

文章编号: 1671-251X(2022)11-0039-06

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2022060052

基于改进 YOLOv5 的煤矸识别研究

张释如¹, 黄综浏^{1,2}, 张袁浩^{2,3}, 章整^{1,2}, 季亮^{2,3}

(1. 西安科技大学 通信工程学院, 陕西 西安 710600; 2. 中煤科工集团常州研究院有限公司, 江苏 常州 213015; 3. 天地(常州)自动化股份有限公司, 江苏 常州 213015)

摘要: 现有基于深度学习的煤矸识别方法应用于井下复杂环境中时易出现误检和漏检情况, 且对小目标煤矸的识别精度低。针对该问题, 提出一种改进 YOLOv5 模型, 并基于该模型实现煤矸识别。对采集的煤与矸石数据进行数据增强, 以丰富数据集, 提高数据利用率; 在空间金字塔池化(SPP)模块中引入空洞卷积和残差块, 得到残差 ASPP 模块, 可在不损失图像信息的前提下, 增大卷积输出感受野, 强化模型对深层特征的提取; 采用 AdaBelief 优化算法代替 YOLOv5 原有的 Adam 优化算法, 提高模型的收敛速度与识别精度。实验结果表明: AdaBelief 优化算法和残差 ASPP 模块可有效提高 YOLOv5 模型的精确率、召回率和平均精度均值(mAP); 改进 YOLOv5 模型的 mAP 达到 94.43%, 比原始 YOLOv5 模型提高了 2.27%, 帧率降低了 0.03 帧/s, 性能优于 SSD, Faster R-CNN, YOLOv3, YOLOv4 等主流目标检测模型; 在极端黑暗的环境中, 改进 YOLOv5 模型也能准确划定目标边界, 识别效果优于其他改进 YOLOv5 模型。

关键词: 煤矸识别; 小目标煤矸; YOLOv5; 深度学习; 空洞卷积; 残差 ASPP; AdaBelief 优化算法
中图分类号: TD67 文献标志码: A

Coal and gangue recognition research based on improved YOLOv5

ZHANG Shiru¹, HUANG Zongliu^{1,2}, ZHANG Yuanhao^{2,3}, ZHANG Ao^{1,2}, JI Liang^{2,3}

(1. School of Communication Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710600, China;
2. CCTEG Changzhou Research Institute, Changzhou 213015, China;
3. Tiandi(Changzhou) Automation Co., Ltd., Changzhou 213015, China)

Abstract: The existing deep learning-based coal and gangue recognition methods are prone to false detection and missed detection when applied to underground complex environments. The recognition precision of small target coal and gangue is low. In order to solve this problem, an improved YOLOv5 model is proposed, and coal and gangue recognition is realized based on that model. Data enhancement is carried out on the collected coal and gangue data to enrich the data set and improve the data utilization rate. The atrous convolution and residual block are introduced into the spatial pyramid pooling (SPP) module to obtain the residual ASPP module. On the premise of not losing image information, the convolution output receptive field can be increased to enhance the extraction of deep features from the model. The AdaBelief optimization algorithm is used to replace the original Adam optimization algorithm of YOLOv5 to improve the convergence speed and recognition precision of the model. The experimental results show that the AdaBelief optimization algorithm and residual ASPP module can effectively improve the precision, recall rate and mean average precision (mAP) of the YOLOv5 model. The mAP of the improved YOLOv5 model reaches 94.43%, which is 2.27% higher than that of original YOLOv5 model.

收稿日期: 2022-06-14; 修回日期: 2022-11-06; 责任编辑: 胡娴。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51774234); 陕西省榆林市科技计划项目(CXY-2020-035); 天地科技股份有限公司科技创新创业资金专项项目(2020-TD-ZD010)。

作者简介: 张释如(1965—), 女, 陕西西安人, 教授, 博士, 研究方向为图像处理、图像建模, E-mail: zhangshiru@xust.edu.cn。通信作者: 黄综浏(1998—), 男, 湖北建始人, 硕士研究生, 研究方向为矿山智能化技术, E-mail: hzlszg@qq.com。

引用格式: 张释如, 黄综浏, 张袁浩, 等. 基于改进 YOLOv5 的煤矸识别研究[J]. 工矿自动化, 2022, 48(11): 39-44.

