

浮选泡沫图像等效尺寸分布特征提取

卢明^{1,2}, 桂卫华¹, 彭涛¹, 谢永芳¹

(1. 中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083; 2. 湖南科技大学 信息与电气工程学院, 湖南 湘潭 411201)

摘要: 利用图像分割方法提取浮选泡沫图像的尺寸分布特征易受光照影响, 鲁棒性不强, 而利用小波纹理分析方法提取泡沫图像纹理特征则具有多尺度统计特性, 对光照鲁棒性较强, 但没有形态学意义. 针对这一问题, 提出一种浮选泡沫图像等效尺寸分布特征提取方法, 提取一种新的浮选泡沫图像特征——等效尺寸分布特征, 并将其应用于铜浮选泡沫图像分类识别. 实验结果表明, 所提取的等效尺寸分布特征可以有效区分3种不同浮选工况所对应的泡沫图像.

关键词: 泡沫图像; 小波分解与重构; 最小误差阈值; 等效尺寸分布特征

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

Equivalent size distribution feature extraction of flotation froth image

LU Ming^{1,2}, GUI Wei-hua¹, PENG Tao¹, XIE Yong-fang¹

(1. School of Information Science and Technology, Central South University, Changsha 410083, China; 2. School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China.

Correspondent: LU Ming, E-mail: mlu@hnust.edu.cn)

Abstract: It is light-sensitive and sick robustness by using the image segmentation method to extract the size distribution of froth image. It is robust to lighting conditions by using wavelet texture analysis to extract froth image texture features because of the multi-scale statistical property of this method, but are not able to reflect froth morphology characteristics directly. Therefore, a method of equivalent size distribution characteristics of flotation froth image based on wavelet multi-scale analysis is proposed. A kind of new flotation froth image features called equivalent size distribution features are extracted, which are used in copper flotation froth image classification. The experimental results show that the extracted equivalent size distribution features can distinguish froth image corresponding to three different working conditions.

Keywords: froth image; wavelet decomposition and reconstruction; minimum error threshold; equivalent size distribution feature

0 引言

浮选是一种应用广泛的将有用矿物从矿石中分离出来的选矿方法^[1]. 一直以来, 选矿的生产操作都是依靠有经验的工人对浮选泡沫进行肉眼观察完成的, 对泡沫的判断缺乏客观标准, 使得人工观测为主的矿物浮选过程难以处于稳定最优运行状态. 随着机器视觉和图像处理等技术的飞速发展, 采用机器视觉代替人类视觉, 利用图像处理技术对浮选泡沫进行客观描述, 从泡沫图像中提取出最为显著、有效的视觉特征, 快速准确地识别浮选现场的工况类别, 能为过程实现实时控制和优化提供操作指导^[2-3].

研究表明, 泡沫尺寸特征是浮选工况的综合反映^[4-5]. 正常浮选时, 泡沫尺寸适中, 各类尺寸大小泡沫分布均匀; 欠浮选时, 泡沫水化严重, 流动性较强, 以小尺寸泡沫为主; 过浮选时, 泡沫粘稠粘度较高, 泡沫分布均匀, 但总体比正常泡沫小. 因此, 准确提取浮选过程中与关键生产指标密切相关的泡沫尺寸特征, 是实现浮选工况识别的关键. 许多学者致力于研究提取泡沫尺寸特征的方法, 目前, 主要通过图像分割技术计算泡沫尺寸特征^[6-7]. 首先, 对图像中的泡沫进行分割并计算每个泡沫的尺寸(平均直径、长短轴等); 然后, 统计每一类直径的泡沫个数, 从而得到泡沫的

收稿日期: 2013-09-29; 修回日期: 2013-12-24.

基金项目: 国家创新研究群体科学基金项目(61321003); 国家自然科学基金重点项目(61134006); 国家自然科学基金项目(61273169).

作者简介: 卢明(1979—), 男, 博士生, 从事图像处理、模式识别的研究; 桂卫华(1950—), 男, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士, 从事复杂系统的建模、故障诊断与优化控制等研究.

尺寸分布. 但这类直接通过分割原始图像获得尺寸特征的方法, 受到光照环境的影响, 鲁棒性不强. 由于气泡与矿浆背景灰度反差小, 气泡之间相互堆积、挤压, 气泡与气泡间边界不明显, 难以取得好的分割效果, 容易出现过分割和欠分割^[8-9], 且分割方法需要针对特定的泡沫图像凭经验进行参数选择, 难以普遍适用^[10-11].

