

# 智慧选矿背景下浮选泡沫状态信息化研究进展

张艳兵<sup>1,2</sup>, 马艺闻<sup>1,2</sup>, 柳小波<sup>1,2</sup>, 孙欣<sup>1,2</sup>, 姚富兴<sup>1,2</sup>, 郑梦可<sup>1,2</sup>, 孙竞琿<sup>1,2</sup>

1. 辽宁科技大学 矿业工程学院, 辽宁 鞍山 114051;  
2. 辽宁科技大学 智慧矿山研究院, 辽宁 鞍山 114051

中图分类号: TD923<sup>·7</sup> 文献标识码: A 文章编号: 1001-0076(2025)01-0093-08  
DOI: 10.13779/j.cnki.issn1001-0076.2024.08.011

**摘要** 矿产资源是经济社会发展的基础, 实现矿产资源高质量发展, 利用信息化、数字化技术建设绿色、高效的智慧矿山是必要途径。智慧选矿是智慧矿山的组成部分, 其实施基础是选矿过程的信息化和数字化。以泡沫浮选为切入点, 梳理了泡沫状态信息化常用方法, 在此基础上阐述了泡沫状态信息的数字化应用, 探讨了浮选过程智能化的研发与推广方向, 旨在推动智慧选矿领域先进技术的研究进程。

**关键词** 智慧选矿; 浮选泡沫; 信息化; 数字化

## 引言

我国铁、铜等大宗矿产资源人均储量远低于世界平均水平, 对外依存度高<sup>[1]</sup>, 提高矿产资源利用效率依然紧迫<sup>[2]</sup>。智慧矿山是在新一代信息技术变革背景下整合矿产资源的有力工具, 是实现矿产资源可持续发展和高效利用的主要途径<sup>[3]</sup>。智慧矿山的实现基于矿

产资源开发利用过程的信息化和数字化, 其中信息化是把过程中各环节量化处理, 获取关键生产数据, 实现数字孪生。数字化是在信息化的基础上进一步高效整合资源<sup>[4]</sup>, 由此可见生产数据是构建智慧矿山的基石。在依托于工业互联网的智慧矿山体系中, 智慧选矿的作用是既要实现从端向云提供生产数据, 也要执行从云到端的智能调控, 如图 1 所示<sup>[5]</sup>。

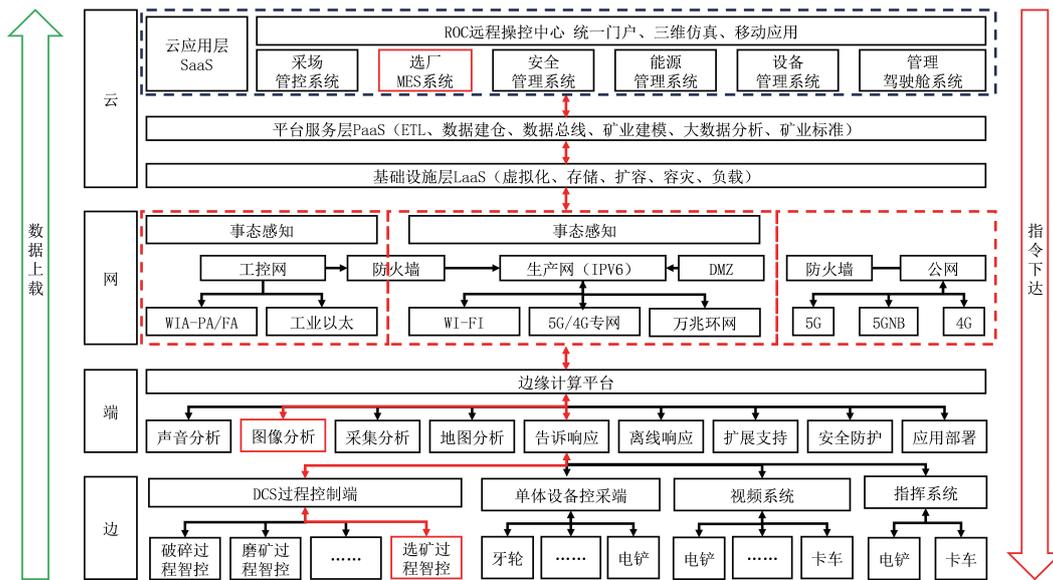


图 1 智慧选矿在智慧矿山体系中的定位<sup>[5]</sup>  
Fig. 1 Positioning of intelligent beneficiation in the intelligent mine system

收稿日期: 2024 - 07 - 02

作者简介: 张艳兵(1997—), 男, 河南周口人, 硕士研究生, 从事智慧选矿等研究, E-mail: 13271311239@163.com。

通信作者: 马艺闻(1985—), 女, 辽宁鞍山人, 博士, 副教授, 硕士研究生导师, 从事智慧选矿等研究, E-mail: me-myw@ustl.edu.cn。

泡沫浮选(以下简称浮选)是一种适应性强、分选效率高的选矿方法,目前浮选过程中采集的生产数据通常以矿浆状态信息为主,如 pH 值、浓度、粒度分布、温度和气含率等,浮选泡沫的状态信息常被忽略。泡沫的状态是矿物的物理化学性质、浮选药剂、机械和操作条件等因素的综合反映,泡沫颜色、气泡大小、气泡形状等状态信息都与生产指标关系密切。但受限于缺乏量化表征手段,以往泡沫状态的优劣只能依靠现场工人的视觉、触觉和经验来判断,主观性强且无法与智能控制系统产生联动。随着视觉识别和机器学习技术的突飞猛进,量化泡沫状态变得可行,提取的泡沫颜色、纹理、流速、气泡形状等信息可用于浮选生产指标软测量和生产工况感知<sup>[5]</sup>。本文基于浮选泡沫状态信息化的现有研究成果,分析并探讨目前存在的问题和局限性,提出浮选泡沫信息化未来研究的方向和潜力。

