

引文格式:郭立旺,钮键,郝润芳,等. 基于MARNet与特征工程融合的浮选精煤灰分预测方法[J]. 太原理工大学学报, 2026, 57(3): 530-540.

GUO Liwang, NIU Jian, HAO Runfang, et al. Prediction method for flotation clean coal ash content based on fusion of MARNet and feature engineering[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 57(3): 530-540.

基于MARNet与特征工程融合的浮选精煤灰分预测方法

郭立旺¹, 钮 键², 郝润芳¹, 郭 敏¹, 景 超³, 程永强¹

(1. 太原理工大学 电子信息工程学院, 山西 太原; 2. 太原理工大学 矿业工程学院, 山西 太原;
3. 山西省能源互联网研究院, 山西 太原)

摘 要:【目的】基于浮选泡沫图像预测精煤灰分是浮选智能化控制的核心方法之一。针对现有图像特征表征维度不全面、多源信息融合不足导致的预测精度受限问题,提出了一种融合多通道注意力回归网络(MARNet)与特征工程的浮选精煤灰分预测方法。【方法】首先构建多种颜色空间图像输入的MARNet,利用注意力机制从不同颜色空间图像中关注不同的泡沫信息,同时基于极限梯度提升(XGBoost)算法,从形态、颜色、纹理及频域四个方面构建特征工程灰分预测模型,建立贝叶斯动态加权融合策略,基于后验概率优化准则自适应分配MARNet与XGBoost的预测权重,形成优势互补的协同预测机制。【结果】实验结果表明:MARNet与特征工程融合模型的预测性能显著优于传统方法,其决定系数(R^2)为0.969 1,平均绝对误差为0.126 4%,均方根误差(RMSE)为0.216 1%,相比于单一模型预测的RMSE分别降低了70.90%和25.22%,显著提升了预测精度,验证了这种方法在浮选过程智能控制中的有效性。

关键词:浮选精煤;灰分预测;特征提取;多通道注意力回归网络;XGBoost;贝叶斯平均

中图分类号:TD94 **文献标识码:**A

DOI: 10.16355/j.tyut.1007-9432.20250285 **文章编号:** 1007-9432(2026)03-0530-11

Prediction Method for Flotation Clean Coal Ash Content Based on Fusion of MARNet and Feature Engineering

GUO Liwang¹, NIU Jian², HAO Runfang¹, GUO Min¹, JING Chao³, CHENG Yongqiang¹

(1. College of Electronic Information Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi, China;
2. College of Mining Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi, China;
3. Shanxi Energy Internet Research Institute, Taiyuan, Shanxi, China)

Abstract:【Purposes】Predicting the ash content of clean coal on the basis of flotation foam images is one of the core methods for intelligent flotation control. To address the limitations of existing methods caused by incomplete feature representation dimensions and insufficient multi-source information fusion, a prediction method that integrates a Multi-channel Attention Regression Network (MARNet) with feature engineering is proposed.【Methods】First, the MARNet model with multi-color-space image inputs was constructed, leveraging attention mechanisms to foam on distinct foam information from different color spaces. Simultaneously, a feature engineering-based ash prediction model

收稿日期:2025-04-30;修回日期:2025-05-26

基金项目:2021重点研发智能制造(202102150401011)

第一作者:郭立旺,硕士,(E-mail)guoliwo16@163.com

通信作者:程永强,教授,博士生导师,主要从事图像处理研究,(E-mail)chengyongqiang@tyut.edu.cn

was developed by using the XGBoost algorithm, incorporating morphological, color, texture, and frequency-domain features. A Bayesian dynamic weighted fusion strategy was established to adaptively allocate prediction weights between MARNet and XGBoost on the basis of posterior probability optimization criteria, forming a synergistic prediction mechanism that combines their complementary strengths. **【Results】** The experimental results demonstrate that the prediction performance of the MARNet and feature engineering integrated model significantly outperforms traditional methods. The proposed model achieves a coefficient of determination (R^2) of 0.969 1, a mean absolute error (MAE) of 0.126 4%, and a root mean square error (RMSE) of 0.216 1%. Compared with XGBoost and MARNet single-model predictions, the RMSE is reduced by 70.90% and 25.22%, respectively, confirming a substantial improvement in prediction accuracy, which validates the effectiveness of the proposed method for intelligent control in flotation processes.

Keywords: flotation clean coal; ash content prediction; feature extraction; multi-channel attention regression network; XGBoost; Bayesian averaging

随着煤矿工业智能化进程的加速,煤泥浮选过程中的智能控制需求日益凸显^[1]。浮选精煤是从泡沫浮选中获得精煤产物^[2],其中灰分,即浮选后精煤中非可燃杂质的质量分数,是衡量浮选系统性能的关键参数之一,直接关系到煤炭产品的品质与经济效益^[3]。因此,准确测定浮选精煤灰分对于优化浮选系统的控制和提高生产效率至关重要^[4]。

传统方法中,缓慢灰化法被广泛用于精确测定浮选精煤中的灰分含量,该方法包括一系列严格的步骤,如取样、过滤、干燥、样品制备、高温燃烧、称重及数据计算等^[5]。但其复杂的操作流程导致了较长的处理时间和较高的劳动强度,难以满足现代煤泥浮选工艺对实时监控和动态优化的需求。

近年来,图像处理技术的进步为灰分实时检测带来了创新的方法^[6-10]。CUI等人^[11]通过工业相机采集煤样图像,提取图像的颜色特征和纹理特征,并建立基于集成学习的灰分预测模型,从而实现了快速预测。WEN等人^[12]在浮选泡沫图像中提取形态学特征、颜色特征、纹理特征以及统计建模特征,并结合机器学习算法建立灰分预测模型。而人工特征提取过程存在较强的主观性,难以建立特征与灰分含量之间的准确映射关系,进而导致灰分预测模型的预测精度难以有效提升。

深度学习的兴起,特别是卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)自适应提取图像特征的能力,为灰分预测模型开辟了新的研究方向^[13-16]。WEN等人^[17]通过使用CNN自动提取图像特征,成功实现了对不同灰分等级泡沫图像的高精度分类,准确率达到了97.1%。YANG等人^[18]则基于ResNet设计了CAPNet回归模型,用于预测精煤