ZHANG Shiru, HUANG Zongliu, ZHANG Yuanhao, et al. Coal and gangue recognition research based on improved YOLOv5[J]. Journal of Mine Automation, 2022, 48(11): 39-44.



扫码移动阅读

The frame rate is reduced by 0.03 frames/s. The performance of the improved YOLOv5 model is superior to SSD, Faster R-CNN, YOLOv3, YOLOv4 and other mainstream target detection models. In extremely dark environments, the improved YOLOv5 model can also accurately delineate the target boundary, and the recognition effect is better than other improved YOLOv5 models.

Key words: coal and gangue recognition; small coal and gangue target; YOLOv5; deep learning; atrous convolution; residual ASPP; AdaBelief optimization algorithm

0 引言

煤炭是我国的重要能源,国内原煤中矸石占 15%~20%^[1-2],严重影响了煤的品质。应急管理部和国家矿山安全监察局在《“十四五”矿山安全生产规划》中要求重点突破复杂条件下的智能综采,建设无人、少人智能化示范矿山。而目前大部分煤矿利用人工筛选矸石,不能满足煤矿智能化发展要求,亟需一种自动化程度高、检测效果好的煤矸识别方法。

深度学习是一种对数据进行表征学习的机器学习算法,深度学习框架包括卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)、深度置信网络、递归神经网络等,已被应用在计算机视觉、语音识别等领域。深度学习在煤矸识别中的应用研究也取得了一定成果。曹现刚等^[3]采用 inception 模型有效提高了煤矸识别准确率,但利用 softmax 分类需要大量数据样本。Pu Yuanyuan 等^[4]通过迁移 VGG16 网络构建煤矸识别模型,极大减少了训练时间,但检测精度不高。杜京义等^[5]利用 K-means 聚类提高对前景区域的关注度,提高了煤矸检测精度,但检测稳定性有待检验。汝洪芳等^[6]通过优化 YOLOv5 网络交并比损失并增强极大值抑制效果,提高了煤矸识别精度,但模型含有大量参数,很难保证识别速度。桂方俊等^[7]在 YOLOv5 中串联空间注意力模块和通道注意力模块,有效避免了漏检和误检现象,但未解决小目标检测问题。沈科等^[8]在 YOLOv5s 中嵌入 SCConv 作为特征提取网络,缓解了多尺度特征提取不充分问题,同时大幅提高了煤矸检测速度,但删除了模型中颈部网络和预测模块的部分区域,降低了特征提取能力,对检测精度影响较大,很难保证检测的鲁棒性。

现有方法基于深度学习实现了煤矸目标检测,但应用于井下复杂环境中时易出现误检和漏检情况,且对小目标煤矸识别缺少有效的解决方案。针对该问题,本文在 YOLOv5s 的基础上,采用 AdaBelief 算法优化训练参数,提高收敛速度;在主干网络中引入空洞卷积和残差块,提取多尺度图像特征,在不增加模型复杂度的前提下增大感受野,提高图像特征

提取能力,解决了小目标煤矸识别问题。

1 YOLOv5 模型

YOLOv5 包括 4 种模型,规模从小到大分别为 YOLOv5s, YOLOv5m, YOLOv5l 和 YOLOv5x。随着模型参数增加,检测速度会降低^[9]。煤矿现场大多是算力较低的嵌入式设备,无法部署较大规模的检测模型,检测速度和模型大小是完成实时检测的关键。为保证实用性,本文选择最小的 YOLOv5s 作为基础模型。