### 1 浮选泡沫信息化方法研究

目前浮选泡沫状态信息化的主要方法是提取泡沫特征。泡沫特征是代表泡沫某些突出性质的参数,是区分不同泡沫状态的依据。判断泡沫特征是否具有代表性,通常以与生产指标的相关性强弱来衡量,例如在反浮选赤铁矿时,泡沫颜色中红色的表现程度与泡沫所带尾矿的品位存在较强的相关性,即红色可作为泡沫颜色特征<sup>[6]</sup>。泡沫特征可以分为静态特征(形态、颜色、纹理等)和动态特征(流速、稳定性等)。特征的获取是基于泡沫图像实现的,泡沫图像采集系统通常包括照明系统、高速高清摄像机、传输系统、图像采集卡和计算机等,如图 2 所示。

#### 1.1 浮选泡沫形态特征分析方法

在浮选过程中,气泡的尺寸分布是影响精矿品位、

回收率和产率的主要原因之一。例如,小气泡可提供更大的总表面积,能增加气泡与矿粒接触的概率,但气泡尺寸过小时会导致上浮速度变慢,使气泡在到达表面之前发生矿粒脱落,从而降低回收率。所以气泡尺寸分布应该被调整到一个最佳范围,既要提供足够的矿粒接触概率,又要保证足够的上浮速度,同时减少能耗和夹带,以达到最优的浮选效果和效率。收集、分析泡沫形态特征是调整气泡尺寸分布的必要步骤。形态特征是泡沫中所含气泡的大小和形状的宏观表现,通常以气泡数量、面积和形状统计数据来表征。此类特征的主要获取方式是使用图像分割算法把泡沫图像内连成一片的泡沫层分割成单个气泡,再进行数量、面积和形状方面的统计。常用的分割算法根据其实现原理不同,可分为基于阈值、基于聚类、基于边缘、基于区域和基于深度学习等 5 类。由于泡沫图像具有气泡边界不清、气泡间灰度差异大等特点,并且对泡沫图像分割精度的要求也在不断升高,所以目前泡沫图像的分割主要以基于聚类、基于区域和基于深度学习的分割算法为主。

基于聚类的分割算法是先把泡沫图像中的像素点根据其特性(如颜色、纹理等)分成不同的组,再进行气泡的识别和分割。李佳俊<sup>[7]</sup>使用 K-means 聚类算法和模糊 C 均值(FCM)聚类算法分割泡沫图像,并通过改进初始聚类中心选择方法和相似性判定方法改善了聚类分割效果。基于聚类的分割算法对初始化参数和异常值较为敏感,且需要预设聚类数目,适用于在颜色、亮度或纹理方面具有一致性的泡沫图像。

基于区域的分割算法是将泡沫图像分割成不同的区域,根据区域内部的一致性和区域之间的差异性,实现气泡的识别和分割,其中的分水岭算法对泡沫图像有较好的分割效果<sup>[8-15]</sup>,但该算法对环境光和图像噪声敏感,易出现过分割现象<sup>[16-21]</sup>。林小竹等人<sup>[22]</sup>使用形

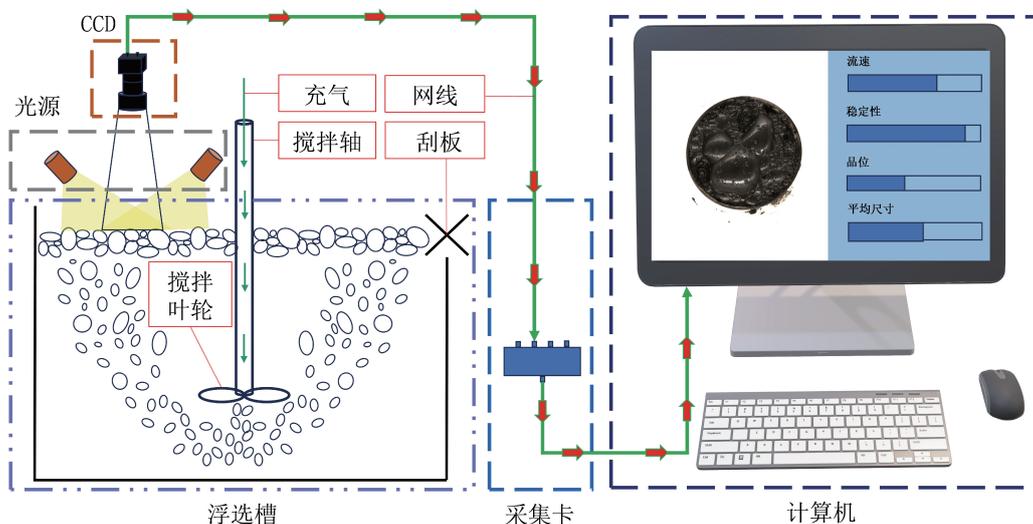


图 2 泡沫图像采集系统  
Fig. 2 Foam image acquisition system

态学开、闭操作对泡沫图像进行预处理, 减弱图像噪声, 改善了分水岭算法的过分割现象; 李怡<sup>[23]</sup>通过改进分水岭算法中灰度距离的变换方式, 解决了泡沫图像光照不均、高亮点黏连严重的问题; 周开军<sup>[24]</sup>对分水岭算法分割结果进行纹理特征识别, 找出过分割区域和欠分割区域, 然后分别进行区域合并和再分割, 提升了分水岭算法的分割效果; 廖一鹏等人<sup>[25]</sup>用和声搜索算法获取当前图像的最优分水岭算法参数, 使经典分水岭算法具有自适应性, 扩大了该算法的应用场景。综上所述, 基于区域的分割算法具有精度高、稳定性好的特点, 但通常需要结合其他操作来改善分割效果<sup>[26]</sup>, 如基于距离变换的分水岭算法、基于标记的分水岭算法等等, 适用于大多数泡沫图像, 是目前主要的分割算法。