研究表明, 泡沫纹理特征是浮选性能的指示器, 因此, 基于灰度共生矩阵 (GLCM) 和邻域灰度相关矩阵 (NGLDM) 的统计纹理分析技术被应用于泡沫纹理特征提取^[12], 分形分析、傅立叶变换、小波纹理分析 (WTA) 等谱分析方法也广泛应用于泡沫纹理特征提取^[13-14]. 因为方法本身固有的统计特性, 这一类方法使得所提取的特征对光照环境的鲁棒性较强, 但是, 这一类方法所提取的纹理特征没有形态学意义, 不能直接对应泡沫的尺寸特征.

小波分析具有多尺度统计特性, 对光照鲁棒性较强, 能模拟人的视觉系统对信号进行多通道时频域分析^[15-17]. 利用二维离散小波对泡沫图像进行分解与重构, 重构后子图的频率宽度与空间宽度一一对应, 因此, 小波多尺度分析可以有效解决上述问题. 本文分析了二维离散小波变换空间-频率关系, 提出一种浮选泡沫图像等效尺寸分布特征提取方法, 提取了一种新的浮选泡沫图像特征——等效尺寸分布特征, 并将其应用于铜浮选泡沫图像分类识别.

1 浮选泡沫图像的等效尺寸分布特征提取

1.1 二维离散小波分解与重构

当人眼感知外界事物时, 能够辨别出大小不一的物体, 这表明人脑能够在不同尺度下对一幅图像进行采样和描述. 小波多尺度图像分析方法是在一组连续尺度上分析图像, 使不同尺度层上图像之间满足某种特定的关系, 以达到综合各尺度层上信息的目的. 它是一种模拟人类视觉感知外界事物过程的方法, 对泡沫图像进行小波多尺度分析实际上是将泡沫图像进行小波分解和重构, 根据小波变换空间-频率关系, 获取不同子图泡沫尺寸信息.

将原始三维 RGB 泡沫图像 $F_{(x \times y \times 3)}$ 灰度化后变为二维灰度图像 $I_{(x,y)}$, 如果对二维信号的水平和垂直方向分别采用一个一维小波变换, 则很容易得到二维小波变换. 首先对灰度图像 $I_{(x,y)}$ (用 c^{j+1} 表示其系数矩阵) 进行二维小波分解, 产生 1 个逼近子图 (用 c^j 表示其系数矩阵) 和 3 个不同方向的细节子图 (分别用 $d^{j,1}$ 、 $d^{j,2}$ 和 $d^{j,3}$ 表示垂直、水平和对角线方向子图的系数矩阵), 有

$$I_{(x,y)} = \sum_{k,m} c_{k,m}^{j+1} \varphi_{j+1,k,m} = \sum_{k,m} c_{k,m}^j \varphi_{j,k,m} + \sum_{k,m} d_{k,m}^{j,1} \psi_{j,k,m}^1 + \sum_{k,m} d_{k,m}^{j,2} \psi_{j,k,m}^2 + \sum_{k,m} d_{k,m}^{j,3} \psi_{j,k,m}^3. \quad (1)$$

各系数矩阵可由二维小波分解的 Mallat 算法获得, 即

$$\begin{cases} c_{k,m}^j = \sum_{l,n} \bar{h}_{2k-l} \bar{h}_{2m-n} c_{l,n}^{j+1}, \\ d_{k,m}^{j,1} = \sum_{l,n} \bar{h}_{2k-l} \bar{g}_{2m-n} c_{l,n}^{j+1}, \\ d_{k,m}^{j,2} = \sum_{l,n} \bar{g}_{2k-l} \bar{h}_{2m-n} c_{l,n}^{j+1}, \\ d_{k,m}^{j,3} = \sum_{l,n} \bar{g}_{2k-l} \bar{g}_{2m-n} c_{l,n}^{j+1}. \end{cases} \quad (2)$$

其中: φ 为尺度函数, ψ 为小波函数, k 、 m 分别为矩阵 c^j 的行和列, l 、 n 分别为矩阵 c^{j+1} 的行和列, $\{h_k\}$ 为实滤波器, $g_k = (-1)^k h_{1-k}$.

