

局部颜色特征与工艺参数融合的铜浮选入矿类型识别

卢明, 谢永芳[†], 彭涛, 桂卫华

(中南大学信息科学与工程学院, 湖南长沙 410083)

摘要: 针对铜浮选过程中矿源变化频繁而造成的浮选工况难以识别、生产过程不稳定等问题, 在分析铜浮选流程特点的基础上, 提出了一种局部颜色特征与关键工艺参数融合的铜浮选入矿类型识别方法. 首先采用多元图像处理方法提取泡沫图像局部颜色特征, 然后采用混合滤波、时间配准算法将其与关键工艺参数进行数据融合, 最后用融合后的混合特征进行模糊聚类, 得到隶属度矩阵和聚类中心. 工业数据仿真结果验证了本文所提方法的有效性.

关键词: 铜浮选过程; 局部颜色特征; 工艺参数; 数据融合; 入矿类型; 模糊聚类

中图分类号: TP227 文献标识码: A

Identification of type of copper flotation feeding ore using fusion information of local color features and process parameters

LU Ming, XIE Yong-fang[†], PENG Tao, GUI Wei-hua

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha Hunan 410083, China)

Abstract: The diversification of ore sources in a copper flotation process often causes difficulty in indentifying the flotation conditions as well as the instability of the production process. Considering the characteristics of copper flotation process, we put forward a feeding ore type recognition method using the fusion information of local color features and key parameters of the process. Firstly, the local color feature of copper flotation froth image is extracted based on multivariate image analysis method; then, it is fused with key process parameters based on the hybrid filter and time alignment algorithm. Finally, the mixed feature matrix after fusion is used in fuzzy clustering to obtain the membership matrix and the cluster centers. The proposed method is validated by simulation results of industry data.

Key words: copper flotation process; local color features; process parameters; data fusion; feeding ore types; fuzzy clustering

1 引言(Introduction)

泡沫浮选是矿物加工处理过程中最为重要的选矿方法^[1-2], 进入浮选槽的矿浆与由鼓入浮选槽的空气形成的气泡不断碰撞, 矿浆中疏水性能较强的矿物粒子与气泡吸附的概率大, 而疏水性较差的矿物粒子与气泡吸附的概率小, 吸附着矿物粒子的泡沫浮到矿浆上层, 然后通过刮板把泡沫刮出, 从而实现不同种类的矿物粒子的分离. 浮选过程是一个多变量的、耦合的、非线性的复杂工业过程. 虽然经过长时间的发展, 国内外有关浮选控制技术的成功应用实例仍然很少. 直到现在, 泡沫浮选过程操作仍然以人工操作为主. 工人在实际操作时往往首先通过观察浮选槽的泡沫状态和在线可检测的过程工艺参数, 对进入浮选流程的入矿类型进行判断, 然后按照工业实验给出的不同

入矿类型所对应的边界操作条件进行操作, 并在流程稳定后, 根据泡沫状态和工艺参数对操作变量进行重新调整.

这种人工看泡操作方式容易造成产品质量一致性差、资源消耗大等问题. 因此很多学者尝试利用机器视觉技术模拟人工看泡的经验与过程, 进行浮选过程工况识别的研究. Moolman等人^[3-4]利用数字图像分析和人工神经网络方法对浮选泡沫表面进行分类识别, 但由于泡沫浮选工艺机理的复杂性, 他们认为要通过神经网络模型将浮选泡沫视觉特征参数与各类操作参数关联起来具有一定的难度. Veerendra S.等人^[5]通过将矿物浮选图像分成 5×5 大小的分块, 提取每个小分块的RGB颜色信息, 并通过径向基神经网络对浮选图像进行分类识别. 刘文礼等人^[6]则利用灰度

收稿日期: 2013-12-04; 录用日期: 2014-04-23.

[†]通信作者. E-mail: yfxie@mail.csu.edu.cn; Tel.: +86 13786163035.

基金项目: 国家创新研究群体科学基金资助项目(61321003); 国家自然科学基金重点项目资助项目(61134006); 国家自然科学基金资助项目(61273169, 61473318); 中央科研基本业务费中南大学国家杰青培育专项基金资助项目(2011JQ009); 高等学校博士学科点专项科研基金优先发展领域资助课题(20110162130011).

共生矩阵算法提取到浮选泡沫的纹理特征, 通过自组织神经网络对煤泥浮选泡沫图像进行分类识别. 利用灰度共生矩阵提取泡沫图像纹理特征参数时, 不同纹理参数之间会存在特征相互重叠的问题, 降低分类识别的准确性. 针对此问题, 郝元宏等人^[7]提出了一种利用正交投影对提取到的原始纹理参数进行变换, 并用支持向量机对泡沫图像进行分类识别的方法. 而王红平等人^[8]则利用主成分分析法对泡沫的纹理特征参数进行变换处理以解决各纹理参数相互重叠的问题, 然后利用神经网络进行分类. 上述研究首先假定入矿类型是一致的, 主要关注视觉特征的提取、泡沫状态的识别以及各类识别方法之间的比较. 在进行浮选工况识别时, 只考虑到视觉特征与泡沫状态的对应, 忽略了可检测的过程工艺参数对泡沫状态的影响, 这种仅凭借单一的检测数据进行浮选工况识别的方法, 容易造成识别结果的频繁波动, 影响生产.

