比

模型	mAP@0.50 /%	参数量 /10 ⁶	模型大小 /MB	FPS /(帧·s ⁻¹)	GFLOPs
YOLOv3-tiny	89.3	8.7	16.6	294.1	12.9
YOLOv5s	93.4	7.02	13.7	142.0	15.8
YOLOv7-tiny	94.0	6.02	11.7	78.7	13.2
YOLOv8n	93.2	3.01	5.97	142.6	8.1
GCS-YOLOv8n	95.1	2.69	5.54	143.1	5.0

由表 1 可知，GCS-YOLOv8n 算法与 YOLOv3-tiny、YOLOv5s、YOLOv7-tiny、YOLOv8n 目标检测模型相比，mAP@0.50 分别提高了 5.8%、1.7%、1.1% 和 1.9%，参数量分别减少了 69.1%、61.7%、55.3% 和 10.6%，模型大小分别减少了 11.06、8.16、6.16 和 0.43 MB，计算量分别降低了 7.9、10.8、8.2 和 3.1 GFLOPs。在 FPS 方面，虽然 YOLOv3-tiny 的推理速度比 GCS-YOLOv8n 更快，但在其他参数远不如改进后的模型，YOLOv5s 和 YOLOv8n 的推理速度稍慢于本文改进的模型，即 GCS-YOLOv8n 的推理速度排在第二位，在其他参数上性能显著优于改进前的模型。证明了提出的改进方法在模型平均精度、模型复杂度、模型大小和推理速度方面达到了最佳平衡，为后期部署到 Jetson Nano 硬件上提供了有效支持。

2.3 实验结果可视化

GCS-YOLOv8n 模型煤矸石识别可视化效果图如图 7 所示。

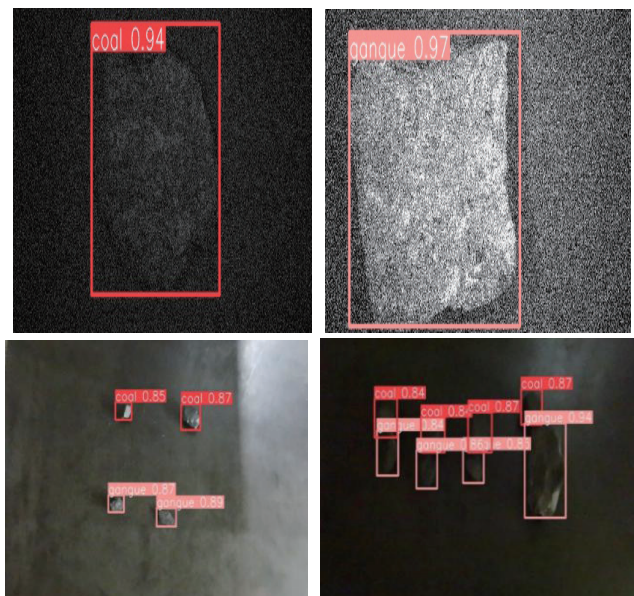


图7 GCS-YOLOv8n 检测效果图

如图7所示,从图片中可以看到,GCS-YOLOv8n模型在检测单个较大煤和矸石时置信度较高,检测小目标的煤、矸石和多个煤和矸石部分遮挡的情况下仍能正确检测,并且没有出现漏检、误检现象,得到最优的检测结果。

3 结语

本文针对煤和矸石识别中存在的模型参数量大、检测速度慢、精度低的问题,提出了一种基于GCS-YOLOv8n模型的改进方法。该模型采用GhostConv轻量卷积替代标准卷积,并使用轻量化的C3Ghost模块替换C2f模块,在保持特征表示能力的同时,显著减少了计算量和参数量;增加了一个P6目标检测头,可以更好地捕捉和表示小目标和背景,提高目标检测的精确度,减少误检和漏检的情况;在主干网络末端引入了SimAM模块,以减轻复杂多变环境背景对检测准确率的影响。实验结果表明,改进后的模型在复杂环境中表现更加出色,特征学习能力有所增强。与YOLOv8n相比,平均精度均值提升了1.9%,mAP@0.50达到了95.1%,参数量减少了10.6%,计算量减少了3.1 GFLOPs,模型权重大小压缩到5.54 MB,验证了改进方案的有效性,并优化了模型在边缘设备上的部署性能。

参考文献:

- [1] SUN Z Y, HUANG L L, JIA R Q. Coal and gangue separating robot system based on computer vision[J]. Sensors, 2021, 21(4):1349.
- [2] QIN Y C, KOU Z M, HAN C, et al. Intelligent gangue sorting system based on dual-energy X-ray and improved YOLOv5

algorithm[J]. Applied sciences, 2023, 14(1): 98.

- [3] LIU Q, LI J G, LI Y S, et al. Recognition methods for coal and coal gangue based on deep learning[J]. IEEE access, 2021, 9: 77599-77610.
- [4] SUN X D, WU P C, HOI S C H. Face detection using deep learning: an improved faster RCNN approach[J]. Neurocomputing, 2018, 299: 42-50.
- [5] CHANNAPPA G D V, KANAGAVALLI R. Detecting and tracking of multiple objects in a single frame with YOLO[C/OL]//2021 International Conference on Recent Trends on Electronics, Information, Communication & Technology (RTEICT).Piscataway:IEEE,2021[2024-06-19].https://ieeexplore.ieee.org/document/9573774.
- [6] LI D J, ZHANG Z X, XU Z H, et al. An image-based hierarchical deep learning framework for coal and gangue detection[J]. IEEE access, 2019, 7: 184686-184699.
- [7] HAN K, WANG Y H, TIAN Q, et al. GhostNet: more features from cheap operations[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. Piscataway: IEEE, 2020:1577-1586.
- [8] 王娜,陈勇,崔艳荣,等.基于改进轻量化YOLO v5n的番茄叶片病害识别方法[J].江苏农业科学,2024,52(8):192-199.
- [9] YANG L X, ZHANG R Y, LI L D, et al. SimAM: a simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks[C]//Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning. New York: JMLR.org, 2021: 11863-11874.
- [10] 李文举,张干,崔柳,等.基于改进的YOLO算法的交通标志识别[J].计算机仿真,2023,40(1):149-155.

【作者简介】

王林海(1992—),男,山东海阳人,硕士研究生,研究方向:计算机视觉。

徐善永(1983—),男,安徽蚌埠人,硕士,高级实验师,研究方向:深度学习、图像处理和机器人优化控制。

(收稿日期:2024-11-17)