对逼近子图 c^j 继续进行二维小波变换, 得到 c^{j+1} 的 r 阶小波分解, 相应地, 得到灰度图像 $I_{(x,y)}$ 的多尺度表示. 随着分解阶次的增加, 小波子图逐渐变小. 为了获得与原始图像大小一致的子图, 并保持各子图的频率分量, 需要进行单支重构, 即仅利用某个子图的小波系数进行信号重构, 同一阶次其他子图的小波系数置为零, 其重构系数可由式 (3) 求得. 不考虑泡沫图像中泡沫的方向性, 仅对逼近子图进行重构, 同一阶分解水平的水平和垂直子图用来计算泡沫的水平直径和垂直直径. 将 r 个逼近重构子图分别记作 $S^v (v = 1, 2, \dots, r)$, 它们代表不同尺度下泡沫子图的轮廓部分, 有

$$c_{k,m}^{j+1} = \sum_{l,n} h_{k-2l} h_{m-2n} c_{l,n}^j + \sum_{l,n} h_{k-2l} g_{m-2n} d_{l,n}^{j,1} + \sum_{l,n} g_{k-2l} h_{m-2n} d_{l,n}^{j,2} + \sum_{l,n} g_{k-2l} g_{m-2n} d_{l,n}^{j,3}. \quad (3)$$

由二维小波变换测不准原理可知, 二维小波变换中空间-频率窗口面积具有不变性^[18-19]. 测不准原理内容如下:

在空间域 x 和频率域 ω 定义连续信号 $f(x)$, 有

$$\Delta_x^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} x^2 |f(x)|^2 dx, \quad (4)$$

$$\Delta_\omega^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} \omega^2 |F(\omega)|^2 d\omega. \quad (5)$$

如果单位能量信号 $f(x)$ 在 $x \rightarrow \pm\infty$ 时的变化快于 $x^{\frac{1}{2}}$, 则

$$\Delta_x^2 \Delta_\omega^2 \geq \pi/2. \quad (6)$$

于是可以定义一个空间频率平面的窗口^[15], 即如图 (1) 所示的一组矩形. 小波变换空间频率窗口面积的

不变性, 使得它在分析自然信号时变得合理. 一般情况下, 自然信号的高频部分衰减得很快, 需要窄空间宽频率的窗口; 低频部分衰减得较慢, 需要宽空间窄频率的窗口. 高频窄小波由更小的空间步长得到, 以覆盖整个轴. 因此, 利用小波分析辨别不同泡沫尺寸, 大尺寸泡沫应该通过更宽更低频的小波来识别, 且它们应该出现在低频子图像中. 小尺寸泡沫应该通过窄的高频小波来识别, 且它们应该出现在高频子图像中. 垂直直径或水平直径在对应窗口宽度范围内的泡沫将出现在对应的子图像中. 空间域窗口的宽度可以理解为出现在对应子图像的泡沫直径的变化范围, 假设对图像采用 2 水平分解, a_2 , d_2 和 d_1 的频率宽度为 $0\pi \sim 0.25\pi$, $0.25\pi \sim 0.5\pi$, $0.5\pi \sim \pi$, 则对应的空间宽度为 $5.0 \sim 3.0$, $3 \sim 1.0$, $1.0 \sim 0$, 即 $5.0 \sim 3.0$ 直径的泡沫出现在 a_2 子图, $3 \sim 1.0$ 的泡沫出现在 d_2 子图.

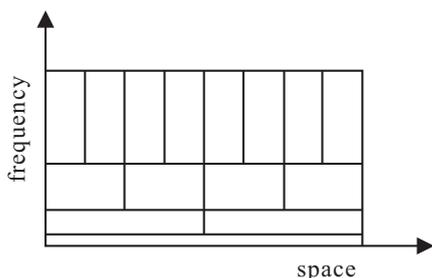


图 1 空间频率关系

1.2 小波子图像的二值化

明确各逼近重构子图之间的空间频率关系后, 利用最小误差阈值法^[20]分别对 r 个重构的多尺度子图 S^v 进行二值化.

对于一幅大小为 $M \times N$ 的图像, 利用 $f(x, y)$ 表示图像上坐标为 (x, y) 的像素点的灰度值, $f(x, y) \in G = [0, 1, \dots, L - 1]$.