1.1 YOLOv5s 模型框架

YOLOv5s 主要包括输入端、主干网络、颈部网络和头部输出端 4 个部分。输入端对数据进行预处理,如数据增强^[10]、图像填充等。主干网络主要通过空间金字塔池化(Spatial Pyramid Pooling, SPP)^[11]对特征图进行不同尺度的特征提取,提高检测精度。颈部网络通过特征金字塔网络(Feature Pyramid Networks, FPN)自上而下传递语义信息,通过路径聚合网络(Path Aggregation Network, PAN)自下而上传递定位信息,两者互补,提高模型特征提取能力。头部输出端用于输出网络预测结果。

在传统 CNN 中,小目标特征经过多层传递后易丢失,从而难以识别。YOLOv5s 利用不同大小的检测模块,分别针对不同目标进行识别,克服了顶端特征的局限性。

1.2 SPP 模块

SPP 模块通过 3 种不同尺度的池化将特征向量固定为相同长度并传递给下一层,如图 1 所示。输入特征图经过 1 个卷积模块(Conv)后,通道数减半,然后经过 3 个不同尺度的池化层(Maxpool)进行采样,将 3 种池化结果与输入特征图进行拼接(Concat),再通过卷积操作恢复图像。

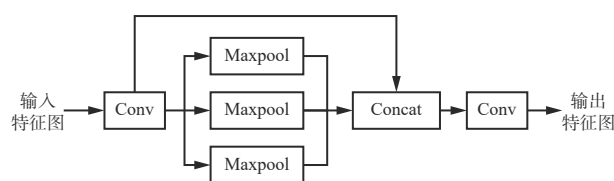


图 1 SPP 模块

Fig. 1 Module of spatial pyramid pooling

SPP 不仅增大了感受野,能够分离出上下文的重要特征,而且对推理速度几乎没有影响^[12],可以处理不同尺寸、不同分辨率的图像,极大地降低了训练门槛,但也损失了图像的大量原始特征,降低了空间分辨率。选煤厂环境复杂,受光照条件制约及煤尘干扰,获取的图像质量较差,大幅降低了煤矸识别准确率。

2 YOLOv5s 模型改进

2.1 SPP 模块结构改进

YOLOv5s 模型中,图像通过常规卷积进入池化层时尺寸减小,通过上采样恢复图像时丢失了部分数据。对于分辨率较低的图像,内部信息损失对图像识别的影响尤为严重。空洞卷积可在不增加计算量、不损失特征图分辨率的情况下增大感受野,获得更丰富的图像特征。基于空洞卷积的空间金字塔池化(Atrous Spatial Pyramid Pooling, ASPP)^[13]模块如图 2 所示。利用 3 种空洞率 r 不同的空洞卷积(Dilated Conv)并行采样,可获得多个不同尺寸的感受野,实现不同目标的分类。

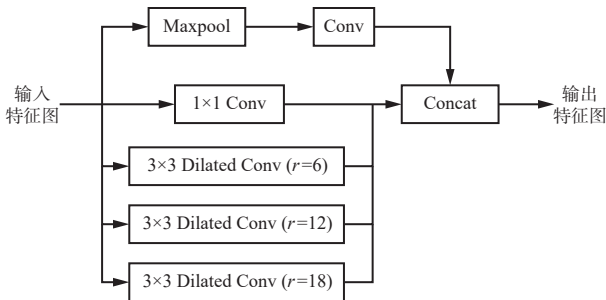


图 2 ASPP 模块

Fig. 2 Module of atrous spatial pyramid pooling

ASPP 通过组合空洞率不同的空洞卷积,一定程度上弥补了遗失的信息,但固定的空洞率仍会导致特征提取时遗失部分重要信息。采用大空洞率时对大目标有较好效果,但会遗失小目标的有效信息;采用小空洞率时可获得更多小目标语义位置信息,但会遗失大目标轮廓信息。因此,选择合适的空洞率组合对检测效果至关重要。