基于深度学习的分割算法是利用深度神经网络学习泡沫图像中不同区域的特征, 然后实现气泡的识别和分割。王宇龙<sup>[27]</sup>使用基于 U-Net 的深度学习网络对泡沫图像进行分割, 解决了气泡边缘偏移、小气泡统计困难的问题, 降低了形态特征统计数据的误差。温智平<sup>[28]</sup>使用基于区域掩膜的卷积神经网络分割泡沫图像, 通过组合不同的 CNN 结构和上采样结构, 探索出了 ResNet 101+FPN 的基础网络结构, 减小了浮选气泡上小颗粒和气泡边界模糊对分割结果的不利影响, 使气泡边界划分得更为精确。胡椰清<sup>[29]</sup>使用增加了深度可分离卷积和倒残差结构的 U-Net 网络处理泡沫图像, 解决了由光照不均引起的过分割和欠分割问题。基于深度学习的分割算法特点是可以自适应学习图像特征, 受泡沫图像光照不均、泡沫重叠、背景干扰等不利因素影响较小, 可获得比传统算法更精确、更稳定的分割结果, 但需要大量带标签的训练数据, 前期准备工作量大, 适用于泡沫特征复杂且需要高精度分割的图像。

综上所述, 每种分割算法都有其独特的应用场景和局限性, 通常需要根据泡沫的特性(如大小、形状、灰度分布等)和分割的目的(如监测泡沫稳定性、评估浮选效率等)来选择合适的算法, 并对其进行改进、组合, 以达到最佳的分割效果。

## 1.2 浮选泡沫颜色特征分析方法

泡沫的颜色是浮选过程中一个直观且重要的观测指标。以铁矿石为例, 使用反浮选工艺时, 泡沫颜色越深通常意味着其中金属含量越高, 精矿回收率可能会降低; 当泡沫颜色不均时, 意味着浮选过程中存在波动, 精矿品质可能会不稳定。所以监测、分析浮选泡沫颜色特征能预测浮选效果和效率。泡沫颜色特征由泡沫所携带矿物的种类和数量所决定, 此类特征的表征方式一般是泡沫图像在 RGB、Lab、HSI 等颜色空间中各分量的统计数据。三种颜色空间之间

的相互转换和各分量的统计可通过专用函数实现, 方法成熟, 操作简单。泡沫颜色特征的选取需要根据矿物性质具体分析。

刘道喜<sup>[6]</sup>在处理东鞍山烧结厂反浮选工艺的浮选泡沫时, 通过分析矿物组成, 判断目的矿物与脉石矿物存在明显颜色差异。入选矿石中含有的  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ 、 $\text{Fe}_3\text{O}_4$  和  $\text{SiO}_2$  分别为红色、黑色和白色, 且反浮选工艺泡沫中富集的是脉石矿物( $\text{SiO}_2$ ), 当其中夹带  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ 、 $\text{Fe}_3\text{O}_4$  时泡沫颜色会发生变化, 即泡沫颜色与尾矿品位、目的矿物回收率之间存在非线性关系, 因此分别选择了 RGB 颜色空间下的相对红色分量、HSV 颜色空间下 H 分量和 Lab 颜色空间下的 a 分量作为泡沫图像的颜色特征, 但该方法的分析结果与泡沫图像采集场景的环境光密切相关, 准确性和稳定性易受到影响。如何减弱环境光对泡沫图像颜色特征的影响已逐渐成为研究重点, 陈宁等人<sup>[30]</sup>提出了一种基于图像统计建模思想的泡沫图像颜色校正方法, 可自适应校正受复杂环境光影响的泡沫图像颜色; Liu 等人<sup>[31]</sup>使用生成对抗网络, 实现了在泡沫纹理结构不发生变化的情况下对泡沫图像颜色进行校正。

综上所述, 目前分析泡沫颜色特征的关键不在于颜色特征的提取方法, 而是根据泡沫所带矿物的颜色特点, 选取合适的颜色特征; 泡沫图像颜色校正技术降低了对图像采集环境的要求, 有助于推进泡沫状态信息化进程, 另外还可以通过使用硬件设备来减弱环境光对泡沫颜色特征的干扰, 如镜头前安装偏振滤镜、使用干涉滤光片、加装遮光罩等方式。

## 1.3 浮选泡沫纹理特征分析方法

纹理特征是对泡沫表面信息的一种综合描述, 在泡沫图像中体现为像素值的分布信息。浮选过程中泡沫纹理特征受到多种浮选条件的共同影响, 当浮选条件发生改变时泡沫纹理特征变化明显, 因此收集分析此类特征对于浮选工况的监测和故障预测具有十分重要的意义。目前针对泡沫纹理特征的表征方式较多, 如基于灰度直方图和灰度共生矩阵的统计数据、纹理复杂度、纹理均匀度、纹理粗糙度等, 常用研究方法有统计法、结构法和频谱法。

统计法是以图像像素的统计数据作为图像的纹理特征, 常借助灰度直方图和灰度共生矩阵来实现。何桂春等人<sup>[32]</sup>把从泡沫图像灰度直方图中获取的方差、能量、峰度、均值等统计数据作为泡沫纹理特征, 并证明了以上数据与生产指标之间存在强相关性。但用灰度直方图描述图像纹理特征时不能体现纹理的方向性、均匀性和复杂性。针对此问题, 可通过灰度共生矩阵来获取像素在邻域内的分布信息, 以完善泡沫图像纹理特征。灰度共生矩阵是一类函数<sup>[33]</sup>, 反映图像中像素在不同方向、不同变化幅度下的综合信

息。基于灰度共生矩阵提取的细度、能量、惯性矩、二阶矩、熵、不均匀性等参数可作为泡沫纹理特征,但该方法计算量大,且在气泡形状变化复杂时效果不佳<sup>[34]</sup>。

结构法是把泡沫图像的复杂纹理看作是由多个近似的纹理单元以一定的、有规律的形式重复排列组合而成,可通过分析纹理单元特点和排列规则来描述图像纹理特征。程翠兰<sup>[35]</sup>提出以纹理复杂度作为泡沫纹理特征,把泡沫灰度图像划分纹理单元,再根据不同特征纹理单元的分布情况计算全图的纹理复杂度。通过对比,这种纹理复杂程度描述方式与人眼感知相符,但该方法对图像噪声敏感,会影响特征提取的稳定性和可靠性。