将图像的一维直方图 $h(x)$ 作为图像灰度概率分布的描述, 设图像目标像素点的灰度为正态分布, 密度为 $f_1(x)$, 均值和方差分别为 μ_1 和 σ_1^2 , 背景像素点的灰度也为正态分布, 密度为 $f_2(x)$, 均值和方差分别为 μ_2 和 σ_2^2 . 换言之, 整个密度函数可以看作是两个单峰密度函数的混合, 如图 2 所示.

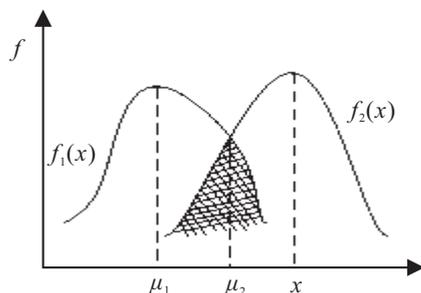


图 2 双峰密度函数

设目标的像点数占图像总点数的百分比为 m , 背景点占 $1 - m$, 则混合概率密度为

$$f(x) = mf_1(x) + (1 - m)f_2(x) = \frac{m}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left[-\frac{(x - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right] + \frac{1 - m}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} \exp\left[-\frac{(x - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2}\right]. \quad (7)$$

当选定阈值为 T 时, 目标点误分为背景点的概率为

$$p_1(T) = \int_T^\infty f_1(x)dx, \quad (8)$$

背景点误分为目标点的概率为

$$p_2(T) = \int_{-\infty}^T f_2(x)dx. \quad (9)$$

由式 (8) 和 (9) 可知, 总的误差概率为

$$p(T) = mp_1(T) + (1 - m)p_2(T). \quad (10)$$

令

$$\frac{\partial p(T)}{\partial T} = 0,$$

则有

$$-mf_1(T) + (1 - m)f_2(T) = 0.$$

由此可得

$$\ln \frac{m\sigma_2}{(1 - m)\sigma_1} - \frac{(T - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2} = -\frac{(T - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2}. \quad (11)$$

但是, 若按一般方法来计算阈值 T , 则需要知道统计参数 $\mu_1, \sigma_1^2, \mu_2, \sigma_2^2, m$ 等, 而这些参量是未知的. 为了克服此困难, 基于最小分类误差思想给出如下准则函数式:

$$J(T) = 1 + 2[P_1(T) \ln \sigma_1(T) + P_2(T) \ln \sigma_2(T)] - 2[P_1(T) \ln P_1(T) + P_2(T) \ln P_2(T)]. \quad (12)$$

其中

$$P_1(T) = \sum_{x=0}^T h(x), P_2(T) = \sum_{x=T+1}^{L-1} h(x), \quad (13)$$

$$\mu_1(T) = \sum_{x=0}^T h(x) \frac{x}{P_1(T)}, \mu_2(T) = \sum_{x=T+1}^{L-1} h(x) \frac{x}{P_2(T)}, \quad (14)$$

$$\sigma_1^2 = \frac{\sum_{x=0}^T (x - \mu_1(T))^2 h(x)}{P_1(T)},$$

$$\sigma_2^2 = \frac{\sum_{x=T+1}^{L-1} (x - \mu_2(T))^2 h(x)}{P_2(T)}. \quad (15)$$

最佳阈值选为使 $J(T)$ 最小化的 $T = T^*$, 其中

$$T^* = \text{Arg} \min_{0 < T < L-1} J(T). \quad (16)$$

由式 (16) 计算出各逼近重构子图的最佳阈值 T^* ,

根据 T^* 分别对 S^v 进行二值化, 得到 r 个二值图像. 图3为重构以后不同尺度逼近子图的二值化图像. 由图3可见, 随着分解频率的降低, 二值化泡沫图像中白色面积逐渐增大, 基于2维小波变换空间-频率关系, 去除相邻子图重叠的白色区域, 即可求得各子图所对应的泡沫图像等效尺寸特征.