在实际生产中, 矿源的变化相当频繁, 不同入矿类型会引起浮选流程泡沫状态的变化. 由于浮选流程的滞后性, 通过分析泡沫视觉特征、工艺参数与入矿类型之间的关系, 用 t 时刻的泡沫视觉特征和工艺参数

判断 $t - 1$ 时刻的入矿类型是可行的. 本文在分析具体浮选流程特点的基础上, 提出一种局部颜色特征与工艺参数融合的铜浮选入矿类型识别方法. 该方法不仅考虑泡沫图像特征与浮选工况的关系, 还考虑了入矿流量、矿石品位两个工艺参数对入矿类型的影响. 工业数据仿真结果验证了所提方法的有效性.

2 铜浮选流程特性分析与入矿类型(Copper flotation process characterization and feeding ore types)

文献[9-10]提出, 浮选流程的差异性导致浮选过程工况识别没有一个统一的框架, 浮选工况的识别需要分析具体的流程特点. 本文以某铜浮选厂浮选流程为研究对象. 其浮选流程如图1所示, 虚线框为粗选流程. 在整个铜浮选流程中, 粗选是矿石经过磨矿、注水、分级后进入选别的第1步, 粗选的产品有粗选泡沫、粗选矿浆底流两种, 其中, 粗选泡沫进入铜精选, 粗选矿浆底流则进入扫选. 粗选首槽的浮选工况直接影响了后续流程的操作和最终的产品质量及产能. 影响粗选工况的主要因素有入矿类型和当前操作变量(如药剂添加量、液位、鼓风量等).

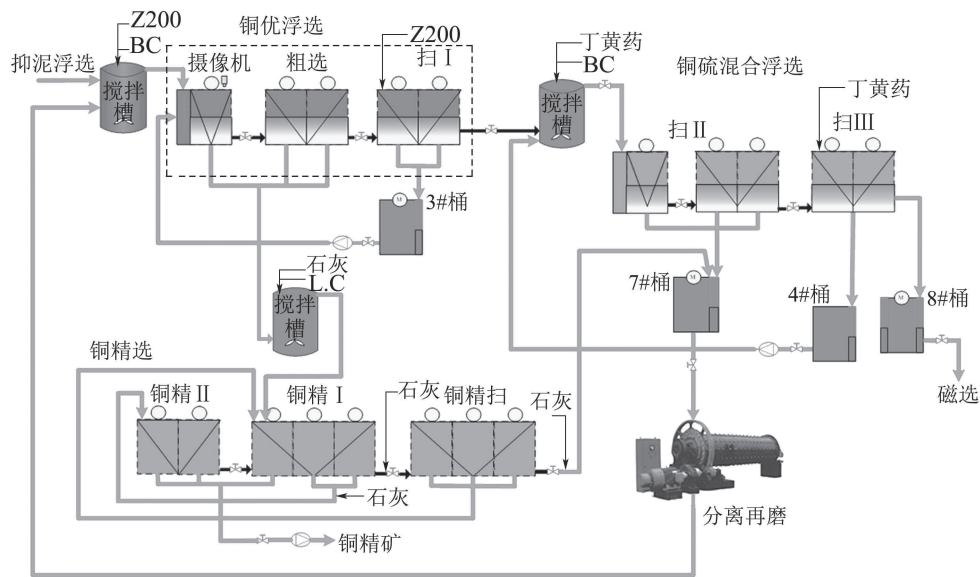


图 1 铜浮选工艺流程

Fig. 1 Copper flotation process

从图1中可看出入矿类型是由前一工序决定的, 对本级浮选来说是不可调控的, 要对浮选过程进行控制, 对入矿类型的判断是不可忽略的, 尤其在矿源变化频繁的企业. 以某铜浮选厂为例, 其铜矿石是热液蚀变的接触变质原生硫化铜矿石, 按照矿物组份可分为含铜磁黄铁矿、含铜磁黄铁矿滑石蛇纹石矿、含铜黄铁矿、含铜矽卡岩、含铜硬石膏、含铜磁铁矿、含铜闪长岩及含铜粉砂岩. 矿石成分复杂, 矿物种类多, 主要矿石类型为前3种. 但是, 这种冶

金学的矿石分类并不能直接对应基于机器视觉的泡沫状态的分类. 工人在实际操作时往往通过观察铜粗选首槽的泡沫状态以及XRF荧光分析仪中铜、硫、铁的品位信息等, 对进入浮选流程的初始条件做一个判断, 并按照工业实验给出的边界操作条件进行操作. 为此, 需要先根据粗选首槽泡沫视觉特征和相关工艺参数确定入矿类型, 再将正常生产中因为操作条件的改变而呈现出的不同泡沫状态进行分类, 从而有效指导生产. 通过在现场长期观察并