频谱法认为图像频谱中的高频分量和图像的纹理关系密切。唐朝晖等人<sup>[36]</sup>使用小波变换提取了泡沫图像的纹理均匀度,提出图像的纹理均匀度与图像纹理复杂程度正相关的观点,即纹理均匀度数值越大就代表着图中的灰度值分布梯度越不均匀,图像纹理越复杂。但此方法需要大量的计算,处理时间较长,不适用于有实时分析需求的应用场景。

除上述方法外,朱楚梅<sup>[37]</sup>提取了基于块的纹理粗糙度特征,通过分块描述泡沫图像纹理的方法,更全面地描述了泡沫纹理特征;马爱莲等人<sup>[38]</sup>提取了泡沫图像序列的动态纹理特征,完善了泡沫纹理信息。

综上所述,浮选的基本原理决定了泡沫图像纹理天然具有多样性与复杂性,目前泡沫图像纹理特征的分析方法多样化,分析结果的准确性和稳定性缺少评判标准。在人工智能和大模型技术日益成熟的背景下,卷积神经网络(CNN)有可能成为解决上述问题的途径,通过建立高质量、多样化的浮选泡沫图像纹理样本数据库,训练深度学习模型,可以提取更复杂、更抽象的纹理特征,有可能实现泡沫图像纹理特征分析方法的统一。

#### 1.4 浮选泡沫速度特征分析方法

泡沫流速是典型的动态特征,对浮选效果和效率有着直接的影响。例如,使用正浮选工艺时,流速过快可能导致目的矿物未能充分附着在泡沫上就被刮除,从而降低回收率;可能夹带过多的脉石或杂质进入精矿,降低精矿质量;可能导致药剂没有足够时间与矿物颗粒反应,造成药剂浪费。流速过慢可能会增加泡沫层的厚度,导致泡沫下部的矿物脱附回到矿浆中,同样影响回收率。所以监测和控制泡沫流速是确保浮选过程高效和经济运行的关键环节之一。由于浮选过程中气泡会发生挤压、合并、破碎、旋转等现象,所以很难实现泡沫流速的准确计算,目前主要采用估值法,其中基于尺度不变特征转换(SIFT, Scale-Invariant Feature Transform)和加速稳健特征(SURF,

Speeded Up Robust Features)的泡沫速度特征提取方法较为常用。

牟学民等人<sup>[39]</sup>使用 SIFT 算法提取泡沫速度特征,该算法具有尺度不变性和旋转不变性,可以减弱气泡的形状、大小和角度变化对速度特征准确性的影响,使得提取的速度特征准确性大大提高,但该方法所得速度特征的准确度和所使用的特征匹配点的数量相关,存在计算量大、处理时间长的问题。Tang 等人<sup>[40]</sup>使用 SURF 算法提取泡沫速度特征,通过分析泡沫轨迹来提高匹配算法的速度和准确性,该方法与 SIFT 算法相比,计算速度提高了近 3 倍,缓解了计算量过大的问题;陈良琴等人<sup>[41]</sup>针对 SIFT 和 SURF 算法难以兼顾准确度和处理速度的问题,提出了一种基于气泡跟踪与相位相结合的运动估计方法,通过缩小尺度增加算法速度,使用气泡高亮区域代替原始图像减少噪声对准确度的影响,现场实验结果表明该算法可以快速准确地获取浮选气泡速度特征。

浮选过程中泡沫流速、稳定性等动态特征是浮选效率高低的指示器,可间接反映精矿产率、回收率等重要指标,及时、准确地量化表征泡沫动态信息在稳定生产方面的实际意义重大,已有较多工业化应用场景。目前在提取泡沫速度特征方面,亟需解决的问题是提升运算速度、缩短处理时间。在算法方面可开发除了 SIFT 和 SURF 外的其他描述子,如 ORB、BRISK、KAZE 和 AKAZE 等,然后根据具体应用场景需求的不同,选取适合的描述子,提高速度特征的获取效率。

#### 1.5 泡沫其他特征分析方法

以上所述特征也被称为泡沫基本视觉特征,是从不同角度描述泡沫状态,具有单独采集、组合使用的特点。在此模式下,单一特征代表性弱,多特征组合使用可增强代表性,更全面地描述泡沫状态,但是多个特征之间存在信息冗余,影响使用效果。针对此问题,目前有高层语义特征法、低维度特征法和关键特征法三种解决方案。

高层语义特征法是指直接使用深度学习技术分析泡沫图像,获得高层语义特征<sup>[42]</sup>,代替基本视觉特征。深度学习技术是人工智能科学最重要的成就之一,可从大量数据样本中自适应分析其中蕴含的抽象规律,非常适合用于分析形式多变的浮选泡沫状态信息。李中美等人<sup>[43]</sup>使用卷积神经网络(CNN)提取泡沫特征,配合支持向量机(SVM),实现了浮选生产过程的故障自动识别;Wang 等人<sup>[44]</sup>基于 CNN 实现了金梯浮选生产的工况条件感知。低维度特征法是把基本视觉特征降维后使用,梁秀满等人<sup>[45]</sup>以线性标记排列的方式把泡沫亮点分布特征、灰度特征和纹理特征融合为一个新特征,使用新特征训练以支持向量机为主干网络的分类模型,其分类准确率达到 88.6%,优于以上

三类特征单独作为输入特征所训练出的分类模型; 关键特征法的核心是根据实际情况, 分析出对于解决特定问题或实现特定任务起到关键作用的特征。朱建勇等人<sup>[46]</sup>使用稀疏化神经网络选择关键特征, 解决了泡沫特征间存在复杂相关性的问题, 减少了拟合矿物品位时所需特征个数, 有效地处理了多个特征组合使用带来的信息冗余问题。

高层语义特征法、低维度特征法和关键特征法的侧重点和应用场景各有不同, 高层语义特征法侧重于图像内容的高层次理解, 适用于需要判断浮选泡沫整体信息的应用场景, 如工况感知、故障识别等; 低维度特征法有助于提高算法效率、降低计算复杂度, 适用于既要保留浮选泡沫各特征差异性又要去除信息冗余的应用场景, 如浮选生产指标软测量等; 关键特征法可能同时包含高层语义特征法和低维度特征法。