(a) 1尺度低频重构



(b) 2尺度低频重构



(c) 3尺度低频重构



(d) 4尺度低频重构



(e) 5尺度低频重构

图3 不同尺度逼近子图的二值化图像

1.3 等效尺寸分布特征提取

统计各二值图像的白色区域面积 A_v , 将相邻二值图像的泡沫总面积相减, 得到泡沫子图等效面积为

$$A_q = A_{v+1} - A_v, \quad q = 1, 2, \dots, r-1. \quad (17)$$

A_q 即为二值化后求得的泡沫等效尺寸特征, 且分别对应连续的泡沫直径变化范围: $1 \sim 2, 2 \sim 4, \dots, 2^{r-2} \sim 2^{r-1}$. 由于泡沫形状近似为圆, 单个泡沫面积可由 $\pi(D_H D_S/4)$ 计算得到, D_H 和 D_S 分别代表泡沫水平和垂直的平均直径, 由同一阶小波分解的水平和垂直子图的中心频率、图1、测不准原理的直径范围计算得出. 各阶次的等效泡沫个数为

$$N_q = \frac{A_q}{\pi(D_H D_S/4)}, \quad (18)$$

由式(18)可得到泡沫图像等效尺寸分布特征.

综上所述, 泡沫图像等效尺寸分布特征提取算法步骤如下.

Step 1: 对原始泡沫图像 $F_{(x \times y \times 3)}$ 进行灰度化, 得到二维灰度图像 $I_{(x,y)}$, 根据式(1)对灰度图像 $I_{(x,y)}$ 进行 r 阶小波分解.

Step 2: 根据式(3)对各阶逼近子图进行单支重构, 得到 r 个重构子图 S^v ($v = 1, 2, \dots, r$).

Step 3: 根据式(16)分别计算出 S^v 的最佳阈值 T^* , 根据 T^* 对 S^v 进行二值化, 计算出各二值图像的泡沫总体面积 A_v .

Step 4: 根据式(17)求得泡沫等效尺寸特征 A_q , $q = 1, 2, \dots, r-1$.

Step 5: 根据同一阶分解的水平和垂直子图的中心频率, 由图1和测不准原理推算出不同阶次的泡沫水平直径 D_H 和垂直直径 D_S , 再根据式(18)计算出等效泡沫个数 N_q , 由 A_q 和 N_q 画出泡沫等效尺寸分布图.

2 实验分析

2.1 铜浮选泡沫图像等效尺寸分布特征提取

将高清工业 CCD 摄像机安装在浮选槽溢流口上方^[5], 离泡沫表面为 110 cm, 拍摄视野范围为 23.84×17.88 cm. 采集获得泡沫图像, 提取浮选泡沫等效尺寸分布特征. 图4给出了某铜浮选现场3种不同工况的泡沫图像. 正常泡沫尺寸适中, 分布均匀; 水化泡沫以小尺寸泡沫为主, 分布不均匀; 粘性泡沫粘度较高, 泡沫分布均匀, 但总体比正常泡沫小.

分别选取铜浮选现场3个不同工况的泡沫视频提取3种不同工况所对应的泡沫图像, 即正常泡沫、水化泡沫和粘性泡沫. 首先将原始泡沫图像灰度化, 然后对灰度图像进行4阶 sym 小波分解, 得到4个逼近子图 ($A_1 \sim A_4$). 根据第1.3节描述的等效尺寸特征提取步骤, 对各阶逼近子图进行二值化, 统计各二值图像的泡沫总面积, 计算泡沫等效尺寸特征. 由式(18)和图1可求得各等效平均直径对应的泡沫个数, 得到3个不同工况泡沫图像的等效尺寸分布.

如图 5 所示, 不同工况的泡沫图像对应不同的等效尺寸分布.