与工程师进行充分沟通,将粗选首槽泡沫图像按照视觉特征对入矿类型进行了分类(见图2)。图2为4种不同入矿类型对应的粗选首槽泡沫图像,表1为4种不同入矿类型时视觉特征与工艺参数定性描述。除了视觉特征上的差异,不同的入矿类型其入矿品

位、入矿流量、入矿浓细度、入矿pH值等工艺参数也不一样。为此,在进行铜浮选粗选工况识别之前,首先基于粗选首槽的视觉特征和工艺参数把入矿类型进行分类,然后针对不同的入矿类型进行工况识别,显然更具合理性。

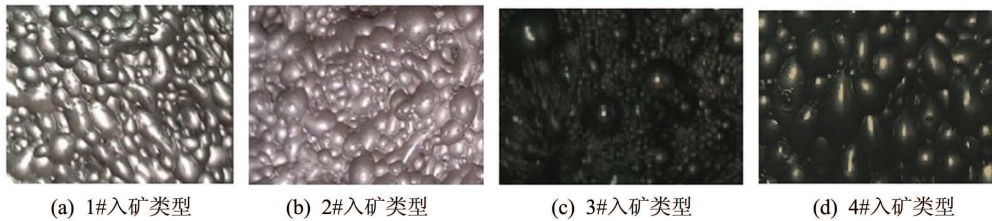


图2 不同入矿类型粗选首槽典型泡沫图像

Fig. 2 Rougher first bath typical froth image of different feeding ore types

表1 不同入矿类型的视觉特征与工艺参数定性描述

Table 1 Qualitative description of visual features and process parameters in different feeding ore types

矿石类型	描述	视觉特征与工艺参数
1#入矿类型	含滑石、蛇纹石少,铜矿易浮游	泡沫黄中偏绿,以中泡沫为主,入矿流量大,原矿品位高,水化面积小
2#入矿类型	含滑石、蛇纹石多,铜矿易浮游	泡沫泛白,泡沫偏小,分布不均匀,入矿流量大,原矿品位较低,水化面积小
3#入矿类型	含滑石、蛇纹石多,铜矿难浮游	泡沫泛灰,偏黑,泡沫小,分布不均匀,入矿流量小,原矿品位较高,水化面积较大
4#入矿类型	含其他矿物较多,铜矿难浮游	泡沫偏黑,泡沫以大泡为主,分布均匀,入矿流量大,原矿品位较低,水化面积大

3 基于视觉特征和工艺参数融合的入矿类型识别(Identification of feeding ore types based on fusion information of visual features and process parameters)

3.1 铜浮选泡沫中的局部颜色特征及提取方法 (Local color feature of copper flotation froth and extraction)

浮选首槽泡沫图像中局部泡沫颜色是粗选产品质量的“指示器”,同时也可以作为入矿类型识别的视觉特征。如果金属矿粒在泡沫表面附着不好,泡沫形态特征发生变化的同时,在泡沫顶部呈现水化的反光点,颜色为黑色。黑色区域越大说明目标矿物越难浮游,进入浮选流程的矿石性质较为复杂。水化面积大小与入矿类型有关,很好地反映了当前浮选状态。将此视觉特征称为局部颜色特征。要提取局部颜色特征,本质上就是计算局部黑色区域的大小,即统计所属黑色区域像素的个数。为此,问题就转变为对图像中的局部区域进行标记。通过分析铜浮选泡沫图像,发现局部黑色区域在泡沫图像中无规则分布且形状、大小不一,为了更为准确地计

算该区域的大小,如图3所示,首先采用多元图像分析方法将该区域与泡沫背景进行分割^[11-12],然后根据主元值与特征像素的关系确定特征像素空间位置和数目,计算局部黑色区域大小。

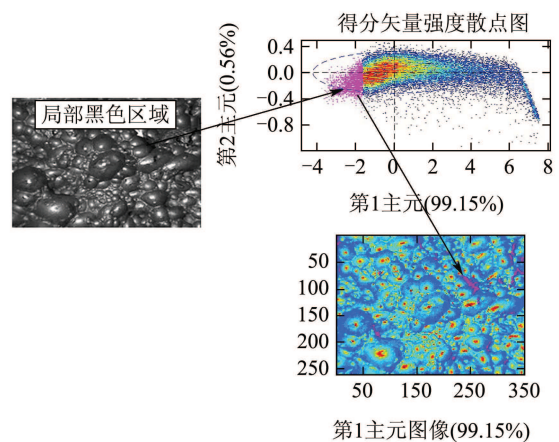


图3 铜浮选粗选首槽泡沫图像及其局部黑色区域标记
Fig. 3 Copper rougher first bath froth image and the marking of local black areas

局部颜色特征计算的具体算法如下:
一帧原始RGB泡沫图像为一组由单变量组成的

三维数据集 $\underline{X}_{(I \times J \times M)}$, 其中: I, J 为像素几何坐标, M 为光谱坐标. $\underline{X}_{(I \times J \times M)}$ 可看作单变量图像 $f_M(x, y)$ 在 M 方向的堆叠, $M = R, G, B$.