针对 ASPP 存在的问题,考虑煤矸目标的特点,对 ASPP 模块结构进行改进,提出一种残差 ASPP 模块,如图 3 所示。残差 ASPP 模块在 ASPP 的基础上增加了残差块,通过残差块可在提取图像特征时实现恒等映射,补充目标在经过空洞卷积后所遗漏的信息。残差块在普通卷积的基础上增加了快捷连接组合,可匹配特征图的空间维度。

在煤矸数据集中,每张图像中至少存在 1 个目

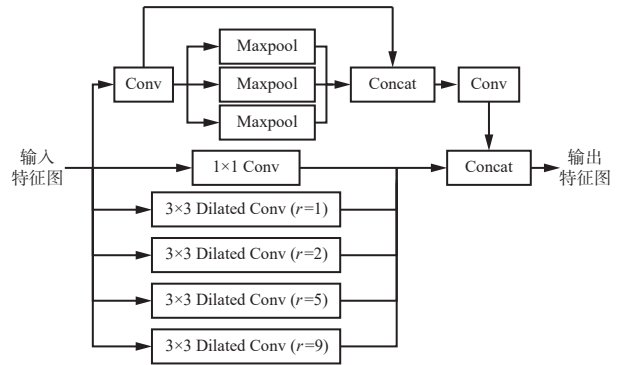


图 3 残差 ASPP 模块

Fig. 3 Module of atrous spatial pyramid pooling with residual blocks

标煤矸,针对多目标、多尺寸的情况,通过残差 ASPP 模块可提取到不同尺寸的感受野,利于多目标共存情况下的图像分割。

2.2 优化算法改进

YOLOv5 模型采用自适应矩估计(Adaptive Moment Estimation, Adam)算法^[14],与前几代 YOLO 模型使用的带动量梯度下降法(Stochastic Gradient Descent Momentum, SGDM)^[15]相比有一定改进,但仍存在收敛能力差、检测精度不稳定等问题。本文在 YOLOv5 中引入 AdaBelief 优化算法。

AdaBelief 优化算法基于反向传播算法,通过参数迭代更新优化网络,通过参数梯度的一阶和二阶矩估计动态调整学习率,并在模型的每次迭代中分配 1 个自适应学习率,以快速获得预测结果,同时达到收敛速度快、泛化性能好、训练稳定 3 个目标。根据当前梯度方向上的“belief”调整步长,将噪声梯度的指数移动平均值作为下一时刻步长梯度的预测值。如果观测到的梯度与预测值偏差较大,说明当前预测值不够准确,步长应减小;如果观测到的梯度与预测值接近,说明预测精度较高,步长应该增大。基于 AdaBelief 优化算法的 YOLOv5 模型训练过程如图 4 所示。

3 实验分析

3.1 数据采集及预处理

在某煤炭仿真实验室进行实验,通过矿用防爆相机采集 964 张分辨率为 1 280×960 的图像,为了模拟真实场景,部分煤矸有重叠和遮挡情况,总计有近 4 000 个煤矸目标。为了丰富数据集,提高数据利用率,采用 Mosaic 数据增强技术对原始数据集进行处理,以提升模型的鲁棒性和泛化能力。对 4 张图像进行随机缩放、裁减、翻转、加噪声等处理,拼接成 1 张含丰富信息的图像,结果如图 5 所示。

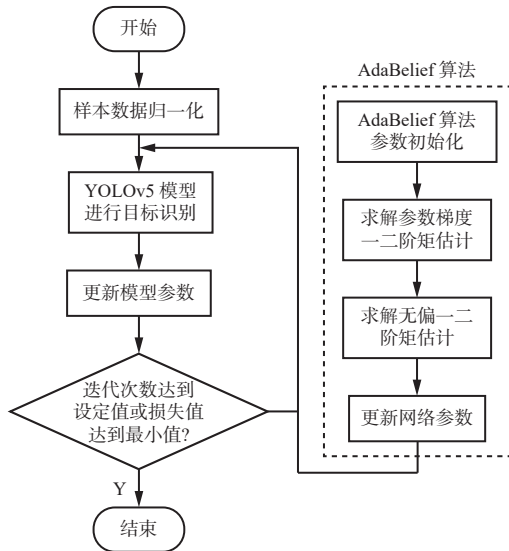


图 4 基于 AdaBelief 优化算法的 YOLOv5 模型训练过程
Fig. 4 YOLOv5 model training process based on AdaBelief optimization algorithm