灰分含量,测试集上的平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)仅为0.65%。然而,单纯依赖CNN构建的预测模型未能充分挖掘图像中的关键特征信息。尽管韩宇等^[19]在尾煤灰分预测中创新性地融合CNN与颜色特征,通过多模态特征融合策略提升了预测精度,但该方法存在特征维度覆盖不全面的局限性,特征融合维度仅包括图像的颜色信息。针对上述问题,本文构建了一种多通道注意力回归网络(Multi-Channel Attention Regression Network, MARNet)与特征工程融合的综合性预测方法:通过集成RGB、HSI及YUV三种输入,并嵌入混合注意力机制强化关键特征表征设计预测模型;同时建立基于图像形态、颜色、纹理和频域多维度特征的预测模型,将MARNet与泡沫图像特征回归的预测结果通过贝叶斯概率模型融合。该方法旨在提升灰分预测的准确性和稳定性,为浮选精煤系统的智能控制提供一种稳健且高效的技术路径。

1 试验材料与环境

煤样采集自太原某选煤厂的烟煤,灰分为19.1%,粒度均小于0.5 mm。在实验室条件下使用XFD-0.5型实验室浮选机进行浮选试验,试验过程符合《GB/T 30046.1—2013》^[20]。每次试验均精确称取30 g煤炭样品,并确保矿浆质量浓度稳定在60 g/L。试验中选用煤油作为捕收剂,仲辛醇作为起泡剂。通过调整捕收剂和起泡剂的用量、浮选机的搅拌速度以及空气供给量,进行了10组不同工况下的浮选试验。试验结束后,收集了浮选得到的精煤泡沫产物,并通过缓慢灰化法测定了其灰分含量。具体的试验参数设置与相应的精煤灰分含量结果详见表1。

表 1 浮选试验中各个控制量的参数
Table 1 Parameters of various control variables in flotation experiments

组号	V(捕收剂)/ μL	V(起泡剂)/ μL	转速/ (r·min ⁻¹)	曝气量/ (m ³ ·h ⁻¹)	灰分/%
1	18.75	7.5	1 800	0.3	8.49
2	37.50	7.5	1 800	0.3	10.88
3	56.25	7.5	1 800	0.3	12.57
4	75.00	10	1 800	0.3	10.25
5	93.75	10	1 800	0.3	11.25
6	18.75	5.5	2 000	0.2	12.20
7	37.50	5.5	2 000	0.2	11.29
8	56.25	5.5	2 000	0.2	12.48
9	75.00	5.5	2 000	0.1	9.28
10	93.75	5.5	2 000	0.1	12.32

图像采集装置使用 200 万像素的彩色工业相机 (AB-201GE)、35 mm 的镜头 (SV-3514H)、两个漫反射碗状 LED 光源 (JL-DW-100W) 和环境光遮光罩。该装置安装在浮选槽上方,镜头距泡沫液面高度为 20 cm,如图 1 所示。在 10 组浮选试验中,当浮选出泡沫后,相机以 10 帧/s 的速度采集泡沫图像,采集 120 s。为了确保数据的质量,排除了由于浮选过程中固有的动态特性所引起的模糊图片,最终共获得 3 550 张分辨率为 1 920×1 080 的泡沫图像。划分训练集图像数量为 2 840,测试集图像数量为 710,训练集与测试集比例为 8:2,用于后续的分析 和模型训练。在浮选全过程中,各个细分时间段内精煤的整体灰分是不断减小的。本文参考现有的灰分标注方法^[14],在整个浮选试验中采集图像进行分析与训练,一组浮选试验的泡沫图像对应一个灰分标签,以对浮选结束后的灰分值进行预测。图像处理及深度学习模型训练所使用的计算机搭载 Intel Core i5-13500HX 处理器与 NVIDIA GeForce RTX 4060 显卡,软件环境为 Python3.10 与 TensorFlow2.10。

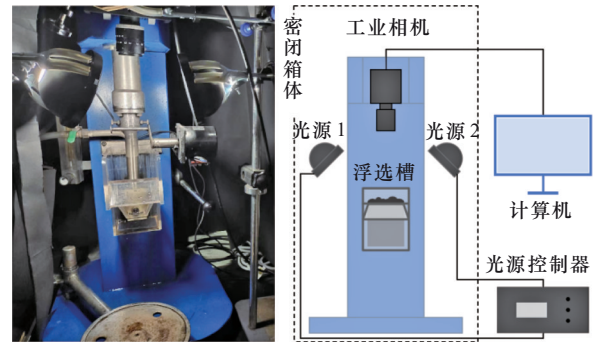


图 1 图像采集系统
Fig.1 Image acquisition system

2 多通道注意力回归网络(MARNet)

鉴于泡沫图像的颜色和纹理结构等多模态特征与灰分含量存在显著相关性,构建了基于多颜色空间协同感知的 MARNet 架构。采用 RGB、HSV 和 YUV 三种颜色空间的图像作为输入,通过跨空间特征融合机制充分挖掘不同颜色体系下的互补信息,其中 RGB 空间捕捉原始色彩分布,HSV 空间解析饱和度变化特征,YUV 空间则有效分离亮度干扰,从而实现对泡沫表面多维视觉特征的协同表征。通过预训练基础模型提取特征,在特征提取阶段之后引入通道注意力(Channel Attention)和空间注意力(Spatial Attention)。最后经过两次全连接层处理,将特征图映射为与灰分相关的单一数值输出。MARNet 的图像输入分辨率为 224×224,具体模型框架如图 2 所示。

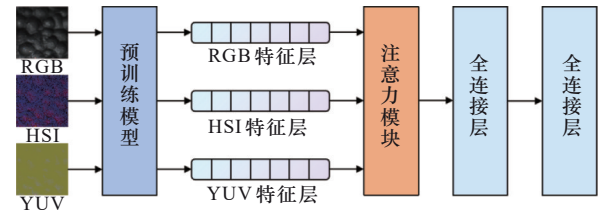


图 2 MARNet 的框架
Fig.2 Framework of MARNet

预训练模型采用 EfficientNetB0^[21]在 ImageNet 数据集上预训练的架构,冻结模型的卷积层,保留预训练的权重。基于 EfficientNetB0 微调模型输出结果,保留批归一化以加速训练和稳定收敛,通过全局平均池化技术减少参数数量,并使用 Sigmoid 激活函数降低过拟合的风险,将池化后的结果作为输出,用于引入双重注意力机制实现特征加权训练。图 3 所示为 EfficientNetB0 微调策略示意图。

