基于改进 YOLOv11n-seg 的浮选泡沫尺寸提取方法*

郭梨,黄智奇,何润丰,江松,卢才武

(西安建筑科技大学 资源工程学院, 陕西 西安 710055)

摘要:针对浮选工艺中泡沫尺寸提取的难题,提出了一种基于改进 YOLOv11n-seg 的浮选泡沫尺寸提取方法。首先,引进跨尺度特征融合模块(Cross-Scale Feature Fusion Module,CCFM)优化颈部结构,增强模型对多尺度泡沫的适应性与小目标检测能力;其次,嵌入混合局部通道注意力机制(Mixed Local Channel Attention,MLCA),整合通道信息、空间信息以及局部信息,提升网络的表达能力;最后,引入 Unified-IoU 损失函数,使模型动态地将注意力从低质量预测框转移到高质量预测框,平衡训练速度和检测精度。试验结果表明,相较于传统的分水岭算法和基于深度学习的 Mask R-CNN 等方法,所提出的方法在分割精度和实时性方面具有显著优势;与基准模型 YOLOv11n-seg 相比,优化后模型在精度 $mAP@0.5$ 和 $mAP@0.5:0.95$ 上分别提升 1.5%和 5.3%,召回率提升 5.1%,运算量减少 11.8%,参数量下降 32.1%,该方法具有更快的检测速度和更高的检测精度,能够满足浮选泡沫尺寸精准提取的需求。

关键词:泡沫浮选;图像分割;YOLOv11;特征融合模块;注意力机制

中图分类号:TD952; TD923 **文献标识码**:A **文章编号**:1005-2763(2026)06-0244-11

Flotation Foam Size Extraction Method Based on Improved YOLOv11n-seg

Guo Li, Huang Zhiqi, He Runfeng, Jiang Song, Lu Caiwu

(School of Resources Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an, Shaanxi 710055, China)

Abstract: Aiming at the difficulty of foam size extraction in flotation process, a flotation foam size extraction method based on improved YOLOv11n-seg was proposed. Firstly, the Cross-Scale Feature Fusion Module (CCFM) was introduced to optimize the neck structure and enhance the adaptability of the model to multi-scale foam and the ability of small target detection. Secondly, the Mixed Local Channel Attention (MLCA) mechanism was embedded, and the channel information, spatial information and local information were integrated to improve the expression ability of the network. Finally, the Unified-IoU loss function was introduced to enable the model to dynamically shift attention from the low-quality prediction box to the high-quality prediction box, balancing training speed and detection accuracy. The experimental results show that compared with the traditional watershed algorithm and Mask R-CNN based on deep learning, the proposed method has significant advantages in segmentation accuracy and real-time performance. Compared with the benchmark model YOLOv11n-seg, the optimized model improves the accuracy of $mAP@0.5$ and $mAP@0.5:0.95$ by 1.5% and 5.3%, respectively, the recall rate increases by 5.1%, the amount of computation decreases by 11.8%, and the number of parameters decreases by 32.1%. This method has a faster detection speed and higher detection accuracy, which can meet the needs of accurate extraction of flotation foam size.

Key words: Foam flotation, Image segmentation, YOLOv11, Feature fusion module, Attention mechanism

0 引言

浮选过程中,泡沫状态与矿石品位密切相关。泡沫特征不仅反映浮选效率,更直接影响最终精矿的品位和回收率[1]。因此,浮选过程中的泡沫观察对判断浮选效果至关重要。实际生产中,操作人员常通过肉眼观察泡沫的颜色、大小、形状、纹理及流动性等特征来判断工艺指标[2],但该方式高度依赖人工经验,主观性强,且难以持续获得准确结果。自20世纪90年代末,学界开始探索使用图像处理技

* **收稿日期**:2025-06-30

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52474179)

作者简介:郭梨(1982—),女,陕西西安人,博士,讲师,主要从事资源大数据管理与应用、矿山智能科学与工程方向的研究工作。E-mail:guoli@xauat.edu.cn

通信作者:黄智奇(2000—),男,浙江衢州人,硕士研究生,主要从事智能采矿方向的研究工作。E-mail:hzq1841782761@xauat.edu.cn

术监测与分析浮选泡沫状态[3],机器视觉技术在矿物浮选工艺中的应用逐渐成为研究重点[4-5]。该技术凭借高效自动化、非接触式检测、精准识别与分析等优点,有效克服了传统人工判定的诸多问题,可为优化浮选操作,提高精矿品位和回收率提供有力支撑。

研究表明,泡沫的尺寸分布、形态等特征对评价泡沫浮选状态具有显著影响[6-7]。泡沫尺寸通常指气泡的平均直径或尺寸分布范围,由气体分散度、药剂性质、搅拌强度等因素共同决定。在浮选过程中,适宜的泡沫尺寸需满足两大核心要求:一是稳定性,即泡沫需具备足够寿命以承载目标矿物上升至液面,避免过早破裂导致矿物回落;二是选择性,即尺寸分布应与目标矿物颗粒的疏水性及粒度相匹配,确保优先吸附有用矿物而抑制脉石上浮。小尺寸泡沫(50~300 μm)可增加气液界面面积、提升矿物碰撞概率,但过小会导致泡沫层过密、流动性下降;大尺寸泡沫(>500 μm)虽利于矿物运输,却会降低界面吸附效率。因此,通过精确分割泡沫图像获取尺寸分布、形态等关键特征参数[8],可更准确地评估浮选过程的实时状态。Peng 等[9]提出了一种基于最优标注和边缘约束的改进分水岭算法,通过融合前景标记和边缘线约束得到最优分割线,提高了泡沫的分割精度。Zhang 等[10]提出了一种基于照明模型的标记分水岭方法,使用对数正态分布模型拟合气泡尺寸分布,有效识别泡沫边界。然而,上述方法在分割精度上仍有所欠缺。

近年来,随着深度学习技术的发展,基于卷积神经网络(CNN)[11]的方法在图像分割领域表现突出。在泡沫浮选方面,Liu 等[12]提出了一种多尺度去模糊全卷积网络融合多级跳跃特征算法,通过加入多个跳跃特征层和残差块增强图像细节,实现了铜浮选泡沫图像的精准分割。唐朝晖等[13]提出了一种改进 I-Attention U-Net 的锌浮选泡沫图像分割算法,有效解决了传统分割算法中存在的欠分割与过分割问题,提高了分割的准确性。

针对浮选工业场景中泡沫形态复杂多变,以及现有模型在局部特征捕捉、多尺度信息融合、低质量样本处理等方面存在的局限性,本文通过三阶段优化策略,构建了一种新型改进的 YOLOv11n-seg 模型,旨在构建高精度、轻量化且实时性强的泡沫特征提取解决方案。