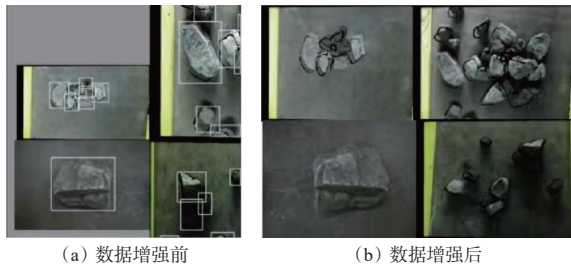


图 5 数据增强效果

Fig. 5 Effect of data enhancement

将数据集以 9:1 的比例划分训练集和测试集, 选取增强处理后的 867 张图像作为训练集。利用原始图像作为测试集更能模拟井下真实检测环境, 增强模型的鲁棒性, 因此选取未经数据增强的 97 张图像作为测试集。

实验采用 Pytorch 深度学习框架, 训练平台为深度学习专用服务器, 使用 Tesla P100 16 GB 显卡。利用 YOLOv5s 预训练模型进行迁移学习。输入图像尺寸为 608×608, 通道数为 3, 初始学习率为 0.01, 批处理大小为 16, 动因子为 0.937, 最大迭代次数为 1 000。

3.2 模型性能验证

3.2.1 优化算法性能

以原始 YOLOv5 模型为基准模型, 分别使用 SGDM, AdaBelief 和 Adam 优化算法进行训练。设置训练周期为 300, SGDM 的动量为 0.9, Adam 权重衰减参数为 0.000 5, AdaBelief 的指数衰减率为 0.9 和 0.999。

采用平均精度均值 (mean Average Precision, mAP)、精确率、召回率和帧率 4 个指标对采用不同算

法的目标检测模型进行评价, 结果见表 1。与 Adam 算法相比, 采用 AdaBelief 优化算法时 YOLOv5 模型的精确率提高了 0.33%, 召回率提高了 1.05%, mAP 提高了 0.39%, 帧率降低了 0.02 帧/s, 表明 AdaBelief 优化算法可以提高模型的拟合能力和泛化能力。

表 1 优化算法对比实验结果

Table 1 Comparison of experimental results of optimization algorithms

| 算法 | 精确率/% | 召回率/% | mAP/% | 帧率/(帧·s ⁻¹) |
|-----------|-------|-------|-------|-------------------------|
| Adam | 90.74 | 93.11 | 91.68 | 16.33 |
| SGDM | 88.83 | 91.95 | 90.92 | 16.79 |
| AdaBelief | 91.07 | 94.16 | 92.07 | 16.31 |

3.2.2 残差 ASPP 性能

虽然空洞卷积能够有效增大感受野, 但存在网格问题, 叠加使用不合适的空洞卷积时网格问题更加严重, 因此要选择合适的空洞率。空洞卷积中, 一个组内的卷积不应该有一个固定的变换因子, 即空洞率不要有大于 1 的公约数, 否则无法减小网格效应^[16]。在原始 YOLOv5 模型基础上, 分别设计正常卷积及空洞率组合为 [6, 12, 18, 24], [1, 3, 5, 7], [2, 3, 7, 13], [1, 2, 5, 9] 的空洞卷积进行实验, 其中 [6, 12, 18, 24] 为 ASPP 使用的空洞率组合。采用不同空洞率组合时的实验结果见表 2。与正常卷积相比, 采用空洞率组合为 [1, 2, 5, 9] 时的空洞卷积时, 模型精确率提高了 1.75%, 召回率提高了 2.52%, mAP 提高了 1.61%, 性能最优。