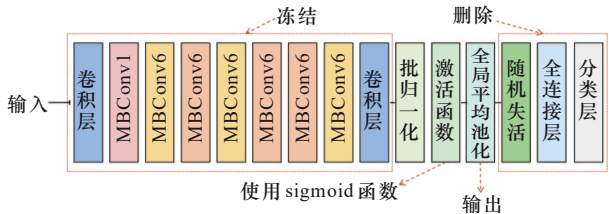


图 3 EfficientNetB0 微调策略
Fig.3 Fine tuning strategy for EfficientNetB0

提取 RGB、HSI 和 YUV 三种颜色空间的特征层,拼接后加入双重注意力机制,添加可训练的权重,以增强模型对重要特征的关注度。通道注意力通过全局池化、共享多层感知机、逐元素相加和 Sigmoid 函数生成通道注意权重,并与原始特征图进行

逐通道相乘,恢复到原始尺寸。空间注意力结构由通道注意力模块的最大池化、平均池化、特征拼接、 7×7 卷积和激活函数生成空间注意权重,并与原始特征图进行逐元素相乘,恢复到原始尺寸。经过双

重注意力机制处理后的特征图被拼接在一起,形成一个综合的特征向量,用于后续的回归预测。注意力模块如图 4 所示。

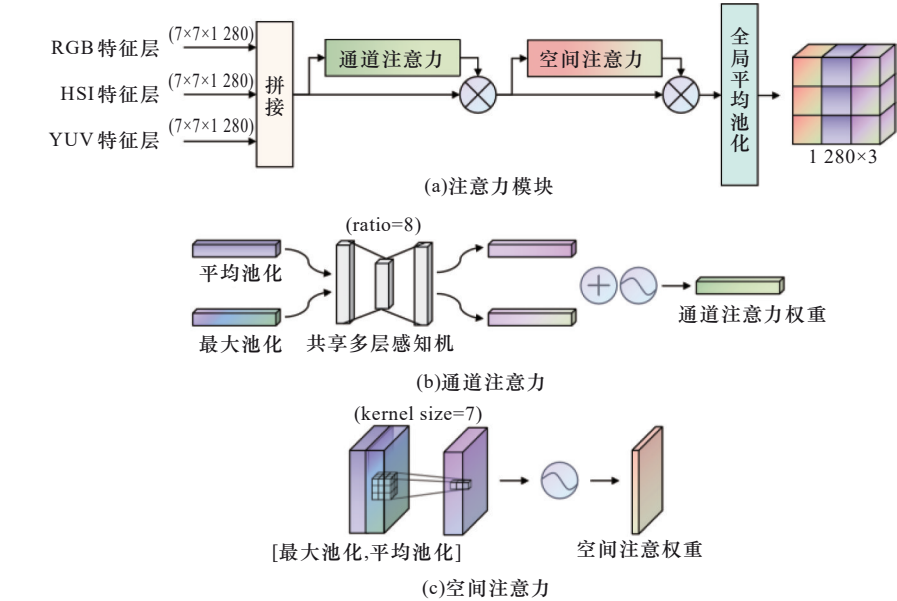


图 4 注意力模块、通道注意力和空间注意力结构
Fig.4 Attention module, channel attention, and spatial attention structures

综合特征向量通过两个全连接层进行回归预测。第一个全连接层包含 512 个神经元,采用 ReLU 激活函数,以确保非线性变换的能力。第二个全连接层直接输出预测结果,使用线性激活函数,因为目标是连续值的回归任务。选择均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 作为损失函数,优化模型性能,并使用 Adam 优化器自适应调整学习率。

3 MARNet 与特征工程融合预测方法

浮选过程中泡沫表面的视觉特征与浮选精煤灰分含量之间存在显著相关性。传统方法通过提取泡沫图像的形态学特征、颜色特征和纹理特征等

表征参数,并结合支持向量回归、随机森林等机器学习模型进行灰分预测,但受限与特征工程的表征能力不足且模型泛化能力不足,导致其预测精度低。相比之下,基于深度学习的方法通过神经网络自动提取更具判别性的图像特征,显著提高了预测精度。为了进一步提高预测精度,构建了融合多通道注意力机制的 MARNet 框架,同时采用 XGBoost 算法建立基于泡沫图像特征的预测模型,将 MARNet 与泡沫图像特征回归的预测结果通过贝叶斯概率模型融合。MARNet 与特征工程融合模型结构如图 5 所示。

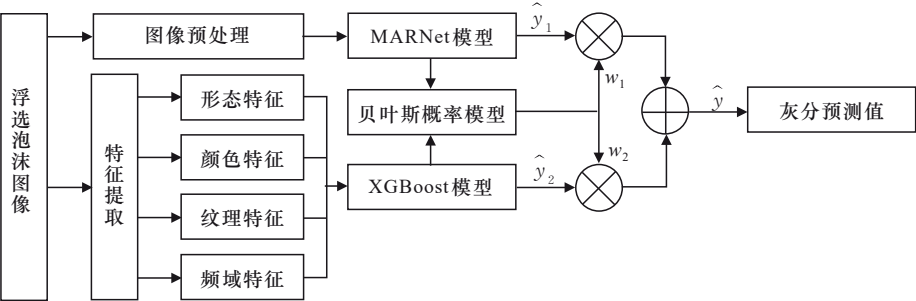


图 5 MARNet 与特征工程融合模型结构
Fig.5 MARNet and feature engineering fusion model structure