1 改进的 YOLOv11n-seg 模型结构

1.1 YOLOv11 模型简介

YOLO(You Only Look Once)是一种基于图像全局信息进行预测的目标检测系统[14],由 Joseph Redmon 开发。实例分割功能主要从 YOLOv5 版本开始全面集成支持,并在后续版本中不断完善。YOLOv11[15]是 Ultralytics 最新发布的模型,其在检测、分割、姿态估计、跟踪和分类等多个任务上均展现出较优的性能。本文采用 YOLOv11n-seg 作为基础模型,其结构如图 1 所示。

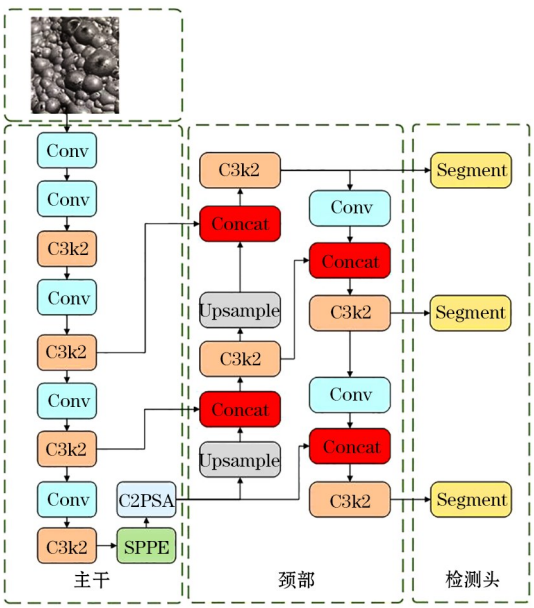


图 1 YOLOv11n-seg 网络结构

Fig.1 The network structure of YOLOv11n-seg

从图 1 可以看出,YOLOv11 采用了改进的骨干与颈部架构,增强了特征提取能力,提高了物体检测的精度并改善了复杂任务的表现。相较于 YOLOv8 模型[16],YOLOv11 在主干网络部分增加了 C2PSA 模块,并且将 C2f 模块替换为 C3k2。其中,C3k 模块相比于 C3 模块可使使用者自定义卷积块大小,更加灵活;C2PSA 则扩展了 C2f,通过引入 PSA(Position-Sensitive Attention)利用多头注意力机制和前馈神经网络(FFN)增强特征提取能力,并可选择性地添加残差结构(shortcut)优化梯度传播和网络训练效果。同时,使用 FFN 可以将输入特征映射到更高维的空间,捕获复杂非线性关系,从而学习到更丰富的特征表示。颈部网络使用 PAN 结构,其中同样使用了 C3k2 模块,以聚合多尺度特征并优化特征传递。检测头部分整体与

YOLOv8 相似,但借鉴了 YOLOv10 的设计思想,在分类分支引入深度可分离卷积,以减小冗余计算、提升效率。尽管如此,在浮选泡沫分割任务中,YOLOv11 仍存在对小尺度泡沫检测能力不足、边界模糊及对低质量样本敏感等问题。为此,本文通过以下改进提升模型性能。

1.2 改进的 YOLOv11n-seg 模型

1.2.1 改进的模型结构

改进后的模型网络结构如图 2 所示。主要包含以下三方面优化:其一,采用跨尺度上下文特征融合模块(Cross-Scale Feature Fusion Module, CCFM)替代标准颈部结构,解决传统特征金字塔的边缘模糊和尺度感知失衡问题;其二,在 C2PSA 模块中嵌入混合局部-全局注意力机制(Mixed Local Channel Attention,MLCA),通过通道-空间双维度特征重标定,强化模型对气泡的聚焦能力;其三,引入 Unified-IoU 动态损失函数,基于预测框质量自适应的权重分配策略,降低低质量标注样本的梯度贡献权重,同时增强高质量样本的优化强度。优化后的模型能够更好地应对不同尺度与复杂工艺背景下的泡沫图像分割任务,从而有效提高分割的精度和可靠性。

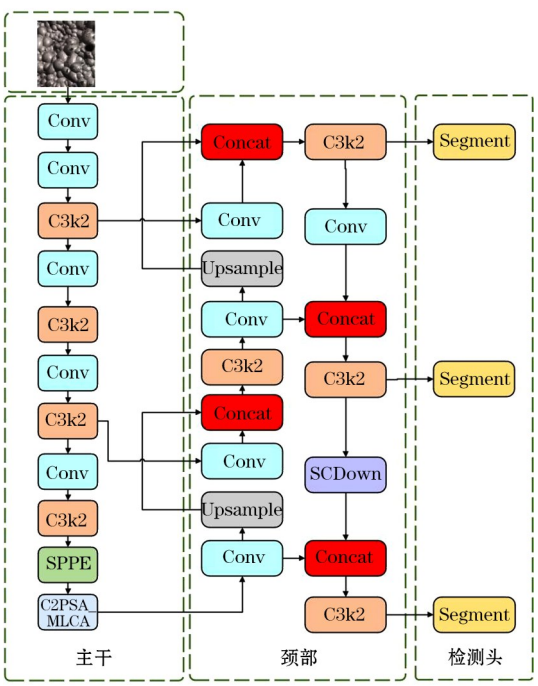


图 2 改进模型架构

Fig.2 The architecture of the improved model

1.2.2 CCFM 模块

CCFM 是一种跨尺度特征融合模块,最初在 RT-DETR 模型中被提出,用以增强模型多尺度目标检测性能和提高对小尺度对象的检测能力[17]。CCFM 模块结构如图 3 所示。

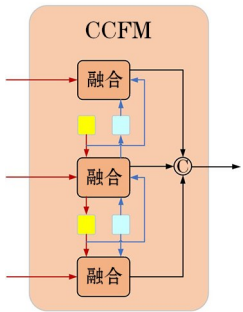


图 3 CCFM 模块结构

Fig.3 The structure of the CCFM module

该模块通过加权处理每个尺度特征图,随后将加权后的特征图进行融合,最终得到特征表示。在融合路径中,插入了多个由卷积层组成的融合块,其作用是将两个相邻的尺度特征融合为一个新特征。融合块包含两个 1×1 的卷积调整通道数,使用由重参数化卷积组成的 N 个卷积块(Re-parameterizable Convolution Block,RepBlock)进行特征融合,随后通过元素添加对两路输出进行融合。

CCFM 模块通过构建多层级特征双向交互通路,有效融合不同尺度特征之间的信息,实现模型网络中低分辨率语义特征与高分辨率细节特征的异构信息互补,从而增强对微小目标及模糊边界的表征能力。