综上所述, 随着研究的深入, 提出的泡沫特征的种类越来越多, 提取泡沫特征的方法越来越丰富。由于各类浮选工艺的泡沫特点不同且泡沫状态信息的应用场景也各不相同, 导致在浮选泡沫特征的选择上存在差异, 但是泡沫状态信息化的方法和流程仍较为统一, 如图 3 所示(以赤铁矿浮选泡沫采集图像为例)。

## 2 浮选泡沫状态信息数字化应用

把泡沫状态信息并入智慧选矿系统, 可为浮选过程的智能化控制和精细化管理提供数据支持。以泡沫状态信息为基础, 通过模型软测量的方式可获得部分浮选生产信息, 结合其他生产参数(给矿速度、入选品位、矿浆浓度、pH 值、液位值等), 可实现浮选过程

的动态感知, 预测运行态势, 科学决策方案, 稳定选矿生产, 提升选矿指标, 如图 4 所示。

在浮选生产指标预测方面, 周开军等人<sup>[47]</sup>以 LS-SVM 为建模方法, 以泡沫颜色特征、形态特征和泡沫流速为模型输入, 预测浮选回收率, 预测结果相对误差 14.08%; 张海洋等人<sup>[48]</sup>以泡沫的尺寸、稳定性、流速、颜色特征结合泡沫矿化程度、原矿品位和磨矿粒度, 建立了某镍矿浮选泡沫精矿品位预测模型, 为稳定生产提供决策数据, 减少了浮选生产过程中常见的沉槽和冒槽现象, 使精矿品位波动范围减小 5 个百分点以上; 在浮选生产工况动态感知方面, 阳春华等人<sup>[49]</sup>采用 MK-LSSVM 为建模方法, 以泡沫颜色特征、形态特征和泡沫流速为模型输入, 预测矿浆 pH 值, 预测结果相对误差 4.93%; 张燕红等人<sup>[50]</sup>将泡沫流速作为某钼矿浮选智能控制系统的控制变量, 通过实时监测泡沫流速并动态调整泡沫层厚度和充气量, 提高了浮选过程稳定性, 精扫尾矿的平均钼品位由 0.136% 降低至 0.081%, 精选精矿的平均回收率由 98.5% 提升至 99.02%; 苏超等人<sup>[51]</sup>基于泡沫流速监测系统和液位及充气量控制系统, 稳定了某铜矿的浮选产率, 粗选泡沫流速的数据标准差由 36.6 降低至 17.9。

综上所述, 基于泡沫状态信息的浮选生产指标预测系统, 能够在产品达到最终阶段之前就了解其品位、回收率等指标, 有助于提前调整后续的处理步骤; 泡沫状态的异常变化往往是设备故障或操作失误的前兆, 基于泡沫状态信息的浮选生产工况动态感知系统能够识别这些迹象, 及时采取措施避免生产中断或设备损坏, 从而提高生产连续性和安全性。此外, 实时和历史的泡沫数据还有助于发现新的浮选机制, 开发