从形态、颜色、纹理和频域四个方面提取了共 80 个特征,具体流程如图 6 所示。

在浮选工艺中,泡沫的形态变化能够反映其对精煤颗粒的吸附能力,同时与灰分含量呈现密切的

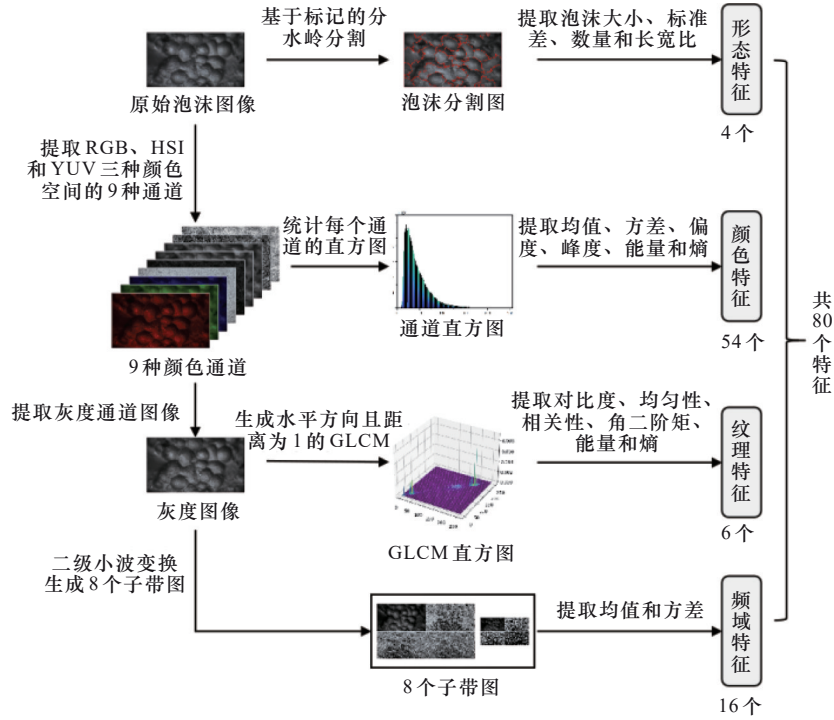


图 6 特征提取流程图

Fig.6 Feature extraction process diagram

关系。采用基于标记的分水岭算法^[22]分割泡沫图像,以此提取泡沫图像的形态特征。图 7 展示了图像分割的可视化过程:(a)为泡沫原始图像;(b)为应用分水岭算法后的标记结果;(c)为最终分水岭分割的图像。从泡沫图像的分割区域,依据像素点的数量,提取了泡沫的平均尺寸、标准差、数量和长宽比 4 种形态特征。



图 7 泡沫图像的分割过程

Fig.7 Segmentation processes of foam images

不同灰分含量的精煤在视觉上具有显著不同的灰度,这一特性使得泡沫颜色成为预测灰分的关键信息。为了全面捕捉泡沫的颜色信息,从 RGB、HSI 和 YUV 三种颜色空间,提取每个通道的概率统计直方图 $h(k)$,计算直方图的均值 μ 、方差 σ^2 、偏度 S 、峰度 K 、能量 E_c 和熵 E_n :

$$\mu = \sum_{k=0}^n k \times h(k). \quad (1)$$

$$\sigma^2 = \sum_{k=0}^n (k - \mu)^2 h(k). \quad (2)$$

$$S = \sum_{k=0}^n \left(\frac{k - \mu}{\sigma} \right)^3 h(k). \quad (3)$$

$$K = \sum_{k=0}^n \left(\frac{k - \mu}{\sigma} \right)^4 h(k). \quad (4)$$

$$E_c = \sum_{k=0}^n [h(k)]^2. \quad (5)$$

$$E_n = \sum_{k=0}^n h(k) (-\ln h(k)). \quad (6)$$

式中: n 为像素级 k 的最大值。

将 9 种通道(R、G、B、H、S、I、Y、U 和 V)的 6 个统计量作为泡沫图像的颜色特征。

泡沫图像的纹理信息与像素的空间位置密切相关,揭示了泡沫表面的形态和结构细节,这对于深入理解泡沫行为具有重要意义。灰度共生矩阵(Grey Level Co-occurrence Matrix, GLCM)常用于泡沫图像的纹理特征提取,能够基于二阶统计数据表示灰度图像中像素的空间位置信息^[23]。

GLCM 的元素由 $p(i, j | d, \theta)$ 构成,表示灰度值以 i 为起始点,相邻距离为 d ,角度为 θ 的灰度值 j 的概率。从 GLCM 中提取对比度 C 、均匀性 H 、相关性 C_o 、角二阶矩 Asm 、能量 E_g 和熵 E_n :

$$C = \sum_{i,j=0}^{N-1} p(i, j) \times (i - j)^2. \quad (7)$$

$$H = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2}. \quad (8)$$

$$C_o = \sum_{i,j=0}^{N-1} p(i, j) \times \frac{(i - \mu_g) \times (j - \mu_g)}{\sigma_g^2}. \quad (9)$$

$$Asm = \sum_{i,j=0}^{N-1} p(i, j)^2. \quad (10)$$

$$E_g = \sum_{i,j=0}^{N-1} \sqrt{p(i, j)^2}. \quad (11)$$

$$E_{n_g} = \sum_{i,j=0}^{N-1} p(i,j)^2 (-\ln p(i,j)) \quad (12)$$

式中: N 为灰度级 i,j 的最大值。

以 $p(i,j|0,1)$ 生成GLCM,提取上述6个统计量作为泡沫图像的纹理特征。这些特征共同提供了关于泡沫粗糙度、规则性和复杂性的定量描述。

图像的二维离散小波变换通过多尺度分解,将原始图像分解为不同频率子带,每个子带反映了图像在不同尺度上的细节信息。这种多尺度分析方法能够捕捉到图像中的局部变化和全局结构,提供了比单一尺度特征更丰富的信息^[24]。

对于一个尺寸为 $L \times W$ 的二维图像,其二维离散小波变换可通过依次在一维方向上应用Haar小波滤波器组实现。

给定一行像素值 $x(n)$,其中 $n=0,1,\dots,W-1$,计算其一维Haar小波变换系数:

$$a(n) = \frac{x(2n) + x(2n+1)}{\sqrt{2}} \quad (13)$$

$$d(n) = \frac{x(2n) - x(2n+1)}{\sqrt{2}} \quad (14)$$

式中: $a(n)$ 为低通滤波后的近似系数, $d(n)$ 为高通滤波后的细节系数。

对图像的每一行应用上述一维Haar小波变换,得到新的行向量;再对新的行向量的每一列应用一维Haar小波变换,完成对图像的整个二维离散小波变换。最终图像被分解为4个子带图:

- 1) 近似系数LL,两次低通滤波的结果,保留图像的主要结构信息;
- 2) 水平细节系数LH,水平方向低通滤波,垂直方向高通滤波的结果,凸显了图像的水平边缘特征;
- 3) 垂直细节系数HL,垂直方向低通滤波,水平方向高通滤波的结果,强调了图像的垂直边缘特征;
- 4) 对角线细节系数HH,两次高通滤波的结果,表现了图像对角线的边缘特征。

图8所示为图像经过两次小波变换的处理效果,其中第二级小波变换是对近似系数LL1的二维小波变换。以这8个子带图像分别统计其均值和方差,并将这些统计量作为频域特征。这种多层次的频域特征量化信息能够有效地反映泡沫表面丰富的边缘信息。

采用极限梯度提升(eXtreme Gradient Boosting, XGBoost)^[25]算法建立基于泡沫图像特征的预测模型。为了评估各个特征的重要性,生成各个特