1.2.3 MLCA 注意力机制

MLCA 是一种轻量级的混合局部通道注意力机制[18]。常见的通道注意力如 SE[19]、ECA[20]等,通常将整个通道特征图压缩为一个值,只考虑通道间的整体关系,而忽略了每个通道的空间信息。相比之下,MLCA 模块能够同时整合通道信息和空间信息,并融合局部信息与全局信息,从而有效提升网络的表达效果。

MLCA 的输入特征向量需依次经历局部平均池化(Local Average Pooling, LAP)和全局平均池化(Global Average Pooling, GAP)两个步骤。输入首先经 LAP 提取局部空间信息,并被转换为 $1*C*ks*ks$ 的向量(ks 表示空间块数量)。在此基础上,利用两个分支将输入转换为一维向量:第一个分支包含全局信息,第二个分支包含局部空间信息。随后,两个分支均通过一维卷积(Conv1d)进行特征转换。其中,Conv1d 的卷积核大小 k 与通道维度 C 成正比,表明在捕获本地跨通道交互信息时,只考虑了每个通道与其 k 个相邻通道之间的关系。k 的选

择由下式确定:

$$k=\Phi(C)=\left|\frac{\log_2(C)}{\gamma}+\frac{b}{\gamma}\right|_{\text{odd}} \tag{1}$$

式中:C 是通道数;k 是卷积核的大小;γ 和 b 都是超参数,默认值为 2;odd 表示 k 只能为奇数,如果 k 为偶数,则 k 值加 1。

对于局部池化后的特征,采用一维卷积(Convld)进行特征变换后重新排列,并通过"乘法"操作与原始输入特征相结合,以强化对有用特征的关注。对于全局池化后的特征,经过一维卷积和重新排列后,通过"加法"操作与局部池化特征相结合,从而在特征图中融合全局上下文信息。随后,通过反平均池化(Unpooling via Adaptive Pooling, UNAP)恢复到原始的空间维度,实现混合注意力的目标。总体来说,MLCA 通过在局部与全局层面同时结合通道与空间注意力,在保持计算效率的同时增强了网络对有用特征的捕捉能力,进而提高模型的分割精度。

1.2.4 Unified-IoU 损失函数

在实际应用中,浮选泡沫尺寸复杂多变。尽管传统的 CIoU Loss 增加了中心距离和边界框尺度的考量,使目标框回归更加稳定,但若仅在几何差异上做精细化处理,仍存在缺陷,这会制约检测性能的进一步提升。

Unified-IoU 是 Luo 等[21]提出的一种动态、高效的损失函数。与仅考虑预测框与真实框几何差异的传统 IoU 损失不同,Unified-IoU 能够根据预测框质量动态分配损失权重,使模型在训练过程中更聚焦于高质量预测框。该方法通过缩放预测框和真实框,根据不同质量样本动态分配损失权重,从而有效提升边界框回归的性能,如图 4 所示,其中蓝色是真实框(GT),红色是预测框(颜色标识见电子版)。

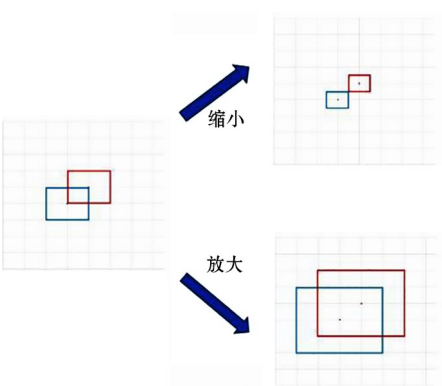


图 4 预测框和 GT 框的缩放

Fig.4 Scaling of the prediction box and the ground-truth (GT) box

针对训练初期因过于关注高质量预测框导致模型收敛缓慢的问题,引入动态超参数"r"。训练初期通过放大预测框尺度,使模型转而专注低质量预测框,从而加快收敛速度;训练后期则缩小预测框以关注高质量预测框,提升最终的识别精度。超参数"r"具体包含三种衰减模式:线性下降策略、余弦下降策略、分段下降策略。各策略与训练轮数(epoch,e)的关系如下。

线性下降策略:

$$r=-0.005\times e+2 \tag{2}$$

余弦下降策略:

$$r=0.75\times\cos\left(\frac{\pi\times e}{300}\right)+1.25 \tag{3}$$

分段下降策略:

$$r=\frac{200}{e+100} \tag{4}$$

引入 Unified-IoU 损失函数,通过超参数动态调整模型对不同质量预测框的关注。该损失函数不仅考虑了预测框与真实框之间的几何关系,还兼顾了 IoU 权重和置信度信息,从而有效提升模型对目标的识别能力。

2 浮选泡沫尺寸提取试验结果与分析

2.1 试验设置

2.1.1 试验环境

试验平台使用 Windows11 操作系统,配置为 Intel CPU i7-10870H,显卡为 NVIDIA RTX 2060。基于 Pytorch2.5.0 深度学习框架,CUDA 使用 11.8 版本,预设训练轮数为 400 次,学习率为 0.001,使用 Adam 优化器,学习率动量为 0.937,权重衰减系数为 0.000 5,图像输入尺寸为 640 px×640 px。

2.1.2 数据集构建

试验数据取自洛阳某钼矿选矿厂工业现场,通过拍摄视频完成数据采集,对浮选槽的泡沫每隔 2 h 录制一段视频,共计 15 段视频(总跨度 30 h)。其中,所有图像均从拍摄视频中截取。为保证每张图片之间没有重叠且完全独立,每秒采集一张泡沫图像,每段视频(30 s)共采集到 30 张图片,共计 450 张泡沫图像。随后,对每一张泡沫图像使用 Labelme 进行手动标注,平均每张图像约包含 200 个气泡,总共标记了约 90 000 个气泡,如图 5 所示。

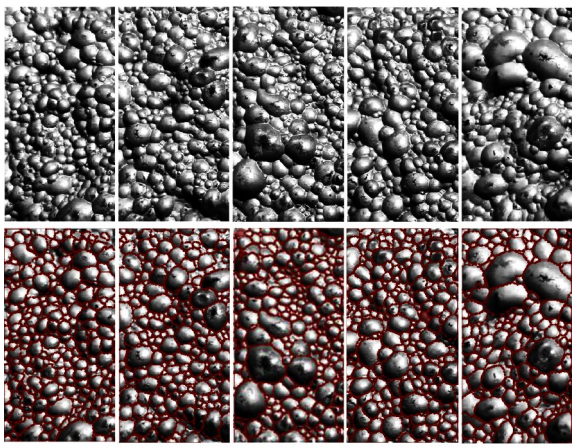


图 5 浮选泡沫及标注图像

Fig.5 Flotation foams and annotated images

将获得的图像及其相应的标签图像按 9∶1 随机划分为训练集与测试集。在此基础上,通过调节随机参数对训练集进行随机仿射变换(包括旋转、缩放、平移及错切)。同时,针对应用特性,额外扩充了数据集,对部分图像添加了旋转、噪声、镜像、色温变换、对比度调整等变换,并且对标签量过少的类别也进行了扩充,以增强模型的泛化能力。