步骤 1 将原始图像 $\underline{X}_{(I \times J \times M)}$ 展开成二维数据 $\mathbf{X}_{(N \times M)}$, 其中 $N = I \times J$;

对于展开后的多元图像矩阵 $\mathbf{X}_{(N \times M)}$, 一般有 N 远大于 M , 也就是矩阵 $\mathbf{X}_{(N \times M)}$ 在行方向上元素很多, 在列方向上元素很少. 对于这样的“窄”矩阵进行 PCA 分解, 常采用构造“核”矩阵的方法^[13-14], 来减少计算时间.

步骤 2 构造核矩阵

$$\mathbf{K} = \mathbf{X}^T \mathbf{X},$$

其中: K 是 $M \times M$ 的低维矩阵, 并对 \mathbf{K} 矩阵进行奇异值分解, 计算负载矢量 \mathbf{p}_a , 并将 \mathbf{p}_a 根据特征值大小按照降序排列, 得到排序以后的负载矢量 \mathbf{p}_a^d ;

步骤 3 由负载矢量 \mathbf{p}_a^d , 按照式(1)可计算出主元得分矢量 \mathbf{t}_a^d , 计算累积贡献率 CCR, 根据累积贡献率 $\text{CCR} \geq 85\%$, 选取主元个数:

$$\mathbf{t}_a^d = \mathbf{X} \mathbf{p}_a^d. \quad (1)$$

得分矢量 \mathbf{t}_a^d 中的每个元素对应于 3 个变量 (R, G, B) 的加权平均像素, 是不同像素位置的像素强度信息的压缩表述, 代表了原图像中不同像素位置的光谱信息. 如果同一图像中不同像素位置像素光谱特征相同, 这些像素的得分值的关系将完全相同, 即原始图像中所有具有相同光谱特征的像素的得分值在散点图中将重叠或者至少在同一区域. 因此, 根据累积贡献率选取主元个数, 画出不同主元的得分矢量强度散点图并在散点图中标记出感兴趣的区域就可以捕获原始图像中的局部区域颜色特性.

步骤 4 依据选取的主元, 绘制主元的得分矢量强度散点图, 同时记录下主元值所对应的原图像局部区域特征像素的空间位置;

步骤 5 在得分矢量强度散点图中, 如图 3 所示标记出局部区域对应的得分值聚集区或离群区;

步骤 6 按照式(2)重构第 1 得分图像, 利用得分值和局部区域特征像素变量之间的关系和特征像素的空间位置信息, 将得分矢量强度散点图中标记的区域映射到第 1 得分图像;

$$\mathbf{T}_a = \underline{\mathbf{X}} \otimes \mathbf{p}_a^d, \quad (2)$$

式中: \otimes 为 Kronecker 积, 构建第 1 得分图像 \mathbf{T}_a (即 $d = 1$ 时的图像);

步骤 7 按照式(3)将第 1 得分图像中的像素值约束为 0~255 之间的整数. 按照式(4)统计像素点个数, 计算标记区域的面积大小 S_S 作为图像的局部颜

色特征:

$$T_a(i, j) = \text{round}\left(\frac{T_a(i, j) - \min(T_a(i, j))}{\max(T_a(i, j)) - \min(T_a(i, j))} \times 255\right), \quad (3)$$

式中: $\max(T_a(i, j)), \min(T_a(i, j))$ 分别为主元图像中最大像素值和最小像素值.

$$S_S = N \times S_i, \quad (4)$$

式中: N 为标记区域的像素点个数, S_i 为单位像素面积.

在相同操作条件, 采集了前 3 种入矿类型对应的 600 帧泡沫图像, 提取局部颜色特征. 图 4 为不同入矿类型进入浮选流程时, 铜粗选首槽泡沫图像局部颜色特征的变化情况, 从图中可以看出当进入浮选流程的为 3# 入矿类型时, 黑色水化区域大, 所对应的局部颜色特征较大, 用该特征可以很好地与其他两类入矿类型进行区分. 但对于 1# 和 2# 入矿类型则很难通过单一的局部颜色特征加以区分, 需要融合过程工艺参数进行识别.

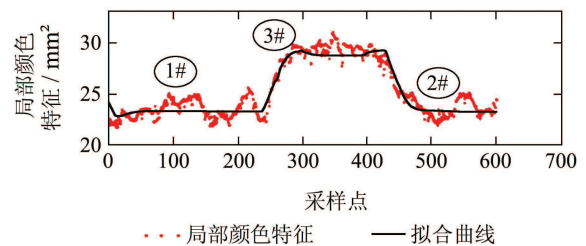


图 4 不同入矿类型局部颜色特征变化趋势

Fig. 4 Trends of local color feature in different feeding ore types

3.2 工艺参数选取及与视觉特征融合(Process parameter selection and integration with visual features)