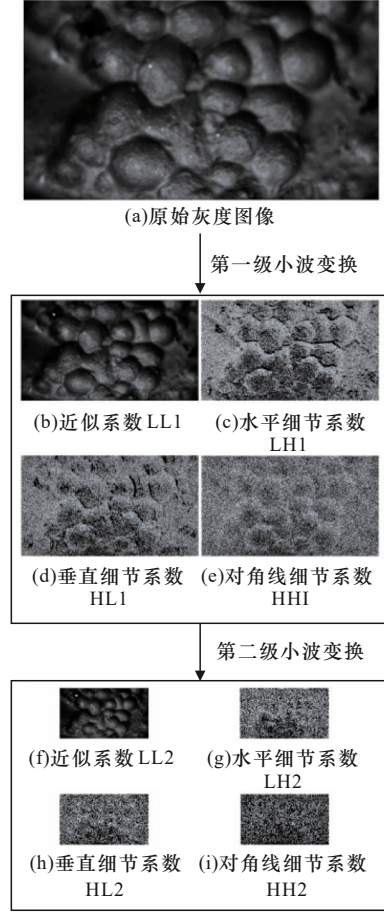


图8 泡沫图像的二级小波变换

Fig.8 Two-level wavelet transform of foam images

征在回归过程中的特征增益(Gain)。增益值反映了特征对模型预测性能的贡献程度,较高的增益表示该特征在决策树分裂时具有更大的重要性。通过归一化特征增益生成重要性评分进行特征选择,从而去除冗余或无关的信息。通过设置不同的阈值,保留评分较高的特征。使用精选后的特征重新训练的XGBoost回归模型,为后续模型融合提供有效的输入。

基于贝叶斯模型平均构建贝叶斯概率模型。MARNet回归的预测值为 $\hat{y}_1$,XGBoost的预测值为 $\hat{y}_2$,两种回归模型分别为 M_1 和 M_2 ,预测误差分别为 e_1 和 e_2 。使用高斯分布近似两种模型的先验分布:

$$P(\hat{y}_1|M_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1^2}} e^{-\frac{(\hat{y}_1 - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2}} \quad (15)$$

$$P(\hat{y}_2|M_2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_2^2}} e^{-\frac{(\hat{y}_2 - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2}} \quad (16)$$

此外,两种模型的预测值数据中可能包含噪声或极端值。通过对数似然法避免直接计算似然值可能导致的数值溢出或下溢问题,确保模型在复杂

数据下的稳定性。对数似然函数为:

$$\log L_{M_1}(\hat{y}_1)=P(M_1)\cdot\log P(\hat{y}_1|M_1). \quad (17)$$

$$\log L_{M_2}(\hat{y}_2)=P(M_2)\cdot\log P(\hat{y}_2|M_2). \quad (18)$$

其中 $P(M_1)$ 与 $P(M_2)$ 分别为 XGBoost 回归与 MARNet 两种模型的先验概率,先验概率的选取对两种模型的融合效果很关键,采用网格搜索法优化先验概率的取值,探求最佳的融合策略。

归一化似然函数计算模型的权重 w_1 和 w_2 ,并加权平均得到两种模型的贝叶斯平均预测:

$$w_1=\frac{L_{M_1}(\hat{y}_1)}{L_{M_1}(\hat{y}_1)+L_{M_2}(\hat{y}_2)}. \quad (19)$$

$$w_2=\frac{L_{M_2}(\hat{y}_2)}{L_{M_1}(\hat{y}_1)+L_{M_2}(\hat{y}_2)}. \quad (20)$$

$$\hat{y}=w_1\hat{y}_1+w_2\hat{y}_2. \quad (21)$$

4 结果分析

4.1 评估指标

对于模型性能的评估,采用决定系数(R^2)、平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)和均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)为评价指标。 R^2 是用于评估回归模型对数据拟合的解释能力,其值越接近 1,表示模型对数据的回归效果越好。MAE 是计算预测值与实际值之间绝对误差的平均值,以评估回归任务中的整体预测性能。较低的 MAE 值表示模型具有较高的预测准确性。RMSE 对于较大的误差更为敏感,因此较低的 RMSE 值同样表示模型具有较好的预测能力。

4.2 MARNet 结果分析

将 3 550 张图像转化为 224×224 的分辨率。输入为 RGB 图像,对比 VGG16、VGG19、ResNet50、ResNet101、EfficientNetB0 以及 EfficientNetV2B0。6 种深度学习模型的输出均改为全连接层的回归结构。模型训练参数如表 2 所示。

表 2 模型训练参数
Table 2 Model training parameters

参数	设定值
优化函数	Adam
初始学习率	0.001
损失函数	MSE
迭代次数	500
批量大小	32

表 3 为 6 种深度学习模型的性能评估。EfficientNetB0 在测试集上的预测效果最佳, R^2 为 0.871 1,

MAE 为 0.315 7%,RMSE 为 0.441 5%。

表 3 深度学习回归模型对比
Table 3 Comparison of deep learning regression models

回归模型	R^2	MAE/%	RMSE/%
VGG16	0.633 3	0.564 2	0.744 5
VGG19	0.673 5	0.521 6	0.702 5
ResNet50	0.793 3	0.414 9	0.559 0
ResNet101	0.784 3	0.435 7	0.571 0
EfficientNetB0	0.871 1	0.315 7	0.441 5
EfficientNetV2B0	0.844 5	0.366 4	0.484 8

将输入转为 RGB、HSI 和 YUV 三种颜色空间,通过 MARNet 预测灰分,并进行消融实验,训练参数同表 2。实验结果如表 4 所示。结果表明:引入多种颜色空间增强了数据集的多样性,提升了预测性能, R^2 为 0.892 6,MAE 为 0.275 4%,RMSE 为 0.403 0%;采用双重注意力机制使模型能够聚焦于关键信息,从而有效提升了模型性能, R^2 为 0.925 2,MAE 为 0.204 6%,RMSE 为 0.336 3%;在多种颜色空间中结合多层级的双重注意力机制进行训练,显著增强了模型的表现, R^2 为 0.944 8,MAE 为 0.164 0%,RMSE 为 0.289 0%。多层级的注意力机制充分利用了输入数据的有效成分,优化了模型性能。

表 4 MARNet 的消融实验对比
Table 4 Comparison of ablation experiments of MARNet

多颜色空间	注意力机制	R^2	MAE/%	RMSE/%
+	—	0.892 6	0.275 4	0.403 0
—	+	0.925 2	0.204 6	0.336 3
+	+	0.944 8	0.164 0	0.289 0