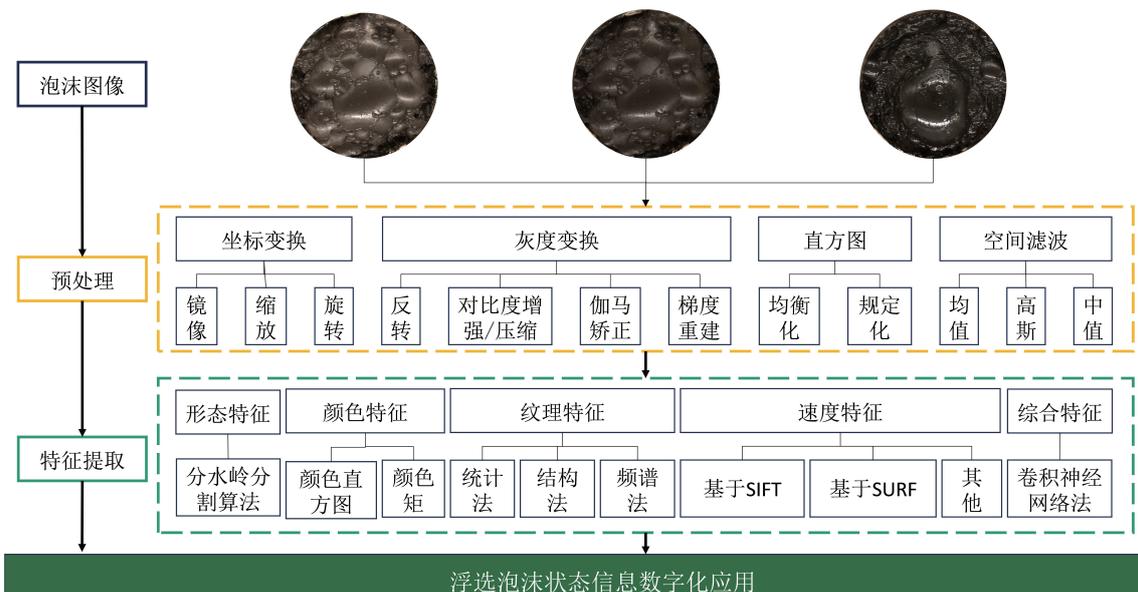


图 3 浮选泡沫状态信息化流程  
Fig. 3 Information process of flotation foam state

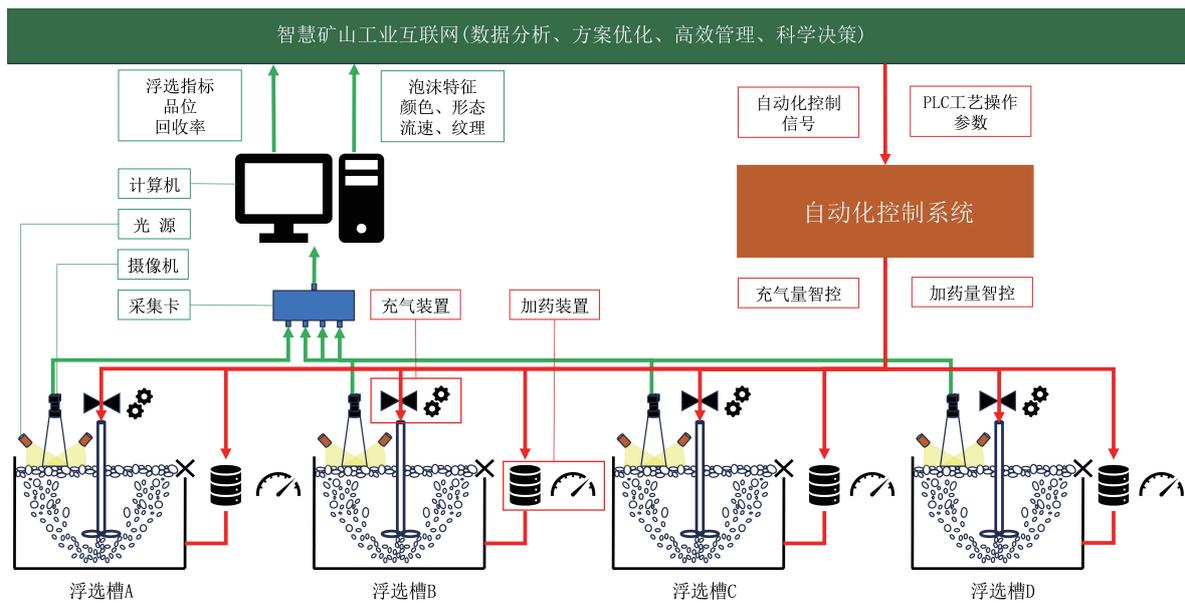


图4 浮选泡沫状态信息数字化应用

Fig. 4 Digital application of flotation foam state information

高效的浮选药剂,改进浮选设备。

### 3 结论与展望

目前浮选泡沫的状态信息已经被用于浮选过程的自动化控制、故障诊断与预防等多个环节,并且大量的泡沫状态数据已形成数字资产,可为浮选工艺的性能评估和工艺改进提供数据支持,但是由于实际浮选生产环境复杂导致的泡沫图像采集质量不稳定、泡沫特征的提取精度差、浮选工况感知系统的响应速度慢和实效性差等问题仍是该技术研究发展的主要阻力。整体看来浮选泡沫状态的信息化表征和数字化应用存在较大的发展潜力,可重点关注以下方面:

(1)进一步探索深度学习技术在泡沫状态信息化过程中的应用。深度学习最突出的优势之一是能够自动从原始数据中学习并提取关键特征,这一特点可以简化浮选泡沫特征提取流程,提高分析的准确性和效率。

(2)继续提高软测量模型的预测精度和稳定性,以代替传统传感器。目前浮选生产过程中所用传感器存在成本高、易受环境干扰(如腐蚀、磨损)等问题。软测量模型具有适应性强、反应速度快的优势,若能继续提高其稳定性和精度,可实现对传统传感器的取代,形成我国技术优势。

#### 参考文献:

[1] 中国矿产资源报告 2022[J]. 自然资源情报, 2023(1): 2.  
China mineral resources report 2022[J]. Natural Resource Information, 2023(1): 2.

[2] 邵安林,刘畅,岳星彤,等.新时期我国矿产资源行业高质量发展路径[J]. 金属矿山, 2024(1): 2-6.  
SHAO A L, LIU C, YUE X T, et al. Path of high-quality development

of China's mineral resources industry in the new era[J]. Metal Mine, 2024(1): 2-6.

- [3] 柳小波,张兴帆,曲福明,等.我国冶金行业智慧矿山建设路径探索与实践[J]. 金属矿山, 2024(1): 45-54.  
LIU X B, ZHANG X F, QU F M, et al. Exploration and engineering practice of the development path for smart mines in China's metallurgical industry[J]. Metal Mine, 2024(1): 45-54.
- [4] 中华人民共和国自然资源部.智能矿山建设规范: DZ/T 0376—2021[S]. 北京:地质出版社, 2021.  
Ministry of Natural Resources of the People's Republic of China. Specification for intelligent mine construction: DZ/T 0376—2021[S]. Beijing: Geology Press, 2021.
- [5] 祝晋,刘威,高立强.智能选矿厂的建设探索与实践[J]. 有色金属(选矿部分), 2023(1): 121-126.  
ZHU J, LIU W, GAO L Q. Exploration and practice of intelligent concentrator construction[J]. Nonferrous Metals (Mineral Processing Section), 2023(1): 121-126.
- [6] 刘道喜.基于浮选泡沫图像颜色特征提取的矿浆品位建模及工程实现[D]. 沈阳:东北大学, 2024.  
LIU D X. Pulp grade modeling and engineering realization based on color feature extraction of flotation foam images[D]. Shenyang: Northeastern University, 2024.
- [7] 李佳俊.基于图像处理的辉铜矿浮选泡沫图像研究[D]. 黄石:湖北师范大学, 2023.  
LI J J. Study on froth image of chalcocite flotation based on image processing[D]. Huangshi: Hubei Normal University, 2023.
- [8] MOOLMAN D W, AIRICH C, VAN DEVENTER J S J. The interpretation of flotation froth surfaces by using digital image analysis and neural networks[J]. Chemical Engineering Science, 1995, 50(22): 3501-3513.
- [9] MOOLMAN D W, ALRICH C, SCHMITZ G, et al. The interrelationship between surface froth characteristics and industrial flotation performance[J]. Minerals Engineering, 1996, 9(8): 837-854.
- [10] HARGRAVE JM, MILES N J, HALL S T. The use of grey level measurement in predicting coal flotation performance[J]. Minerals Engineering, 1996, 9(6): 667-674.
- [11] WOODBURN E T, AUSTIN L G, STOCKTON J B. A froth based