通过粗选槽溢流口摄像头获取的浮选泡沫图像, 为浮选槽泡沫的局部图像, 加上浮选现场受到水雾、烟尘等影响, 仅仅依靠视觉特征难以准确地识别浮选入矿类型. 为此, 需要将检测到的工艺参数与视觉特征进行融合, 提高识别的准确性. Walzt 和 Linas 提出^[15]数据融合是一个多级、多层面的数据处理过程, 主要完成多个信息源信息的综合. “人工看泡”过程其实是一个基于数据融合的决策过程: 现场工人融合当前泡沫状态(泡沫视觉特征) I_f 和工艺参数 P_1, \dots, P_n 得到某一混合特征序列 M_1, \dots, M_n , 通过某种映射关系 $f(x)$ 得到最终的结果. 决定入矿类型的初始条件有: 入矿品位、入矿浓细度、入矿流量. 入矿浓细度难以在线测量, 为此, 工艺参数

选择在线的荧光分析仪测量的铜品位数据 G_{Cu} 和矿浆流量计测量的球磨机矿浆流量 F_p , 视觉特征选择局部区域颜色特征 S_s . 结合工艺实际, 确定数据融合过程如图5所示.

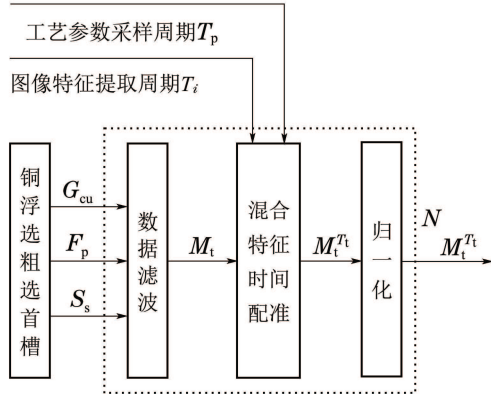


图5 图像特征与工艺参数融合

Fig. 5 Fusion of image features and process parameters

1) 数据滤波.

文献[15]指出, 大量的过程数据中除了噪声外, 由于过程特征、传感器故障、设备故障等原因, 还有少量偏离数据主体的离群点, 而且误差也呈非正态分布. 滤波的原则是保证参数变化趋势不失真的前提下, 使数据曲线光滑. 分析浮选过程数据特点, 如图7(a)所示, 采用混合滤波的方法^[15-16], 先用基于中值数绝对偏差的决策滤波器滤除脉冲性干扰, 再用两次3均值滤波方法滤除其数据的高频噪声. 其算法如下:

步骤 1 当前时刻 t , 建立移动数据窗口(宽度为 m);

$$\{w_1, w_2, \dots, w_{m-1}, w_m\} = \{x(t-m), x(t-m+1), \dots, x(t-2), x(t-1)\}, \quad (5)$$

其中 $x(t)$ 是 t 时刻的测量值.

步骤 2 计算窗口序列中值.

步骤 3 计算中值数绝对偏差序列 d_i ,

$$\{d_1, d_2, d_3, \dots, d_m\} = \{|w_1 - Z|, |w_2 - Z|, \dots, |w_m - Z|\}. \quad (6)$$

步骤 4 计算 $q = |x_m(t) - Z|$, 令

$$Q = 1.48626 \times d = \text{MAD};$$

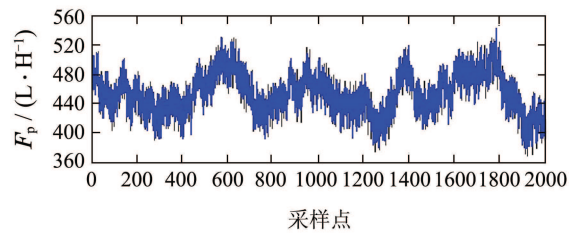
步骤 5 按照式(7)计算当前测量值 $x(t)$ 的滤波值 $y(t)$

$$y(t) = \begin{cases} x(t), & q < L \times Q, \\ z(t), & \text{其他}. \end{cases} \quad (7)$$

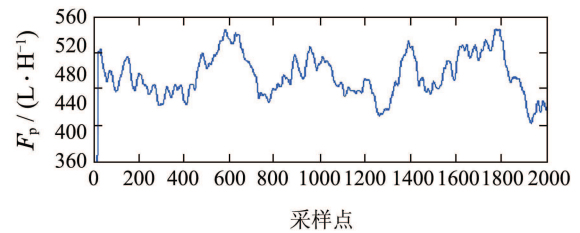
步骤 6 按式(8)进行两次3均值滤波

$$\begin{cases} y_i(t)' = \frac{1}{3} \sum_{j=i-3}^i y_j(t), \\ y_i(t)'' = \frac{1}{3} \sum_{j=i-3}^i y_i(t)', \end{cases} \quad (8)$$

其中: MAD为中值数绝对偏差, 一般称为“Hampel标识符”^[16]; L 为门限参数, 决定了滤波器主动进取程度, 当 L 为0, 相当于滑动中值滤波器, 当 L 为 ∞ , 相当于滤波器不对原始信号作处理. 依据实际过程数据选择窗口宽度为3, 门限参数 L 为1. 以矿浆流量 F_p 为例, 采集了一个球磨机的2000个矿浆流量 F_p 数据, 如图6(b)所示, 使用以上方法滤波效果明显.