“—”代表未应用,“+”代表应用

4.3 XGBoost 回归结果分析

从 3 550 张原始分辨率的泡沫图像中,提取涵盖形态、颜色、纹理和频域 4 个方面共计 80 个特征。图 9 展示了基于 XGBoost 回归模型的特征重要性排名,该排名通过归一化增益(Gain)计算得出,反映了各特征对模型预测性能的贡献程度。形态特征、颜色特征、纹理特征和频域特征在模型中的重要性分布不均。颜色特征中的 Y 均值与 Y 方差表示灰度图像的均值与方差,在模型中具有较高的重要性。这表明灰度信息对于泡沫图像的灰分预测具有显著的影响。在处理和析泡沫图像时,灰度水平的变化能够有效地捕捉到泡沫内部结构的关键变化,从而为模型提供重要的预测依据。频域特征中近似系数的重要性高于细节系数,且第一级小波变换的频域特征比第二级的重要性更高。对于泡沫图像,较低层次的频率成分可能包含了更多有助

于灰分预测的信息。6个纹理特征的重要性均排在前列,由于其能够捕捉泡沫表面的粗糙度、均匀性等视觉特性,这些可能与泡沫的形成过程以及其物理性质密切相关,因此纹理信息对于灰分预测同样有着不可忽视的作用。形态特征中,只有泡沫大小和数量显示出一定的作用,而其他特征的重要性相对较低。这意味着在评估泡沫图像时,泡沫的整体规模及其分布密度可能是影响灰分预测的主要因素之一。相比之下,其他如形状复杂度等更为精细的形态学特征对模型性能的提升贡献较小。

为了评估不同特征子集对模型性能的影响,设置了多个特征重要性阈值,探讨了特征数量变化对XGBoost回归模型表现的影响,结果如图10所示。实验结果表明,当以特征重要性评分为0.010作为选择阈值,并保留所有评分高于或等于该阈值的特征时,模型的预测性能最佳,在测试集上的MAE与RMSE均达到了最小值。适度的特征筛选有助于剔除冗余信息,使模型更加专注于最具影响力的特征,从而实现更高效的预测效果。在阈值为0.010时,XGBoost特征回归在训练集上的 R^2 为0.9752,MAE为0.1316%,RMSE为0.1928%,而测试集上的 R^2 为0.6352,MAE为0.5102%,RMSE为0.7425%。实验结果表明,XGBoost回归模型在训练集上展现了较强的拟合能力,能够有效地处理和利用所提取的特征,预测灰分含量的精度较高。然而,在测试集上,模型的泛化能力相对较弱,导致其预测性能有所下降。这表明XGBoost在处理复杂多变的浮选精煤灰分预测任务时存在一定的局限性。尽管如此,XGBoost的高效拟合能力仍然具有重要价值,尤其是在特征选择和初步预测阶段。为了充分发挥其优势,后续将结合MARNet进行融合,以提升整体预测的准确性和泛化能力。

4.4 贝叶斯平均预测结果分析

图11所示为XGBoost回归和MARNet两种模型训练集的预测误差分布图。通过均值和方差拟合高斯分布,得到近似的误差分布概率密度函数。

将XGBoost回归与MARNet的先验概率作为参数,通过网格搜索法优化,预测效果最佳的先验概率分别为0.9与0.1,结果如表5所示。通过贝叶斯平均融合后, R^2 为0.9691,MAE为0.1264, RMSE为0.2161,相比XGBoost回归的预测性能, R^2 提升了52.57%,MAE与RMSE分别降低了75.23%和70.90%;相比MARNet的预测性能, R^2

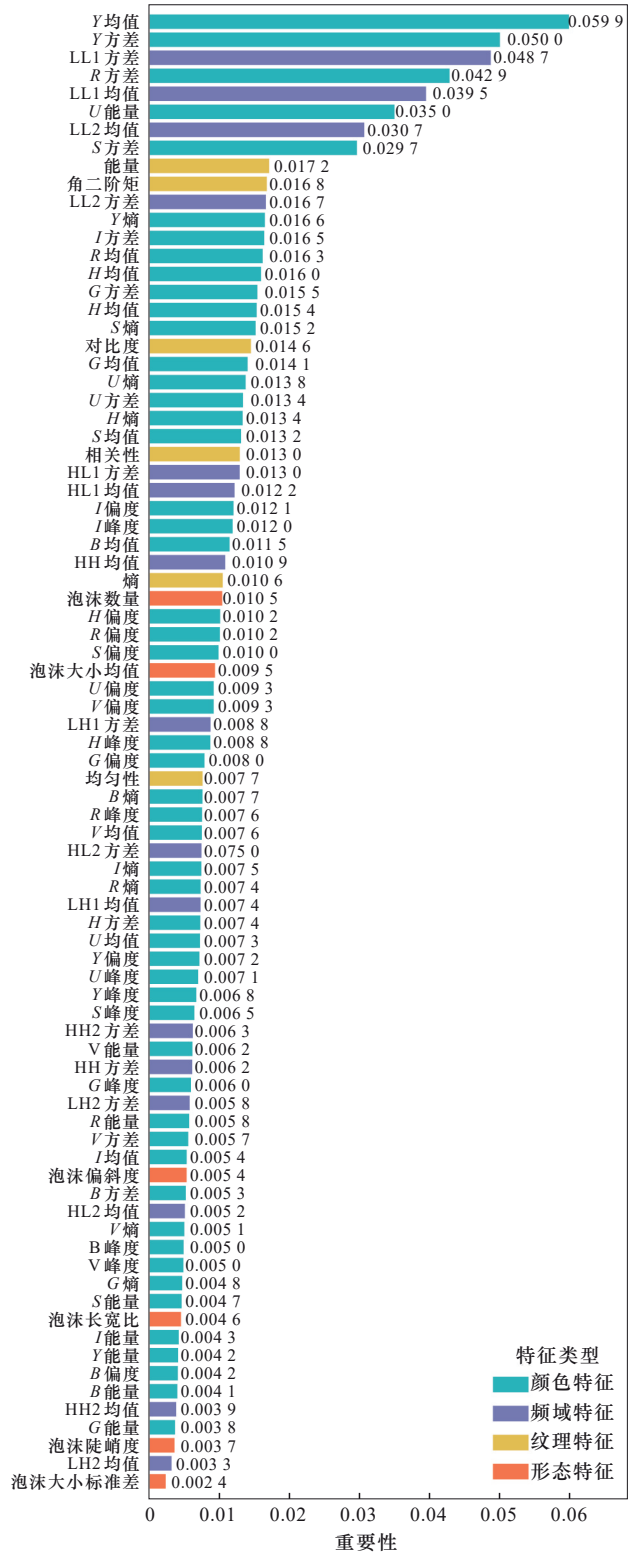


图9 特征重要性排名
Fig.9 Ranking of feature importance

提升了2.57%,MAE与RMSE分别降低了22.93%和25.22%。表明贝叶斯平均融合得到了更精确与更稳定的预测结果,集中了两种模型训练的优势,为基于图像的浮选精煤灰分预测提供了依据。