表 2 采用不同空洞率时的实验结果

Table 2 Experimental results with different void ratios

| 空洞率组合 | 精确率/% | 召回率/% | mAP/% |
|-----------------|-------|-------|-------|
| 无 | 89.61 | 94.12 | 90.85 |
| [6, 12, 18, 24] | 87.35 | 88.39 | 87.99 |
| [1, 3, 5, 7] | 91.02 | 95.18 | 91.75 |
| [2, 3, 7, 13] | 90.19 | 94.33 | 91.03 |
| [1, 2, 5, 9] | 91.36 | 96.64 | 92.46 |

同样以原始 YOLOv5 模型为基准, 分别使用 SPP, ASPP 和残差 ASPP 进行对比实验, 结果见表 3。相较于原始模型, 采用残差 ASPP 模块后, 精确率提高了 1.81%, 召回率提高了 1.76%, mAP 提高了 1.36%。

3.3 主流目标检测模型性能对比

将改进 YOLOv5 模型与目前主流的目标检测模型进行对比, 包括 SSD, Faster R-CNN, YOLOv3, YOLOv4 和原始 YOLOv5 模型。采用本文获取的数据集对上述模型进行训练, 训练周期为 1 000。各模型实验结果见表 4。可见, 原始 YOLOv5 及其改进

表 3 特征提取模块对比实验结果

Table 3 Comparison of experimental results of feature extraction modules

| 特征提取模块 | 精确率/% | 召回率/% | mAP/% | 帧率/(帧·s ⁻¹) |
|--------|-------|-------|-------|-------------------------|
| SPP | 90.11 | 95.19 | 90.89 | 16.21 |
| ASPP | 91.36 | 96.54 | 91.98 | 16.13 |
| 残差ASPP | 91.92 | 96.95 | 92.25 | 16.25 |

模型的性能优于其他模型,改进 YOLOv5 模型的 mAP 达到 94.43%,比原始 YOLOv5 模型提高了 2.27%,帧率降低了 0.03 帧/s。

表 4 主流目标检测模型性能对比

Table 4 Performance comparison of mainstream target detection models

| 模型 | mAP/% | 帧率/(帧·s ⁻¹) |
|--------------|-------|-------------------------|
| SSD | 81.81 | 16.58 |
| Faster R-CNN | 83.53 | 11.91 |
| YOLOv3 | 86.69 | 16.44 |
| YOLOv4 | 91.35 | 15.93 |
| 原始YOLOv5 | 92.16 | 15.65 |
| 改进YOLOv5 | 94.43 | 15.62 |

3.4 同类改进模型性能对比

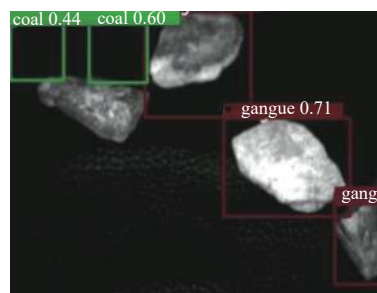
文献[6]以 YOLOv5 为基本模型,将损失函数替换为 CIoU,同时将极大值抑制替换成 soft NMS(Non Maximum Suppression,非极大值抑制),得到 mAP 为 91.3%。文献[8]采用的训练集与本文相同,得到 mAP 为 89.2%,但帧率达到 28.4 帧/s,检测速度较快。本文模型的 mAP 为 94.43%,较上述文献中的 2 种模型均有提高。

在井下黑暗环境中的检测结果如图 6 所示。图 6(a)为文献[6]和文献[8]中 2 种模型的检测结果,图中共有 4 个煤矸目标,总计出现 1 个矸石漏检情况和 2 个背景误检情况,将背景判定为目标的最大概率最高达到了 60%,说明检测模型存在明显缺陷。图 6(b)为本文模型的检测结果,可见即使在极端黑暗的环境中,本文模型也能准确划定目标边界,鲁棒性强。