2.1.3 评价指标

为了全面评估模型性能,选取的评价指标主要有参数量(Params)、运算量(GFLOPs)、精确率(Precision,P)、召回率(Recall,R)、平均精度(Average Precision,AP)、平均精度均值(mean Average Precision,mAP)。

精确率指预测为正类的样本中,实际正类样本所占比例;召回率指模型正确预测为正类占全部实际正类比例;平均精度指单个类别的平均精度值,即P-R曲线下的面积;$mAP@0.5$ 表示当 IoU 判定阈值为 0.5 时,所有类别的平均精度均值;$mAP@0.5:0.95$ 表示在不同 IoU 阈值(从 0.5 到 0.95,步长 0.05)上的所有类别的平均精度均值。以上参数计算公式如下:

$$P=\frac{TP}{TP+FP} \tag{5}$$

$$R=\frac{TP}{TP+FN} \tag{6}$$

$$AP=\int_0^1 P(R)\mathrm{d}R \tag{7}$$

$$mAP=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}AP_i \tag{8}$$

式中:TP 为真正例,表示模型正确地将正例预测为正例的数量;FP 为假正例,表示模型错误地将负例预测为正例的数量;FN 为假负例,表示模型错误地将正例预测为负例的数量;m 为类别数量。

2.2 模型测试

2.2.1 消融试验

为研究不同改进对网络性能改良效果的影响,通过消融试验来进行对比与检验。其结果见表 1。

表 1 消融试验结果

Table 1 Ablation experiment results

YOLOv11n-seg	CCFM	MLCA	Unified-IoU	参数量/M	运算量/G	P/%	R/%	$mAP@0.5$/%	$mAP@0.5:0.95$/%
√	×	×	×	2.8	10.2	87.3	83.9	90.7	56.9
√	√	×	×	2.0	9.1	88.6	83.3	91.2	59.2
√	×	√	×	2.7	10.2	87.6	86.3	91.7	59.0
√	√	√	×	1.9	9.0	89.5	87.4	91.8	59.7
√	√	√	√	1.9	9.0	89.8	88.2	92.1	59.9

从表 1 可以得出,在 YOLOv11n-seg 模型的基础上,分别加入 CCFM 模块或 MLCA 模块,均能提升模型性能。具体而言,单独引入 CCFM 模块后,模型的参数量由 2.8 M 降至 2.0 M,运算量由 10.2 G 下降至 9.1 G,同时 $mAP@0.5$ 和 $mAP@0.5:0.95$ 分别提升了 0.6% 和 4%。这说明该模块不仅减少了参数量和运算量,使模型轻量化程度有效提高,还在检测精度和运算速度上均有所提升。单独引入 MLCA 模块后,模型的检测精度同样获得积极提升,尤其是在 $mAP@0.5$ 上的检测精度达到了 91.7%,证明了其在提高分割精度方面的有效性。当 CCFM 模块和 MLCA 模块二者融合使用时,模型参数量进一步减少,且在核心性能指标上仍有明显提升。此外,在引入 Unified-IoU 损失函数后,相较于 YOLOv11n-seg 基准模型,优化后的模型参数量下降 32.1%,运算量减少 11.8%,召回率提升 5.1%,$mAP@0.5$ 和 $mAP@0.5:0.95$ 分别提升 1.5% 和 5.3%。这些数据充分说明改进后的模型具有更轻量化的结构、更高的检测精度和更快的检测速度,能够有效提升浮选泡沫图像分割性能。

2.2.2 对比试验

本研究使用同一数据集对分水岭算法、Mask

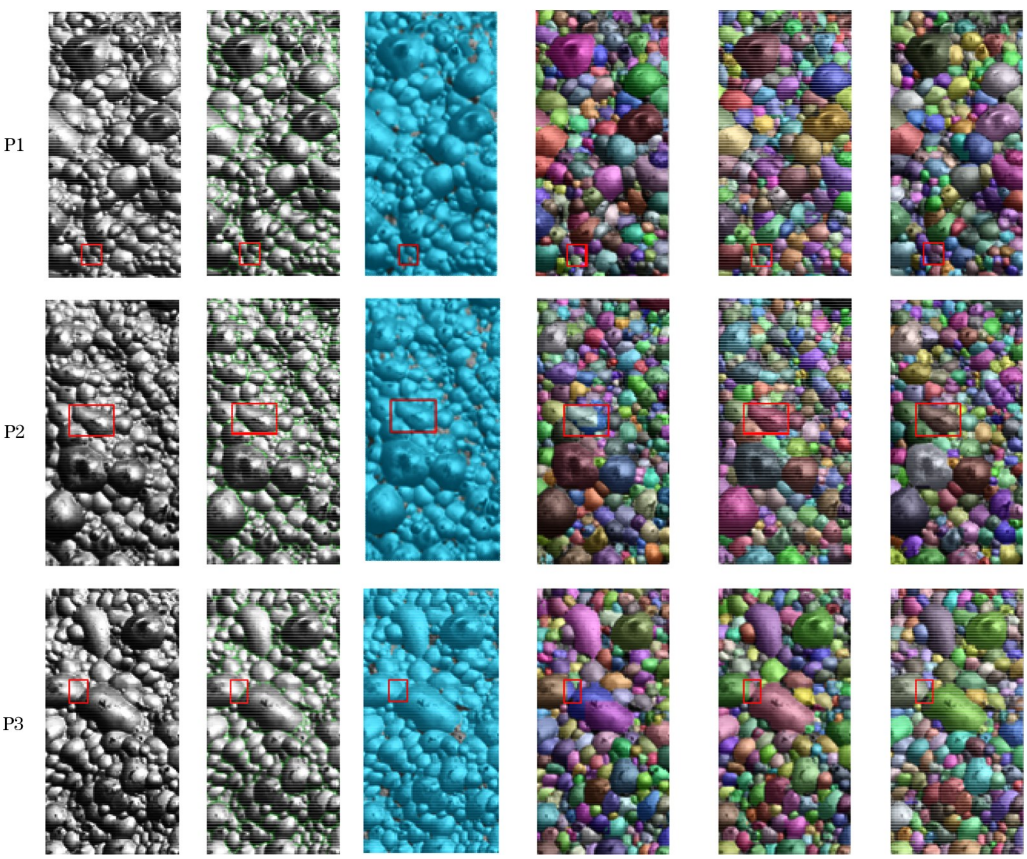
R-CNN、YOLOv8n-seg、YOLOv11n-seg 以及本文模型的分割性能进行评估,试验结果见表 2。分水岭算法是一种基于拓扑理论的数学形态学分割方法,其将图像视为地形图,通过模拟水的流动过程来分割图像。试验结果表明,该算法在精确率和召回率方面明显低于其他模型。Mask R-CNN 基于 Faster R-CNN 架构,通过添加了一个预测像素级掩码的分支,能够实现不同对象的精确定位与分割。但该模型计算成本高,运行速度慢,难以满足实时性要求,且分割精度略低于 YOLO 分割模型。相比而言,YOLOv8n-seg 和 YOLOv11n-seg 在精确率、召回率及平均精度上,均优于前两个模型。而本文模型在保持较低参数量和计算复杂度的同时,在各项指标上相较于其他对比模型均有不同程度的提升,充分展现了其在图像分割方面的优异性能。