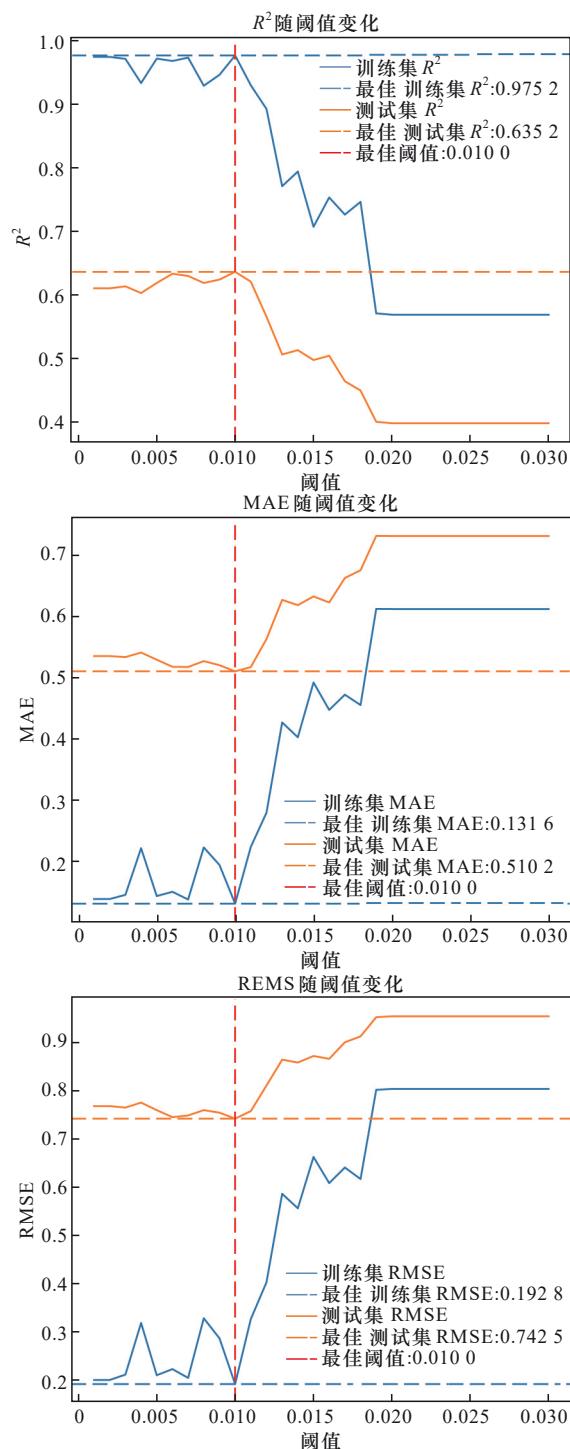


图 10 特征选择结果

Fig.10 Results of feature selections

表 5 贝叶斯平均预测性能

Table 5 Performances of Bayesian average predictions

方法	R^2	MAE	RMSE
贝叶斯平均	0.969 1	0.126 4	0.216 1
XGBoost	0.635 2	0.510 2	0.742 5
MARNet	0.944 8	0.164 0	0.289 0

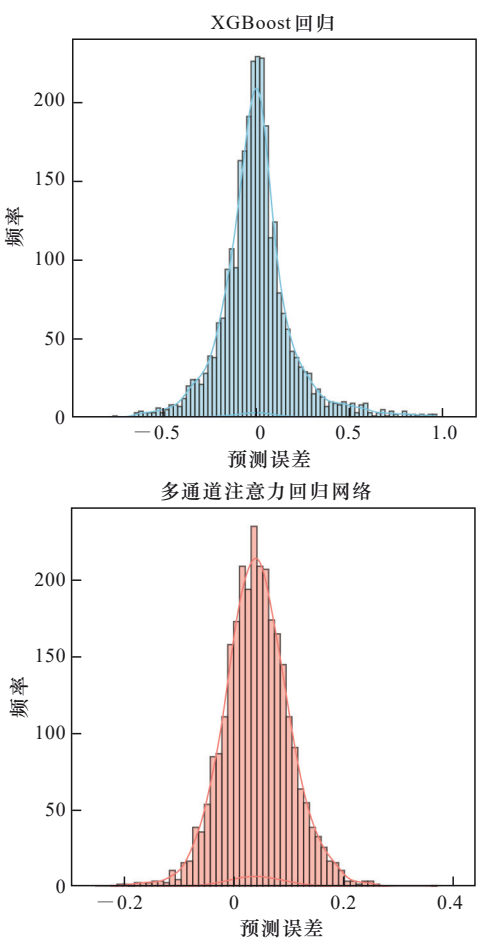


图 11 XGBoost与 MARNet在训练集的误差分布图

Fig.11 Error distribution maps of XGBoost and MARNet in the training set

5 结 论

1) 从浮选精煤泡沫图像的特征学习与深度学习两个方面设计了XGBoost回归与MARNet的灰分预测方法。通过引入对数似然法的贝叶斯平均融合策略,有效地整合了特征学习与深度学习的优势,既保留了XGBoost在特征处理上的高效性,又弥补了其在泛化能力上的不足,从而显著提升了灰分预测的性能。实验结果表明,融合后的模型在测试集上表现出优异的预测精度和稳定性,验证了该方法在浮选精煤灰分预测中的可行性。

2) 设计了包含多通道注意力的MARNet,通过引入多层注意力机制,充分利用了RGB、HSI和YUV三种颜色空间的数据优势,显著增强了神经网络对复杂泡沫图像的学习能力。实验结果表明,MARNet在处理浮选精煤泡沫图像时,能够更有效地捕捉关键特征,提升了模型的表征精度和鲁棒性,从而在灰分预测任务中表现出更高的准确性和

泛化能力。

3) 尽管深度学习模型具备自动提取特征的能力,但在浮选精煤灰分预测中,单一依赖深度学习可能忽略与灰分变化高度相关的手工特征。泡沫

图像特征凭借其强解释性和与灰分的高度相关性,能够提供重要的补充信息,显著改善模型的表现。未来的工作可以继续探索更多类型的特征组合与模型融合策略,以满足更加复杂的工业现场需求。