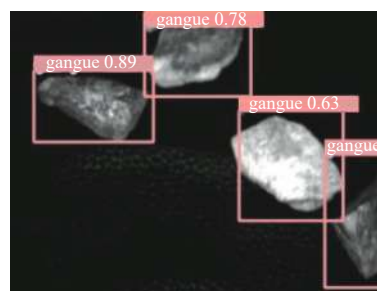
4 结论

(1) 提出了一种改进 YOLOv5 模型,通过引入空洞卷积和残差块优化 SPP 模块结构,强化多尺度特征融合,增强对煤与矸石的特征提取能力;通过引入 AdaBelief 优化算法,提高模型的收敛速度和识别精度。

(2) 实验结果表明,与原始 YOLOv5 模型相比,



(a) 其他模型检测效果



(b) 本文模型检测效果

图 6 井下黑暗环境中的检测效果

Fig. 6 Detection effect in underground dark environment

改进 YOLOv5 模型在保证检测速度的情况下,全类别 mAP 达 94.43%,高于 SSD, FasterR-CNN 及 YOLOv3 等模型,精确率和召回率也有所提高。

(3) 由于改进 YOLOv5 模型不是轻量化模型,所以帧率不高,当煤与矸石流量较大时,检测效果不够理想,未来将尝试解决该问题,提高模型在各种环境下的鲁棒性,进一步改善煤矸识别效果。

参考文献(References):

- [1] 曾伟,熊俊杰,赵伟哲,等.“双碳”目标下智慧社区新能源消纳的政策与技术研究[J].价格理论与实践,2022(4):71-75,205.
ZENG Wei, XIONG Junjie, ZHAO Weizhe, et al. Policy and technology research on new energy consumption in smart communities under the carbon peaking and carbon neutrality strategy[J]. Price: Theory & Practice, 2022(4): 71-75, 205.
- [2] 钱鸣高,缪协兴,许家林.资源与环境协调(绿色)开采[J].煤炭学报,2007,33(1):1-7.
QIAN Minggao, MIAO Xiexing, XU Jialin. Green mining of coal resources harmonizing with environment[J]. Journal of China Coal Society, 2007, 33(1): 1-7.
- [3] 曹现刚,薛祯也.基于迁移学习的GoogLeNet煤矸石图像识别[J].软件导刊,2019,18(12):183-186.
CAO Xiangang, XUE Zhenye. Coal gangue identification by using transfer learning in GoogLeNet[J]. Software Guide, 2019, 18(12): 183-186.
- [4] PU Yuanyuan, APEL D B, SZMIGIEL A, et al. Image recognition of coal and coal gangue using a convolutional neural network and transfer learning[J].