表 2 对比试验结果

Table 2 Comparative experiment results

模型	参数量/M	运算量/G	P/%	R/%	$mAP@0.5$/%	$mAP@0.5:0.95$/%
分水岭算法	—	—	74.5	69.1	—	—
Mask R-CNN	—	—	84.3	81.5	86.9	54.4
YOLOv8n-seg	3.3	12.0	86.4	86.3	91.6	57.7
YOLOv11n-seg	2.8	10.2	87.3	83.9	90.7	56.9
本文模型	1.9	9.0	89.8	88.2	92.1	59.9

各模型分割结果的可视化分析如图 6 所示(其中红框表示模型误检部分,颜色标识见电子版)。结果显示,Mask R-CNN 在分割任务中错检较少,但在特定环境(如泡沫黏连等情况)下会出现漏检现象,分割精度仍有待提高。相比之下,分水岭算法在分割性能上存在明显不足,主要表现为漏检现象严重、分割质量较低。YOLOv8n-seg 在处理黏连泡沫时表现欠佳,尤其是在泡沫密集的环境中,错检的问题较明显。尽管 YOLOv11n-seg 在处理黏连泡沫方面相较于 YOLOv8n-seg 有所改进,但对黏连泡沫的错检问题依然存在。此外,这些模型在分割黏连泡沫时,其分割边缘质量普遍存在一定缺陷。相比之下,本文所提模型在确定泡沫位置和轮廓方面表现出更高的准确性,其分割性能相较于其他模型具有明显优势。



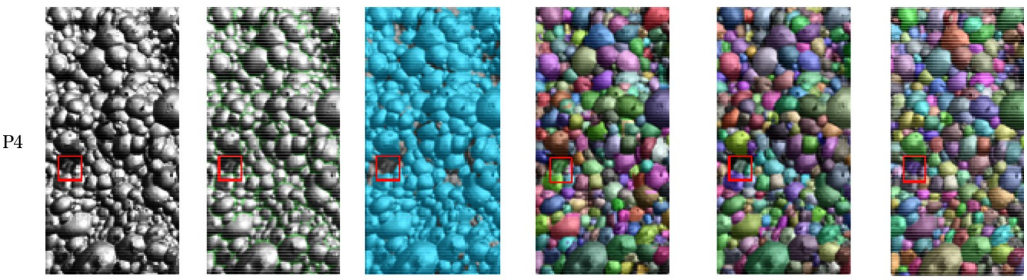


图 6 模型可视化对比分析

Fig.6 Comparative analysis of model visualization

2.2.3 泡沫尺寸提取

泡沫尺寸的准确提取依赖于气泡轮廓的可靠分割,分割质量直接决定尺寸参数的可靠性与实用性。因此,在对泡沫图像进行精准分割后,需要通过连通域分析将识别结果转化为泡沫尺寸分布特征:首先基于分割模型生成的高精度掩膜标记气泡轮廓,明确目标区域;随后,将掩膜进行二值化处理,生成布尔矩阵区分气泡与背景;接着,基于连通性准则遍历矩阵,标记独立气泡区域并识别黏连或孤立的气泡像素集合;最后,提取各区域的投影面积,汇总生成全局尺寸及分布数据。同时使用 ImageJ 软件对所选 4 张图像中的气泡总数及各气泡像素的面积进行统计,将其作为基准数据,泡沫数量及面积参数见表 3。

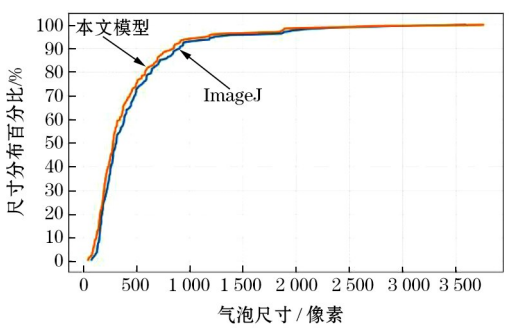
表 3 泡沫尺寸提取结果对比

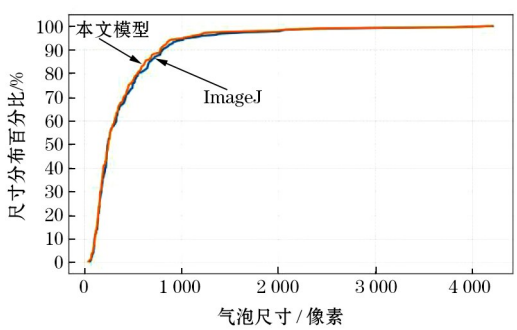
Table 3 Comparison of foam size extraction results

图像编号	泡沫数量		最大泡沫尺寸/像素		最小泡沫尺寸/像素		平均泡沫尺寸/像素	
	手动测量值	模型提取值	手动测量值	模型提取值	手动测量值	模型提取值	手动测量值	模型提取值
P1	194	170	3 754	3 588	61	48	476.97	427.11
P2	206	190	4 209	4 199	59	42	418.99	396.67
P3	196	184	4 941	4 959	50	47	433.89	443.08
P4	213	201	2 587	2 615	56	62	365.76	388.41

从表 3 数据可以看出,本文模型展现出对目标宏观特征的稳定捕捉能力,尤其在显著目标的识别方面与人工判断结果一致。同时,模型对于大尺寸泡沫的边界判定与尺寸估计具有较高的可信度,使其针对大尺寸目标的量化评估与人工测量结果高度吻合,这显示出算法在清晰边界目标处理上的优势,使其能够准确提取浮选泡沫的尺寸信息。