- flotation kinetic model[J]. *Chemical Engineering Research & Design*, 1994, 72(2A): 211–226.
- [12] VENTURA-MEDINA E, CILLIERS J J. Calculation of the specific surface area in flotation[J]. *Minerals Engineering*, 2000, 13(3): 265–275.
- [13] VENTURA-MEDINA E, CILLIERS J J. A model to describe flotation performance based on physics of foams and froth image analysis[J]. *International Journal of Mineral Processing*, 2002, 67: 79–99.
- [14] WANG W, BERGHOLM F, YANG B. Froth delineation based on image classification[J]. *Minerals Engineering*, 2003, 16: 1183–1192.
- [15] VINCENT L, SOLILLE P. Watershed in digital spaces: An efficient algorithm based immersion simulations[J]. *IEEE Trans. PA-MI*, 1991, 13(6): 583–598.
- [16] SAMEER H M, DEE J B, MARTIN C H. The use of the froth surface lamellae burst rate as a flotation froth stability measurement[J]. *Minerals Engineering*, 2012, 36(10): 152–159.
- [17] XU C H, GUI W H, YANG C H, et al. Flotation process fault detection using output PDF of bubble size distribution[J]. *Minerals Engineering*, 2012, 26: 5–12.
- [18] CHEN X F, GUI W H, YANG C H, et al. Adaptive image processing for bubbles in flotation process[J]. *Measurement & Control*, 2011, 44(4): 121–125.
- [19] HAMARNEH G, LI X. Watershed segmentation using prior shape and appearance knowledge[J]. *Image & Vision Computing*, 2009, 27(1): 59–68.
- [20] GAO H, LIN W. Marker-based image segmentation relying on disjoint set union[J]. *Signal Processing Image Communication*, 2006, 21(2): 100–112.
- [21] GONZALEZ R C, WOODS R E. *Woods digital image processing: 2nd edition*[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2011.
- [22] 林小竹, 谷莹莹, 赵国庆. 煤泥浮选泡沫图像分割与特征提取[J]. *煤炭学报*, 2007(3): 304–308.  
LIN X Z, GU Y Y, ZHAO G Q. Image segmentation and feature extraction of slime flotation foam[J]. *Journal of China Coal Society*, 2007(3): 304–308.
- [23] 李怡. 铜浮选过程泡沫图像特征提取及工况识别方法研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2019.  
LI Y. Study on foam image feature extraction and working condition recognition method in copper flotation process[D]. Shenyang: Northeastern University, 2019.
- [24] 周开军. 矿物浮选泡沫图像形态特征提取方法与应用[D]. 长沙: 中南大学, 2010.  
ZHOU K J. Morphological feature extraction method and application of mineral flotation foam image[D]. Changsha: Central South University, 2010.
- [25] 廖一鹏, 王卫星. 结合多尺度边缘增强及自适应谷底检测的浮选气泡图像分割[J]. *光学精密工程*, 2016, 24(10): 2589–2600.  
LIAO Y P, WANG W X. Flotation bubble image segmentation combined with multi-scale edge enhancement and adaptive valley bottom detection[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(10): 2589–2600.
- [26] NING Z. An image segmentation algorithm for flotation foam of copper and molybdenum ore[J]. *Computer Knowledge and Technology*, 2014, 10(12): 2875–2877.
- [27] 王宇龙. 基于机器视觉的煤泥浮选泡沫分类研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2022.  
WANG Y L. Study on classification of coal slime flotation foam based on machine vision[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2022.
- [28] 温智平. 基于深度学习的煤泥浮选过程灰分预测与系统控制研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2023.  
WEN Z P. Research on ash prediction and system control of coal slime flotation process based on deep learning[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2023.
- [29] 胡椰清. 基于泡沫图像特征的钨浮选精矿品位预测研究[D]. 长沙: 中南大学, 2023.  
HU Y Q. Prediction of tungsten flotation concentrate grade based on foam image features[D]. Changsha: Central South University, 2023.
- [30] 陈宁, 黄璐, 桂卫华, 等. 泡沫图像统计建模与恒常颜色校正算法研究[J]. *控制理论与应用*, 2016, 33(5): 613–620.  
CHEN N, HUANG L, GUI W H, et al. Research on statistical modeling and constant color correction algorithm of foam image[J]. *Control Theory and Applications*, 2016, 33(5): 613–620.
- [31] LIU J, GUI W, TANG Z, et al. Recognition of the operational statuses of reagent addition using dynamic bubble size distribution in copper flotation process[J]. *Minerals Engineering*, 2013, 45: 128–41.
- [32] 何桂春, 黄开启. 浮选指标与浮选泡沫数字图像关系研究[J]. *金属矿山*, 2008, 37(8): 96–101.  
HE G C, HUANG K Q. Study of the relation between flotation indexes and froth digital images[J]. *Metal Mine*, 2008, 37(8): 96–101.
- [33] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I. Textural features for image classification[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1973, 3(6): 610–621.
- [34] 刘文礼, 路迈西, 王凡, 等. 煤泥浮选泡沫图像纹理特征的提取及泡沫状态的识别[J]. *化工学报*, 2003, 54(6): 830–835.  
LIU W L, LU M X, WANG F, et al. Extraction of textural feature and recognition of coal flotation froth[J]. *Journal of Chemical Industry and Engineering*, 2003, 54(6): 830–835.
- [35] 程翠兰. 基于颜色与纹理特征的矿物浮选精选泡沫分类[D]. 长沙: 中南大学, 2011.  
CHENG C L. Classification of mineral flotation foam based on color and texture characteristics[D]. Changsha: Central South University, 2011.
- [36] 唐朝晖, 孙园园, 桂卫华, 等. 基于小波变换的浮选泡沫图像纹理特征提取[J]. *计算机工程*, 2011, 37(18): 206–208.  
TANG C H, SUN Y Y, GUI W H, et al. Texture feature extraction of flotation foam image based on wavelet transform[J]. *Computer Engineering*, 2011, 37(18): 206–208.
- [37] 朱楚梅. 铝土矿精选泡沫图像纹理特征提取方法研究[D]. 长沙: 中南大学, 2013.  
ZHU C M. Research on texture feature extraction method of bauxite foam image[D]. Changsha: Central South University, 2013.
- [38] 马爱莲, 徐德刚, 谢永芳, 等. 基于复杂网络时空特性的泡沫图像动态纹理特征分析[J]. *化工学报*, 2017, 68(3): 1023–1031.  
MA A L, XU D G, XIE Y F, et al. Analysis of dynamic texture features of flotation froth images based on space-time characteristics of complex networks[J]. *CIESC Journal*, 2017, 68(3): 1023–1031.
- [39] 牟学民, 刘金平, 桂卫华, 等. 基于 SIFT 特征配准的浮选泡沫移动速度提取与分析[J]. *信息与控制*, 2011, 40(4): 525–531.  
MOU X M, LIU J P, GUI W H, et al. Extraction and analysis of flotation foam movement velocity based on SIFT feature registration[J]. *Information and Control*, 2011, 40(4): 525–531.
- [40] TANG Z, ZENG S, XIE Y, et al. Real-time froth velocity extraction of zinc flotation based on improved SURF[C]//proceedings of the 2018 Chinese Automation Congress (CAC), F, IEEE. 2018.
- [41] 陈良琴, 王卫星. 基于气泡跟踪与相位相关的浮选表面气泡平移运动估计[J]. *四川大学学报(工程科学版)*, 2016, 48(5): 143–152.  
CHEN L Q, WANG W X. Estimation of bubble translation motion on flotation surface based on bubble tracking and phase correlation[J]. *Journal of Sichuan University (Engineering and Science Edition)*, 2016,