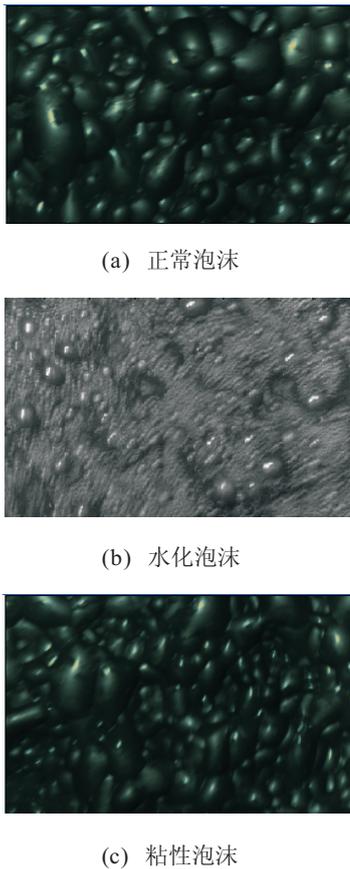


图 4 3 种不同工况的泡沫图像

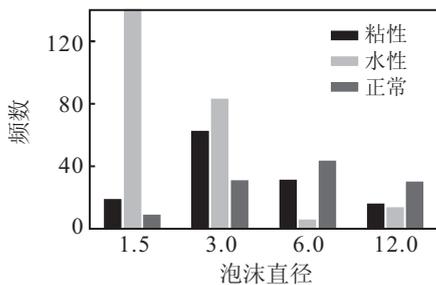


图 5 3 种不同工况泡沫图像的等效尺寸分布

正常泡沫和粘性泡沫分布较为均匀, 但与正常泡沫相比, 粘性泡沫、大泡沫较少, 小泡沫较多, 水化泡沫的尺寸分布则集中在小泡沫部分, 这与实际泡沫图像呈现的效果一致. 因此, 与小波多尺度分析提取的传统特征不同, 等效尺寸特征与泡沫外观形态直接相关, 通过比较等效尺寸分布可以直接将 3 个不同工况的泡沫图像区分开来.

2.2 基于等效尺寸分布特征的铜浮选泡沫分类

在如表 1 所示的相同入矿条件下, 利用高清摄像机采集泡沫视频, 从 3 种不同工况的泡沫图像中各挑选出 30 幅图像, 共计 120 幅图像作为训练样本, 构成分类训练数据集 $D_{(120 \times 4)}^X$. 挑选 3 种不同工况各 20 幅图像, 共计 60 幅图像作为测试样本, 构成分类测试数

据集 $D_{(60 \times 4)}^C$ 进行测试, 同时进行专家标记分类. 其中: 第 1 类泡沫个数为 28, 第 2 类泡沫有 18 个, 第 3 类泡沫有 14 个.

表 1 入矿条件

	入矿品位 G_{Cu}	入矿浓度 / %	入矿 PH 值	入矿粒度 / %
min	0.85	25	10	65
max	1.12	32	12	70

针对训练图像提取等效尺寸分布特征, 构成分类数据集 $D_{(120 \times 4)}^X$, 进行支持向量机模型训练. 对于多类分类问题, 常采用的分解策略为 OVR(one-versus-rest) 和 OVO(one-versus-one)^[21]. 本实验中, 类别数较少且样本分布不平衡, 采用 OVO 分解策略优势明显. OVO 对任意两个子类构造一个分类器, 共构造 $k(k-1)/2$ 个二类分类器. 组合这些二类分类器进行投票, 以票数最多者作为样本所属的类. SVM 模型设计核函数采用径向基核

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right),$$

宽度 σ 取 0.1. 模型最优参数 (C, γ) 的确定采用具有并行计算特性的 n-folds 交叉验证网格搜索法^[21], 5-folds 交叉验证网格搜索确定最优参数为: $C = 2^9, \gamma = 2^{-1}$. 模型训练后, 对测试数据集 $D_{(60 \times 4)}^C$ 进行测试, 分类结果如图 6 所示, 自动分类与专家分类统计结果如表 2 所示. 由表 2 可见, 基于等效尺寸分布特征可以很好地将各类泡沫识别出来, 其中, 水化泡沫识别准确率达 94.7%, 粘性泡沫和正常泡沫的识别准确率平均为 88.4%.

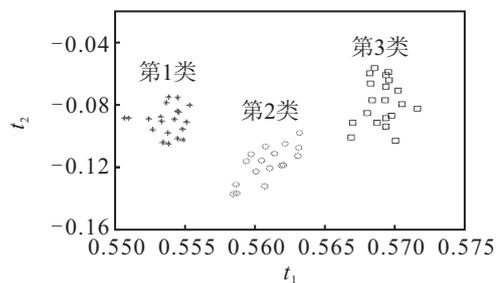


图 6 测试样本分类结果

表 2 基于等效尺寸分布特征泡沫分类结果

类别	正常泡沫	水化泡沫	粘性泡沫
专家分类	28	18	14
系统分类	25	19	16
错误数	3	1	2
准确率 / %	89.3	94.7	87.5

3 结 论

本文以铜浮选泡沫图像为对象, 利用小波变换具有多尺度统计的特性和对光照鲁棒性较强的特点, 提出一种基于小波包分解的浮选泡沫图像等效尺寸分布特征提取方法. 等效尺寸分布特征具有多尺度统

计特性,能够捕获比单尺度特征更加丰富的泡沫图像特征信息.与小波纹理分析提取的传统统计特征不同,该特征与泡沫表现形态直接相关,可以直接将不同工况的泡沫图像区分开来.实验结果表明,所提出方法提取的等效尺寸分布特征能很好地区分浮选现场3种典型工况所对应的泡沫图像,为建立工况识别模型、准确地识别浮选工况奠定了基础.