基于表 3 中 P1～P4 这 4 张图像的手动测量与模型提取数据,对气泡尺寸分布进行定量化统计分析,如图 7、图 8 所示。从图 7 可以看出,通过 ImageJ 获得的气泡尺寸分布曲线与本文模型获取的分布曲线吻合良好。图 8 展示了气泡的面积分布情况,横坐标表示气泡序列,纵坐标表示气泡的像素面积。从散点分布与箱线图特征来看,ImageJ 与本文方法的数据点分布高度重合。无论是低数值区的密集分布,还是高数值区的离散表现,二者趋势均保持一致。箱线图中,体现数据离散程度的箱型范围、反映集中趋势的中位数位置,以及上下须延伸的数值边界,均表现出较高的一致性。上述数据分布的近似性表明,两类方法在数据表征层面具备良好的一致性。





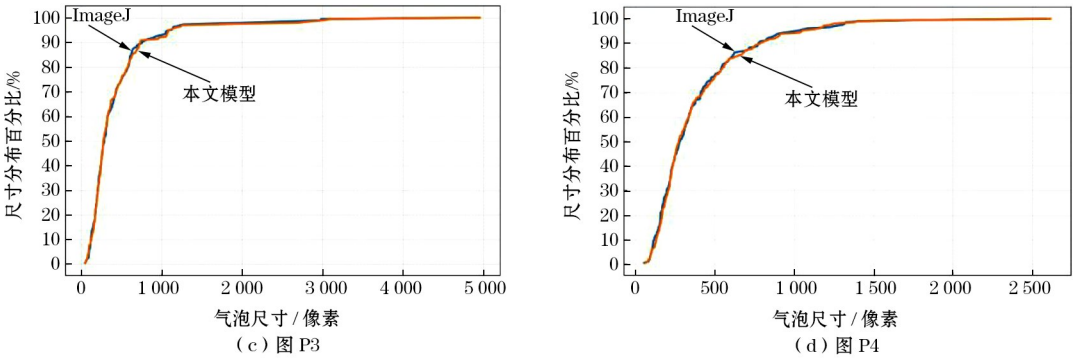


图 7　图像 P1 至 P4 的气泡尺寸分布

Fig.7　Foam size distribution for images P1 to P4

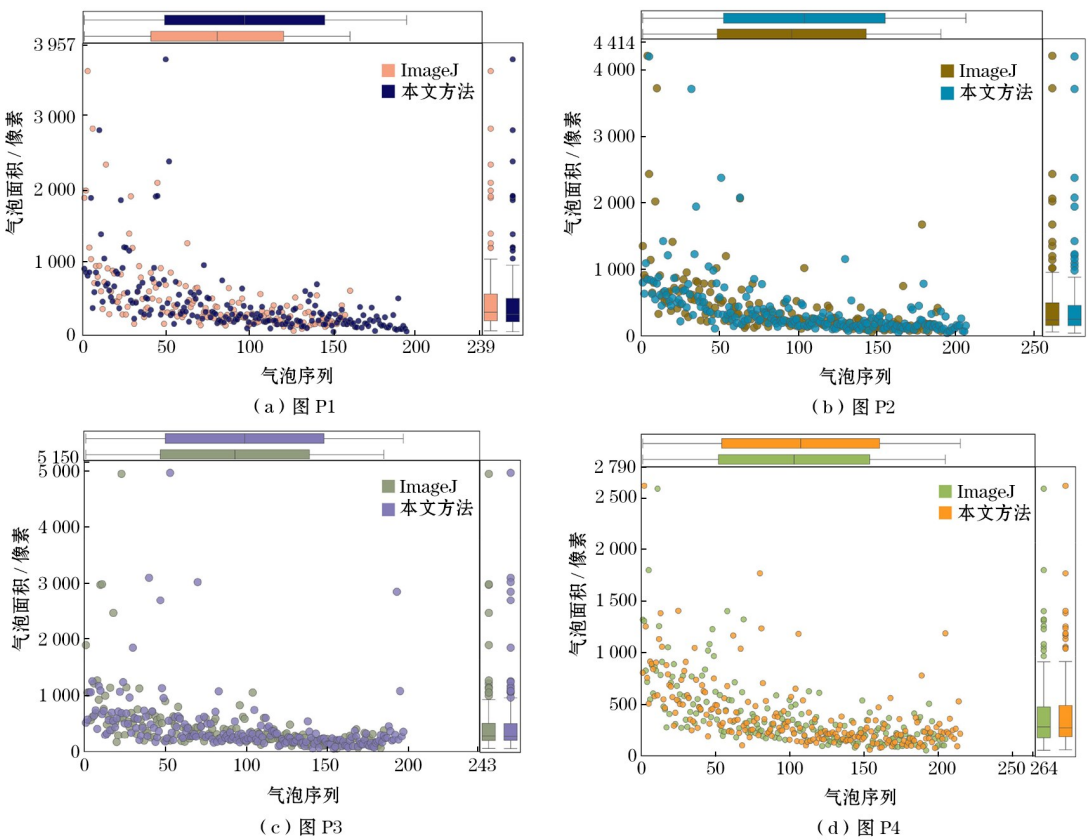


图 8　图像 P1 至 P4 的气泡面积分布对比

Fig.8　Comparison of foam area distribution for images P1 to P4

2.2.4　浮选工况识别

在浮选生产过程中,工况状态的精准识别是优化工艺效率与稳定产品质量的核心环节。针对泡沫图像,工况通常可分为 3 个级别:欠浮选(见图 9(a)至图 9(c))、正常浮选(见图 9(d)至图 9(f))、过浮选(见图 9(g)至图 9(i))[22]。本节将改进型 YOLOv11n-seg 模型提取的泡沫尺寸分布特征作为工况识别的唯一输入,通过统计量化和模式分析建立与浮选状态的强映射关系。基于上述尺寸提取结果获取五维尺寸统计特征,具体特征及其计算公式见表 4。

随机选取 250 张泡沫图像,分别计算其 5 项指标。为消除不同指标的量纲差异和数值范围影响,采用最小-最大归一化方法对原始数据进行线性变换,使每项指标的最小值映射为 0,最大值映射为 1,从而将所有参数值都规范到[0, 1]区间内,具体公式如下:

$$X_{\text{norm}}=\frac{X-X_{\min}}{X_{\max}-X_{\min}} \tag{9}$$

式中:X 和 X_{norm} 分别表示最值归一化之前和之后的

数值；X_{max} 和 X_{min} 分别表示原始数据中的最大值和最小值。

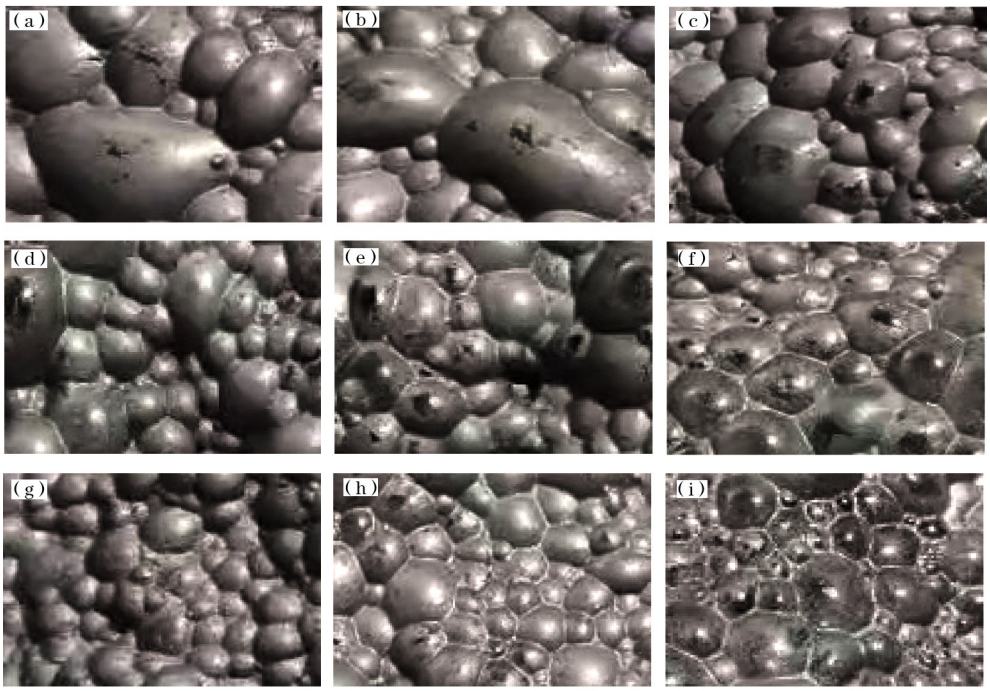


图 9 表征不同浮选工况的泡沫图像

Fig.9 Foam images characterizing different flotation conditions

表 4 泡沫图像特征

Table 4 Features of foam images

特征序号	特征	计算公式
1	平均尺寸	$\frac{1}{N}\sum A_i$
2	尺寸标准差	$\sqrt{\frac{1}{N}\sum (A_i-u)^2}$
3	大气泡占比	$\frac{\mathrm{count}(A_i>500)}{N}$
4	小气泡占比	$\frac{\mathrm{count}(A_i<300)}{N}$
5	尺寸分布偏度	$\frac{1}{N}\frac{\sum (A_i-u)^3}{\sigma^3}$

注：N 为气泡总数；A_i 表示第 i 个气泡在图像中测得的像素面积；u 为所有气泡面积的平均值；σ 表示气泡面积的标准差；count($A_i>500$)为面积大于 500 像素的气泡个数；count($A_i<300$)为面积小于 300 像素的气泡个数。

随后，采用主成分分析(Principal Component Analysis，PCA)法，通过线性变换，提取方差最大的前两个主成分，并生成所有样本点在二维空间中的分布散点图。在此基础上，采用无监督学习的 K-means聚类算法，依据样本点在二维空间中的欧氏距离，通过迭代优化，自动将全部样本划分为预设的 3 个聚类簇，并计算出每个簇的聚类中心。深入分析 5 个归一化指标在簇中心的取值，特别是依据标准化后的小气泡占比的升序排列，界定各簇对应的工况类型：小气泡占比最低的簇标记为“欠浮选”，居中簇为“正常浮选”，最高的簇为“过浮选”。据此为每张图像标注工况标签，输出包含工况分类的统计结果，如图 10 所示。

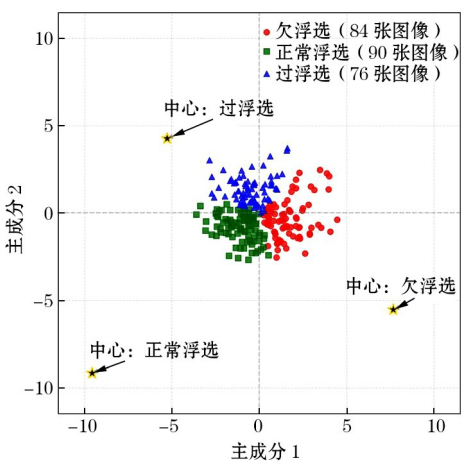


图 10 浮选工况聚类分析

Fig.10 Clustering analysis of flotation conditions

为了验证提取出来的五维特征的有效性，采用基于领域知识的手动组合方法，将 4 个原始参数(平

均尺寸、尺寸标准差、大气泡比率、小气泡比率)合成为两个新参数，实现数据三维空间可视化。参数合成过程如下。

(1) 气泡尺寸分布稳定性指标 S_1。该参数为平均尺寸(Average _ Size)与标准差(Stadard _ Deviation)的算术平均值。S_1 综合了反映气泡尺寸的集中趋势与离散程度，值越大，表明气泡整体尺寸越大且尺寸分布越分散，间接反映泡沫稳定性下降的趋势。

(2) 气泡尺寸分布倾向性指标 S_2。该参数由大气泡比率减去小气泡比率计算得到，其值域范围为[−1，1]，正值表示大气泡在总体中占主导地位(通常对应过浮选倾向)，负值表示小气泡占主导(通常对应欠浮选倾向)，零值则反映两种气泡比例均衡(对应正常浮选状态)。该指标直接表征气泡群体的尺寸分布倾向。

同时将尺寸分布偏度设为 S_3，绘制三维散点对比效果，如图 11 所示。

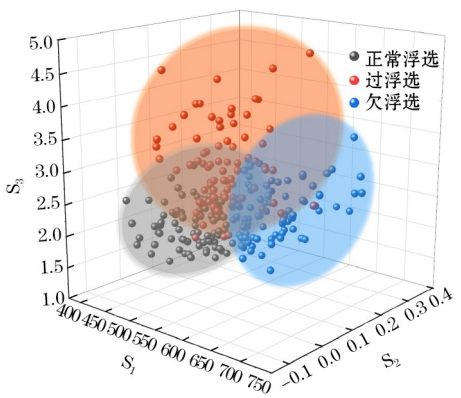


图 11 不同浮选工况散点分布情况

Fig.11 Scatter distribution of different flotation conditions

该三维散点图直观展示了不同浮选工况的分布特征。从图中可以看出，过浮选样本(颜色标识见电子版)在上方区域呈离散分布，欠浮选样本在右侧聚集为簇，正常浮选样本于左侧聚集。各工况数据在空间中虽有部分交集，但整体呈现可区分的聚类趋势。这表明，不同浮选工况状态下泡沫图像的特征之间存在可区分的差异，能够有效地进行浮选工况识别。