参考文献:

- [1] 王国法. 煤矿智能化最新技术进展与问题探讨[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(1): 1-27.
WANG G F. Latest technological progress and problems of intelligent coal mine[J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(1): 1-27.
- [2] 杨长华, 董宪姝, 陈茹霞, 等. 气泡对浮选精煤压滤压力及脱水性能影响机理[J]. 洁净煤技术, 2024, 30(5): 172-179.
YANG C H, DONG X S, CHEN R X, et al. Effect mechanism of bubbles on pressure and dewatering performance of flotation clean coal filter press[J]. Clean Coal Technology, 2024, 30(5): 172-179.
- [3] 尚明. 煤质在线检测设备在选煤厂智能化建设中的应用[J]. 洁净煤技术, 2023, 29(S1): 154-158.
SHANG M. Application of online coal quality detection equipment in intelligent construction of coal preparation plant[J]. Clean Coal Technology, 2023, 29(S1): 154-158.
- [4] 王珺, 王然风, 魏凯, 等. 基于时间序列对齐和TCNformer的重介精煤灰分多步预测[J]. 工矿自动化, 2024, 50(5): 60-66.
WANG J, WANG R F, WEI K, et al. Multi-step prediction of heavy medium clean coal ash content based on time series alignment and TCNformer[J]. Industry and Mine Automation, 2024, 50(5): 60-66.
- [5] 李哲, 孟巧荣, 王然风, 等. 基于EMD-RF算法的重介精煤灰分预测研究[J]. 煤炭工程, 2023, 55(10): 174-179.
LI Z, MENG Q R, WANG R F, et al. Prediction of heavy medium clean coal ash content based on EMD-RF algorithm[J]. Coal Engineering, 2023, 55(10): 174-179.
- [6] 范富博, 王然风, 付翔. 基于多源异构信息融合的浮选精煤灰分在线检测技术研究与应用[J]. 煤炭技术, 2023, 42(2): 233-238.
FAN F B, WANG R F, FU X. Research and application of online ash detection technology for flotation clean coal based on multi-source heterogeneous information fusion[J]. Coal Technology, 2023, 42(2): 233-238.
- [7] QIU Z Y, DOU D Y, ZHOU D Y, et al. On-line prediction of clean coal ash content based on image analysis[J]. Measurement, 2021, 173: 108663.
- [8] 周博文, 王然风, 付翔. 基于浮选尾煤图像的灰分检测试验研究[J]. 矿业研究与开发, 2021, 41(8): 172-177.
ZHOU B W, WANG R F, FU X. Experimental study on ash detection based on flotation tailings images[J]. Mining Research and Development, 2021, 41(8): 172-177.
- [9] 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 X Z, YANG Y L, WAN H. Research progress in predicting concentrate grade based on flotation froth images[J]. Metal Mine, 2024(2): 25-38.
- [10] ZHANG Z L, LIU Y, HU Q, et al. Multi-information online detection of coal quality based on machine vision[J]. Powder Technology, 2020, 374: 250-262.
- [11] CUI Y, ZHANG K H, LV Z Q, et al. Exploring the effect of various factors for ash content estimation via ensemble learning: Color-texture features, particle size, and magnification[J]. Minerals Engineering, 2023, 201: 108212.
- [12] WEN Z P, ZHOU C C, PAN J H, et al. Froth image feature engineering-based prediction method for concentrate ash content of coal flotation[J]. Minerals Engineering, 2021, 170: 107023.
- [13] ZHANG K H, WANG W D, LV Z Q, et al. A CNN-based regression framework for estimating coal ash content on microscopic images[J]. Measurement, 2022, 189: 110589.
- [14] LU F, LIU H, LV W. Deep correlation and precise prediction between static features of froth images and clean coal ash content in coal flotation: An investigation based on deep learning and maximum likelihood estimation[J]. Measurement, 2024, 224: 113843.
- [15] 杨林顺, 刘航涛. 基于深度残差网络的煤泥浮选泡沫图像分类方法研究[J]. 煤炭技术, 2023, 42(7): 226-229.
YANG L S, LIU H T. Classification method of coal slime flotation froth images based on deep residual network[J]. Coal Technology, 2023, 42(7): 226-229.
- [16] 宛鹤, 周坤强, 赵林枫, 等. 基于BP神经网络的焦煤浮选模型研究[J]. 化工矿物与加工, 2023, 52(12): 8-13.
WAN H, ZHOU K Q, ZHAO L F, et al. Research on coking coal flotation model based on BP neural network[J]. Industrial Minerals & Processing, 2023, 52(12): 8-13.
- [17] WEN Z P, ZHOU C C, PAN J H, et al. Deep learning-based ash content prediction of coal flotation concentrate using convolu-

- tional neural network[J].Minerals Engineering, 2021, 174: 107251.
- [18] YANG X L, ZHANG K F, NI C, et al. Ash determination of coal flotation concentrate by analyzing froth image using a novel hybrid model based on deep learning algorithms and attention mechanism[J].Energy, 2022, 260: 125027.
- [19] 韩宇, 王兰豪, 刘秦杉, 等. 基于 CNN-BP 的浮选尾煤灰分智能检测方法[J]. 工矿自动化, 2023, 49(3): 100-106.
HAN Y, WANG L H, LIU Q S, et al. Intelligent detection method for flotation tailings ash content based on CNN-BP[J]. Industry and Mine Automation, 2023, 49(3): 100-106.
- [20] GB/T 30046.1-2013 煤粉(泥)浮选试验 第 1 部分: 试验过程[S].
- [21] TAN M, LE Q. Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks[C]//International conference on machine learning, 2019: 6105-6114.
- [22] ZHANG J, TANG Z H, AI M X, 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.
- [23] HARALICK R M. Statistical and structural approaches to texture[J]. Proceedings of the IEEE, 1979, 67(5): 786-804.
- [24] ARUNACHALAPERUMAL C, DHILIPKUMAR S. An efficient image quality enhancement using wavelet transform[J]. Materials Today: Proceedings, 2020, 24: 2004-2010.
- [25] 李占山, 刘兆庚. 基于 XGBoost 的特征选择算法 [J]. 通信学报, 2019, 40(10): 2019154.
LI Z S, LIU Z G. Feature selection algorithm based on XGBoost[J]. Journal on Communications, 2019, 40(10): 2019154.

(编辑: 贾丽红)