- 48(5): 143–152.
- [42] 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 of concentrate grade prediction based on flotation foam image[J]. Metal Mine, 2024(2): 25–38.
- [43] LI Z M, GUI W H, ZHU J Y. Fault diagnosis method of flotation process based on deep learning and support vector machine[J]. Journal of Central South University, 2019, 26(9): 2504–2515.
- [44] WANG X, SONG C, YANG C, et al. Process working condition recognition based on the fusion of morphological and pixel set features of froth for froth flotation[J]. Minerals Engineering, 2018, 128: 17–26.
- [45] 梁秀满, 田童, 刘文涛, 等. 基于泡沫图像特征融合的煤泥浮选工况识别[J]. 计算机仿真, 2021, 38(4): 385–389.  
LIANG X M, TIAN T, LIU W T, et al. Coal slime flotation condition recognition based on foam image feature fusion[J]. Computer Simulation, 2021, 38(4): 385–389.
- [46] 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 J Y, HUANG X, YANG H, et al. Feature selection of flotation froth image based on sparse neural network[J]. Control and Decision, 2021, 36(7): 1627–1636.
- [47] 周开军, 阳春华, 牟学民, 等. 基于泡沫特征与 LS-SVM 的浮选回收率预测[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(6): 1295–1300.  
ZHOU K J, YANG C H, MOU X M, et al. Prediction of flotation recovery rate based on foam characteristics and LS-SVM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(6): 1295–1300.
- [48] 张海洋, 王旭, 王庆凯, 等. 镍浮选过程智能控制系统开发与应用[J]. 有色金属工程, 2024, 14(2): 77–84.  
ZHANG H Y, WANG X, WANG Q K, et al. Development and application of intelligent control system for nickel flotation process[J]. Nonferrous Metals Engineering, 2024, 14(2): 77–84.
- [49] 阳春华, 任会峰, 许灿辉, 等. 基于稀疏多核最小二乘支持向量机的浮选关键指标软测量[J]. 中国有色金属学报, 2011, 21(12): 3149–3154.  
YANG C H, REN H F, XU C H, et al. Soft measurement of key flotation indexes based on Sparse multi-core least squares support vector machine[J]. The Chinese Journal of Non-Ferrous Metals, 2011, 21(12): 3149–3154.
- [50] 张燕红, 刘俊, 陈冲, 等. 浮选智能控制系统在某钼矿选厂的应用[J]. 矿山机械, 2021, 49(9): 50–54.  
ZHANG Y H, LIU J, CEHN C, et al. Application of flotation intelligent control system in a molybdenum ore separation plant[J]. Mining Machinery, 2021, 49(9): 50–54.
- [51] 苏超, 王旭. 浮选流程智能控制系统开发与应用[J]. 铜业工程, 2019(4): 4–9.  
SU C, WANG X. Development and application of flotation process intelligent control system[J]. Copper Engineering, 2019(4): 4–9.

## Research Progress of Flotation Foam State Informatization Based on the Background of Intelligent Beneficiation

ZHANG Yanbing<sup>1,2</sup>, MA Yiwen<sup>1,2</sup>, LIU Xiaobo<sup>1,2</sup>, SUN Xin<sup>1,2</sup>, YAO Fuxing<sup>1,2</sup>, ZHENG Mengke<sup>1,2</sup>, SUN Jinghui<sup>1,2</sup>

1. School of Mining engineering, University of Science and Technology Liaoning, Anshan 114051, Liaoning, China;

2. Intelligent Mine Research Institute of University of Science and Technology Liaoning, Anshan 114051, Liaoning, China

**Abstract:** Mineral resources are the foundation of social and economic development. According to the goal of realizing high-quality development of mineral resources in the new period of China, it is necessary to build green and highly efficient mines by using information and digital technology. Intelligent beneficiation is a part of intelligent mine, and its implementation is based on the informatization and digitalization of mineral processing. Taking foam flotation as an example, the common methods of foam state informatization were combed, and the digital applications of foam state information were further described, then the development and promotion direction of intelligent flotation process was discussed. The aim is to facilitate the advancement of the research process related to advanced technologies in the field of intelligent mineral processing.

**Keywords:** intelligent beneficiation; flotation foam; informatization; digitization

引用格式: 张艳兵, 马艺闻, 柳小波, 孙欣, 姚富兴, 郑梦可, 孙竞琿. 智慧选矿背景下浮选泡沫状态信息化研究进展[J]. 矿产保护与利用, 2025, 45(1): 93–100.

ZHANG Yanbing, MA Yiwen, LIU Xiaobo, SUN Xin, YAO Fuxing, ZHENG Mengke, SUN Jinghui. Research progress of flotation foam state informatization based on the background of intelligent beneficiation[J]. Conservation and Utilization of Mineral Resources, 2025, 45(1): 93–100.