3 结论

本文针对浮选泡沫图像特征提取需求，提出一种基于改进 YOLOv11n-seg 的浮选泡沫尺寸精准检测方法，显著增强泡沫特征的表征能力，尤其在复杂工业场景下展现出以下几点优势。

(1) 改进的 YOLOv11n-seg 模型对显著目标识别与人工标注结果高度一致，尤其在大尺寸泡沫的边界判定和尺寸估计方面，与人工测量结果高度吻合，能够较为准确地提取浮选泡沫尺寸。

(2) 模型性能显著提升，$mAP@0.5$ 和 $mAP@0.5:0.95$ 分别达到 92.1%和 59.9%，较基准模型分别提高 1.5%和 5.3%。

(3) 通过轻量化重构策略，运算量与参数量分别降低 11.8%和 32.1%，在保证检测精度的同时大幅提升计算效率。试验结果表明，该方法在边界清晰度与尺寸估计准确性方面优于传统模型，能够有效满足浮选工业场景下实时检测与工艺调控的需求。

参考文献(References)：

[1] 刘文卓，乔亦诚，殷雪原，等.浮选图像中泡沫边缘分割[J].有色金属(选矿部分)，2024(4)：67-76.
Liu Wenzhuo，Qiao Yicheng，Yin Xueyuan，et al. Froth edge segmentation in flotation images[J]. Nonferrous Metals (Mineral Processing Section)，2024(4)：67-76.

[2] 曹文艳，王然风，樊民强，等.基于半监督聚类的煤泥浮选泡沫图像分类方法[J].工矿自动化，2019，45(7)：38-42+65.
Cao Wenyan，Wang Ranfeng，Fan Minqiang，et al. Classification method of coal slime flotation froth images based on semi-supervised clustering[J]. Industry and Mine Automation，2019，45(7)：38-42+65.

[3] 卜显忠，杨怡琳，宛鹤.基于浮选泡沫图像预测精矿品位的研究进展[J].金属矿山，2024(2)：25-38.
Bu Xianzhong，Yang Yilin，Wan He. Research progress in concentrate grade prediction based on flotation froth images[J]. Metal Mine，2024(2)：25-38.

[4] 桂卫华，阳春华，徐德刚，等.基于机器视觉的矿物浮选过程监控技术研究进展[J].自动化学报，2013，39(11)：1879-1888.
Gui Weihua，Yang Chunhua，Xu Degang，et al. Progress in machine vision-based monitoring technology for mineral flotation processes[J]. Acta Automatica Sinica，2013，39(11)：1879-1888.

[5] Aldrich C，Avelar E，Liu X. Recent advances in flotation froth image analysis[J]. Minerals Engineering，2022，188：107823.

[6] 朱建勇，黄鑫，杨辉，等.基于稀疏化神经网络的浮选泡沫图像特征选择[J].控制与决策，2021，36(7)：1627-1636.
Zhu Jianyong，Huang Xin，Yang Hui，et al. Feature selection of flotation froth images based on sparsified neural network[J]. Control and Decision，2021，36(7)：1627-1636.

[7] 刘尚争，谭帅.矿物浮选泡沫图像处理技术的发展：矿物浮选泡沫图像处理与过程监测技术[J].矿业研究与开发，2020，40(1)：166.

Liu Shangzheng, Tan Shuai. Development of mineral flotation froth image processing technology: mineral flotation froth image processing and process monitoring technology[J]. Mining Research and Development,2020,40(1):166.

[8] Gharechchobogh B K, Kuzekanani Z D, Khiavi A M. Flotation froth image segmentation using Mask R-CNN[J]. Minerals Engineering,2023,192:107959.

[9] Peng Cheng, Liu Yikun, Gui Weihua, et al. Bubble image segmentation based on a novel watershed algorithm with an optimized mark and edge constraint[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2021,71:5005110.

[10] Zhang Jin, Tang Zhaohui, Ai Mingxi, et al. Nonlinear modeling of the relationship between reagent dosage and flotation froth surface image by Hammerstein-Wiener model [J]. Minerals Engineering,2018,120:19-28.

[11] O'sheaKeiron, Nash Ryan. An introduction to convolutional neural networks [J]. arXiv-CS-Machine Learning, 2015: arxiv-1511.

[12] Liu Jinping, Gao Quanquan, Tang Zhaohui, et al. Online monitoring of flotation froth bubble-size distributions via multiscale deblurring and multistage jump feature-fused full convolutional networks [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69 (12): 9618-9633.

[13] 唐朝晖,郭俊岑,张虎,等.基于改进 I-Attention U-Net 的锌浮选泡沫图像分割算法[J].湖南大学学报(自然科学版),2023,50(2):12-22.
Tang Zhaohui, Guo Juncen, Zhang Hu, et al. Zinc flotation froth image segmentation algorithm based on improved I-Attention U-Net[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences),2023,50(2):12-22.

[14] Jiang Peiyuan, Ergu Daji, Liu Ffangyao, et al. A review of YOLO algorithm developments [J]. Procedia Computer Science,2022,199:1066-1073.

[15] Jegham N, Koh C Y, Abdelatti M, et al. Evaluating the evolution of YOLO (You Only Look Once) models: a comprehensive benchmark study of yolo11 and its predecessors[J]. arXiv preprint arXiv,2024(11):10201.

[16] Hidayatullah P, Syakrani N, Sholahuddin M R, et al. YOLOv8 to YOLO11:a comprehensive architecture in-depth comparative review[J]. arXiv, 2025(1):13400.

[17] Zhao Yian, Lyu Wenyu, Xu Shangliang, et al. Detrs beat yolos on real-time object detection[J]. arXiv-CS-Computer Vision and Pattern Recognition,2023(4):16965-16974.

[18] Wan Dahang, Lu Rongsheng, Shen Siyuan, et al. Mixed local channel attention for object detection[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence,2023,123:106442.

[19] Hu Jie, Shen Li, Samuel Albanie, et al. Squeeze-and-excitation networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2019:7132-7141.

[20] Wang Qilong, Wu Banggu, Zhu Pengfei, et al. ECA-Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks [J]. arXiv-CS-Computer Vision and Pattern Recognition,2019:11534-11542.

[21] Luo Xiangjie, Cai Zhihao, Shao Bo, et al. Unified-IoU: for high-quality object detection[J]. arXiv-CS-Computer Vision and Pattern Recognition,2024(8):06636.

[22] 罗靓,彭成,罗浩.基于泡沫图像特征加权 K 近邻算法的锌矿浮选工况识别方法[J].矿产保护与利用,2024,44(5):93-99.
Luo Liang, Peng Cheng, Luo Hao. Operating condition recognition method for zinc flotation based on feature-weighted K-nearest neighbors algorithm using froth images[J]. Conservation and Utilization of Mineral Resources,2024,44(5):93-99.