- Energies, 2019, 12(9): 1-11.
- [5] 杜京义, 史志芒, 郝乐, 等. 轻量化煤矸目标检测方法研究[J]. 工矿自动化, 2021, 47(11): 119-125.
DU Jingyi, SHI Zhimang, HAO Le, et al. Research on lightweight coal and gangue target detection method[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(11): 119-125.
- [6] 汝洪芳, 张冬冬. YOLOv5检测煤矸石的改进方法[J]. 黑龙江科技大学学报, 2021, 31(6): 818-823.
RU Hongfang, ZHANG Dongdong. Coal gangue detection method based on improved YOLOv5[J]. Journal of Heilongjiang University of Science and Technology, 2021, 31(6): 818-823.
- [7] 桂方俊, 李尧. 基于CBA-YOLO模型的煤矸石检测[J]. 工矿自动化, 2022, 48(6): 128-133.
GUI Fangjun, LI Yao. Coal gangue detection based on CBA-YOLO model[J]. Journal of Mine Automation, 2022, 48(6): 128-133.
- [8] 沈科, 季亮, 张袁浩, 等. 基于改进YOLOv5s模型的煤矸目标检测[J]. 工矿自动化, 2021, 47(11): 107-111, 118.
SHEN Ke, JI Liang, ZHANG Yuanhao, et al. Research on coal and gangue detection algorithm based on improved YOLOv5s model[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(11): 107-111, 118.
- [9] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[EB/OL]. [2022-05-25]. <https://arxiv.org/abs/1506.02640>.
- [10] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[EB/OL]. [2022-05-25]. <https://arxiv.org/abs/2004.10934>.
- [11] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [12] 林清平, 张麒麟, 肖蕾. 采用改进YOLOv5网络的遥感图像目标识别方法[J]. 空军预警学院学报, 2021, 35(2): 117-120.
LIN Qingping, ZHANG Qilin, XIAO Lei. Method of remote sensing image target recognition based on improved YOLOv5 network[J]. Journal of Air Force Early Warning Academy, 2021, 35(2): 117-120.
- [13] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(4) : 834-848.
- [14] KINGMA D P, BA J. Adam: a method for stochastic optimization[EB/OL]. [2022-05-25]. <https://arxiv.org/abs/1412.6980>.
- [15] ROBBINS H, MONRO S. A stochastic approximation method[M]. New York: Springer, 1985.
- [16] YU F, KOLTUN V. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions[EB/OL]. [2022-05-25]. <https://arxiv.org/abs/1511.07122>.
- 能决策与控制研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2020.
YUAN Pengtao. Study on intelligent decision and control of suspension density setting in heavy medium separation process with variable coal quality[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2020.
- [27] 胡金良, 李彤昀, 王光辉. 基于强化学习的重介质选煤过程优化控制[J]. 煤炭工程, 2022, 54(1): 137-141.
HU Jinliang, LI Tongyun, WANG Guanghui. Optimal control of dense medium coal preparation process based on reinforcement learning[J]. Coal Engineering, 2022, 54(1): 137-141.
- [28] 陶志达. 选煤厂智能化建设现状调查与分析[J]. 煤炭加工与综合利用, 2022(1): 66-70.
TAO Zhida. Investigation and analysis on the current situation of intelligent construction in coal preparation plant[J]. Coal Processing & Comprehensive Utilization, 2022(1): 66-70.
- [29] 桂卫华, 岳伟超, 谢永芳, 等. 铝电解生产智能优化制造研究综述[J]. 自动化学报, 2018, 44(11): 1957-1970.
GUI Weihua, YUE Weichao, XIE Yongfang, et al. A review of intelligent optimal manufacturing for aluminum reduction production[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(11): 1957-1970.
- (上接第 26 页)
- [22] ZHANG Lijun, XIA Xiaohua. A model predictive control for coal beneficiation dense medium cyclones[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2014, 47(3): 9810-9815.
- [23] 代伟, 张凌智, 褚菲, 等. 重介质选煤过程模型与数据混合驱动的自适应运行反馈控制[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(2): 283-294.
DAI Wei, ZHANG Lingzhi, CHU Fei, et al. Model-data hybrid driven adaptive operational feedback control of dense medium coal preparation process[J]. Control Theory & Applications, 2020, 37(2): 283-294.
- [24] 张凌智, 代伟, 陆文捷, 等. 非线性工业过程多速率分层运行优化控制及选煤过程应用研究[C]. 第30届中国过程控制会议, 昆明, 2019: 287.
ZHANG Lingzhi, DAI Wei, LU Wenjie, et al. Multi-rate layered optimal operational control of nonlinear industrial processes[C]. Proceedings of the 30th Chinese Process Control Conference, Kunming, 2019: 287.
- [25] SUN Xiaolu, CAO Zhenguan, YUE Yuanhe, et al. Online prediction of dense medium suspension density based on phase space reconstruction[J]. Particulate Science and Technology, 2018, 36(8): 989-998.
- [26] 袁鹏涛. 可变煤质的重介分选过程悬浮液密度设定智