(a) 矿浆流量



(b) 滤波后矿浆流量

图6 铜浮选粗选流程矿浆流量

Fig. 6 Slurry flow of copper flotation rougher process

2) 混合特征时间配准.

铜浮选流程关键过程数据 $\{G_{Cu}, F_p\}$ 的采样周期和滞后时间存在不一致的现象, 且与视觉特征 S_s 的提取过程在时间上也存在不一致的现象, 需要进行时间配准处理. 假设过程参数的采样周期为 T_p , 滞后时间为 τ , 图像特征的采样周期为 T_i , 可以根据下式设定同步周期 T_t :

$$T_t > \max\{(T_p + \tau), T_i\}. \quad (9)$$

如果在一个同步周期 T_t 内, 存在两种类型的特征信号周期, 对于第1类特征信号周期 T_{t1} , 存在如下关系式:

$$\begin{cases} M_t^{T_i}(i) = M_j^{T_i}(i), \\ 2T_{t1} > T_t > T_{t1}, \end{cases} \quad (10)$$

式中 $M_j^{T_i}(i)$ 为距离下一个同步时钟信号最近的特征数据. 对于第2类特征信号周期 T_{t2} , 存在如下的

关系式:

$$\begin{cases} M_t^{T_t}(i) = M_{mv}^{T_t}(i), \\ nT_{t2} > T_t > 2T_{t2}, \end{cases} \quad (11)$$

式中 $M_{mv}^{T_t}(i)$ 为两个同步时钟信号之间 k 个检测周期的均值.

3) 混合特征归一化.

$${}^N M_t^{T_t}(i) = 2 \times \frac{M_t^{nT_t}(i) - \min(M_t^{T_t}(i))}{\max(M_t^{T_t}(i)) - \min(M_t^{T_t}(i))} - 1, \quad (12)$$

式中 ${}^N M_t^{T_t}(i) \in [-1, 1]$ 表示对第 n 个以 T_t 为同步周期的混合特征序列进行归一化后的结果.

3.3 基于FCM的入矿类型识别(Identification of feeding ore types based on FCM)

引起入矿类型变化的原因主要有: 入矿品位、入矿流量、入矿浓细度等, 前两者变化引起的入矿类型变化相对较大, 可看成主要因素. 入矿类型的变化同样体现在视觉特征上, 为此, 工艺参数选择在线的荧光分析仪铜品位数据 G_{Cu} 及球磨机的矿浆流量 F_p , 视觉特征选取局部颜色特征 S_s , 采用模糊 C 均值聚类方法(fuzzy C -means algorithm, FCM)对入矿类型聚类. FCM 是一种在已知聚类数的情况下, 利用隶属度函数和迭代算法将有限的数据集分别聚类的方法. 其目标函数为

$$J(u, c) = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^C (u_{ij})^m d^m(x_j, c_i), \quad (13)$$

式中: j 为样本数, i 为聚类数, u_{ij} 为第 j 个样本相对于第 i 个聚类中心的隶属度, c_i 为第 i 个类别的聚类中心; d 为样本到聚类中心的欧式距离,

$$d = \|p_i - x_j\|^2.$$

聚类的结果就是使目标函数 J 最小, 而且为了约束 $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$, 引入拉格朗日乘子, 构造目标函数如式(14)所示:

$$\begin{aligned} \bar{J}(U, c_1, \dots, c_c, \lambda_1, \dots, \lambda_n) = & J(U, c_1, \dots, c_c) + \sum_{j=1}^n \lambda_j (\sum_{i=1}^c u_{ij} - 1) = \\ & \sum_{i=1}^c \sum_j u_{ij}^m d_{ij}^2 + \sum_{j=1}^n \lambda_j (\sum_{i=1}^c u_{ij} - 1). \end{aligned} \quad (14)$$

令其偏导数为 0, 则有

$$\begin{cases} \frac{\partial J}{\partial \lambda} = (\sum_{k=1}^c u_{ik}) - 1 = 0, \\ \frac{\partial J}{\partial u_{ij}} = m \times u_{ij}^{m-1} \times d_{ij}^2 - \lambda = 0. \end{cases} \quad (15)$$

故可推导出 c_i 以及 u_{ij} 的更新公式为

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, \quad (16)$$

$$u_{ij} = \left[\sum_{k=1}^c \left(\frac{1}{d_{ik}^2} \right)^{\frac{1}{m-1}} \right]^{-\left(\frac{1}{d_{ij}^2} \right)^{\frac{1}{m-1}}} = \left[\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}^2}{d_{ik}^2} \right)^{\frac{1}{m-1}} \right]^{-1}. \quad (17)$$

令目标函数关于 p_i 的偏导数为 0, 则有

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial p_i} = \frac{\partial}{\partial p_i} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^C (u_{ij})^m \|p_i - x_j\|^2 = \\ -2 \sum_{j=1}^n u_{ij}^m (p_i - x_j) = 0. \end{aligned} \quad (18)$$

于是可以得到 p_i 的更新公式为

$$p_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}. \quad (19)$$

FCM 采用下列步骤确定聚类中心和隶属度矩阵 u_{ij} .