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: 11-13.
(Gui W H. Mineral flotation froth image processing and process monitoring technology[M]. Changsha: Central South University Press, 2013: 11-13.)
- [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 W H, Yang C H, Lu M, 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, Van Deventer J S J, et al. Digital image processing as a tool for on-line monitoring of froth in flotation plants[J]. Minerals Engineering, 1994, 7(9): 1149-1164.
- [4] Yang C H, Xu C H, Gui W H, et al. Application of high light removal and multivariate image analysis to color measurement of flotation bubble images[J]. Int J of Imaging Systems and Technology, 2009, 19(4): 316-322.
- [5] 阳春华, 周开军, 牟学民, 等. 基于机器视觉的浮选泡沫颜色及尺寸测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(4): 717-721.
(Yang C H, Zhou K J, Mu X M, et al. Froth color and size measurement method for flotation based on computer vision[J]. Chinese J of Scientific Instrument, 2009, 30(4): 717-721.)
- [6] Cit I R C, Aktas Z, Ber Berr. Off line image analysis for froth flotation of coal[J]. Computers and Chemical Engineering, 2004, 28(60): 625-632.
- [7] Bartolacci G, Pelletier R, Tessier J. Application of numerical image analysis to process diagnosis and physical parameter measurement in mineral processes, Part I: Flotation control based on froth textural characteristic[J]. Minerals Engineering, 2006, 19(6/7/8): 734-747.
- [8] Bao L, Bodil R. Bubble size estimation for flotation processes[J]. Minerals Engineering, 2008, 21(7): 539-548.
- [9] Xu C H, Gui W H, Yang C H. Flotation process fault detection using output PDF of bubble size distribution[J]. Minerals Engineering, 2012, 26(1): 5-12.
- [10] Aldrich C, Maiias C, Shean B J, et al. Online monitoring and control of froth flotation systems with machine vision: A review[J]. Int J of Mineral Processing, 2010, 96(4): 1-13.
- [11] Lin X Z, Zhao G Q, Gu Y Y. A classification of flotation froth based on geometry[C]. Proc of the 2007 IEEE Int Conf on Mechatronics and Automation. Harbin, 2007: 2716-2720.
- [12] Moolman D W, Aldrich C, VanDeventer J S J. The videographic characterization of flotation froths using neural networks[C]. Neural Networks for Chemical Engineers. Elsevier, 1995: 525-545.
- [13] Moolman D W, Aldrich C, Van Deventer J S J, et al. Interpretation of flotation froth surfaces by using digital image analysis and neural networks[J]. Chemical Engineering Science, 1995, 50(22): 3501-3513.
- [14] Hargrave J M, Hall S T. Diagnosis of concentrate grade and mass flowrate in tin flotation from colour and surface texture analysis[J]. Minerals Engineering, 1997, 10(6): 613-621.
- [15] Bharati M H, MacGregor J F. Image texture analysis: Methods and comparisons[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2004, 72(1): 57-71.
- [16] 孙延奎. 小波变换与图像、图形处理技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 2012: 135-145.
(Sun Y K. Wavelet transform and image graphics processing technology[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2012: 135-145.)
- [17] Liu J J, Macgregor J F, Duchesne C, et al. Flotation froth monitoring using multiresolutional multivariate image analysis[J]. Minerals Engineering, 2005, 18(1): 65-76.
- [18] Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674-693.
- [19] Vetterli M, Kovacevic J. Wavelets and subband coding[M]. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1995: 79-81.
- [20] Kittler J, Illingworth J. Minimum error thresholding[J]. Pattern Recognition, 1986, 19(1): 41-47.
- [21] Qian H M, Mao Y B, Xiang W B, et al. Recognition of human activities using SVM multi-class classifier[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(2): 100-111.

(责任编辑: 郑晓蕾)