步骤 1 用值在 0,1 间的随机数初始化隶属度矩阵 u_{ij} , 使其满足 $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$ 的约束条件;

步骤 2 用式(16)计算 c_i 个聚类中心;

步骤 3 根据式(13)计算目标函数, 如果小于某一确定阈值, 或者它相对上一次的价值函数值的改变量小于某一阈值, 则算法停止;

步骤 4 用式(17)更新 u_{ij} , 并返回步骤 2.

直至算法收敛, 得到各类的聚类中心和各个样本对于各类的隶属度值, 完成聚类. 在不同入矿类型, 相同操作边界条件下采集 200 帧泡沫图像进行编号 $I(1, \dots, 200)$, 首先基于专家经验进行分类, 然后按照本文所提方法提取局部颜色特征, 根据文献[17-18]所提方法提取泡沫图像的灰度均值、泡沫速度两种视觉特征. 同时采集对应的工艺参数进行对比仿真实验, 聚类数均为 4 类. 实验包括两个部分: ① 用提取的 3 种视觉特征进行 FCM 聚类分析, 实验结果如图 7(a) 所示; ② 按照图 5 所示框图进行数据融合, 用融合后的混合特征序列进行模糊聚类, 实验结果如图 7(b) 所示. 从图 7 可以看出, 单纯使用视觉特征进行聚类时, 聚类半径较大, 特征点之间间隔较大, 第 1 类与第 2 类、第 3 类入矿类型所对应的视觉特征混叠严重; 使用混合特征进行聚类, 其聚类中心和各类隶属度值更加收敛, 聚类半径与类间间隔明显小于基于视觉特征的聚类结果, 其入矿类型识别结果对比如表 2 所示.

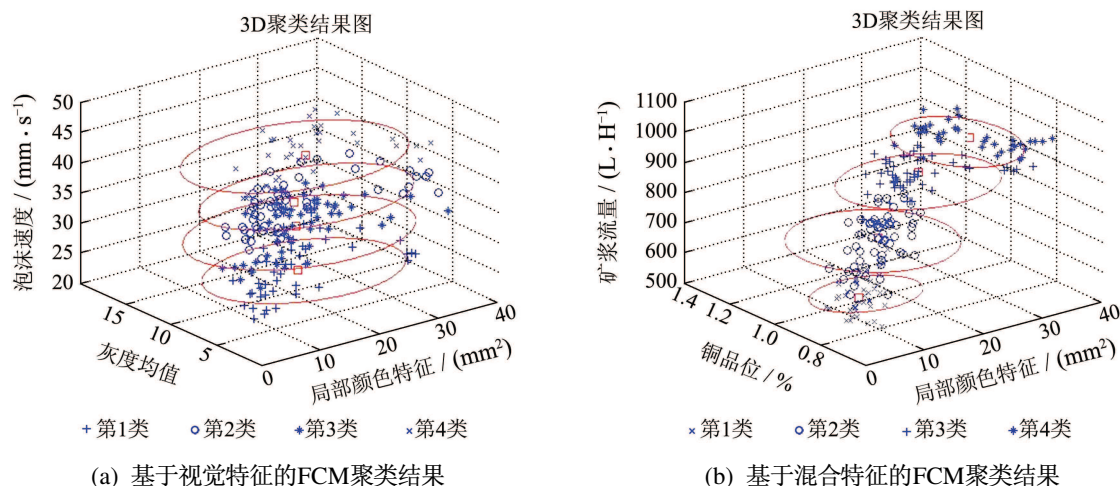


图7 FCM聚类结果

Fig. 7 Clustering results based on FCM method

表2 入矿类型识别结果对比

Table 2 Recognition results contrast of feeding ore types

类别	1#入矿类型	2#入矿类型	3#入矿类型	4#入矿类型	平均准确率
专家分类	38	68	44	50	—
基于视觉特征聚类	27	85	54	34	72.75%
基于混合特征聚类	43	54	50	53	88.15%

4 结语(Conclusions)

受到人工看泡经验和基于过程检测数据补偿辨识策略的启发,提出基于泡沫图像视觉特征与工艺参数融合进行浮选过程入矿类型识别的方法.多种检测手段共同构成浮选过程入矿类型识别的数据基础,对融合后的混合特征,采用FCM聚类算法对其进行分类,得到隶属度矩阵和聚类中心,避免了某一过程检测数据因为受到恶劣的工业环境影响发生畸变而影响入矿类型的分类结果,为在线识别入矿类型和浮选工况建立了基础,为后续浮选流程的控制与操作提供了参考.

参考文献(References):

- [1] 桂卫华. 矿物浮选泡沫图像处理与过程监测技术 [M]. 长沙: 中南大学出版社, 2013.
(GUI Weihua. *Mineral Flotation Froth Image Processing and Process Monitoring Technology* [M]. Changsha: Central South University Press, 2013.)
- [2] 桂卫华, 阳春华, 卢明, 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 – 1887.
(GUI Weihua, YANG Chunhua, LU Ming, et al. Machine-vision-based online measuring and controlling technologies for mineral flotation — A review [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(11): 1879 – 1887.)
- [3] MOOLMAN D W, ALDRICH C. Digital image Processing as a tool for online monitoring of froth in flotation plants [J]. *Minerals Engineering*, 1994, 7(9): 1149 – 1164.
- [4] MOOLMAN D W, ADRICH C, SCHMITZ G P J, et al. The inter-relationship between surface froth characteristics and industrial flotation performance [J]. *Minerals Engineering*, 1996, 9(8): 837 – 854.
- [5] VEERENDRA S, MOHAN R S. Application of image processing and radial basis neural network techniques for ore sorting and ore classification [J]. *Minerals Engineering*, 2005, 18(5): 1412 – 1420.
- [6] 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 Wenli, LU Maixi, WANG Fan, et al. Extraction of textural feature and recognition of coal flotation froth [J]. *Journal of Chemical Industry and Engineering (China)*, 2003, 54(6): 830 – 835.)
- [7] 郝元宏, 韩静, 齐春. 一种新的浮选泡沫图像处理识别方法 [J]. 西安交通大学学报, 2011, 45(4): 104 – 108.
(HAO Yuanhong, HAN Jing, QI Chun. A new recognition method for flotation froth images [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2011, 45(4): 104 – 108.)
- [8] 王红平, 齐春, 李金标, 等. 基于主成分分析的矿物浮选泡沫图像分类与识别 [J]. 矿冶, 2005, 14(3): 79 – 82.
(WANG Hongping, QI Chung, LI Jinbiao, et al. Classification and recognition of mineral flotation froth images based on principal component analysis [J]. *Mining & Metallurgy*, 2005, 14(3): 79 – 82.)
- [9] BARTOLACCI G, PELLETIER P, TESSIER J, et al. Application of numerical image analysis to process diagnosis and physical parameter measurement in mineral processes. Part I: Flotation control based on froth textural characteristics [J]. *Mineral Engineering*, 2006, 19(6/8): 734 – 747.
- [10] MARAISAAND C, ALDRICH C. Estimation of platinum flotation grades from froth image data [J]. *Mineral Engineering*, 2011, 24(5): 433 – 441.
- [11] GELADI P, ISAKSSON H, LINDQVIST L, et al. Principal component analysis of multivariate images [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 1989, 5(3): 209 – 220.

- [12] ESBENSEN K, GELADI P. Strategy of multivariate image analysis [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 1989, 7(1/2): 67 – 86.
- [13] PARTS-MONTALBAN J M, DE JUAN A, FERRER. Multivariate image analysis: A review with applications [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2011, 107(1): 1 – 23.
- [14] GELADI P, ISAKSSON H, LINDQVIST L, et al. Principal component analysis of multivariate images [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 1989, 5(3): 209 – 220.
- [15] RICHARD R, BROOKS R, SUNDARARAJA S, et al. *Multiple-Sensor Fusion-Fundamentals and Applications with Software* [M]. London, U.K.: Prentice Hall PTR, 1998.
- [16] MOHAMED N N, BHAVIK R B. On-line multiscale filtering of random and gross errors without process models [J]. *Computer & Chemical Engineering*, 1999, 45(5): 1041 – 1058.
- [17] 唐朝晖, 刘金平, 桂卫华, 等. 基于数字图像处理的浮选泡沫速度特征提取及分析 [J]. 中南大学学报, 2009, 40(6): 1616 – 1622. (TANG Zhaohui, LIU Jinping, GUI Weihua, et al. Froth bubbles speed characteristic extraction and analysis based on digital image processing [J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2009, 40(6): 1616 – 1622.)
- [18] 刘金平, 桂卫华, 唐朝晖, 等. 基于泡沫大小动态分布的浮选生产过程加药量健康状态分析 [J]. 控制理论与应用, 2013, 30(4): 492 – 502. (LIU Jinping, GUI Weihua, TANG Zhaohui, et al. Dynamic bubble size-distribution based health status analysis of reagent addition in froth notation process [J]. *Control Theory & Applications*, 2013, 30(4): 492 – 502.)

作者简介:

卢明 (1979–), 男, 博士研究生, 主要研究方向为图像处理、模式识别和复杂工业过程建模, E-mail: mlu@hnust.edu.cn;

谢永芳 (1972–), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为复杂工业过程建模与优化控制, E-mail: yfxie@mail.csu.edu.cn;

彭涛 (1965–), 女, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为复杂系统、设备故障诊断, E-mail: pandtao@yahoo.com.cn;

桂卫华 (1950–), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为复杂系统的建模、故障诊断与优化控制, E-mail: gwh@mail.csu.edu.cn.