

## 基于泡沫图像特征和物元可拓模型的锑浮选工况识别

唐朝晖<sup>1</sup>, 刘美丽<sup>1</sup>, 刘金平<sup>2</sup>, 杨贵军<sup>1</sup>

(1. 中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083; 2. 湖南师范大学 数学与计算机科学学院, 长沙 410081)

**摘要:** 针对锑浮选泡沫图像特征相互耦合、重要度差异显著引起工况难以识别的问题, 提出一种锑浮选工况识别方法. 首先, 在结合敏感性指数与主元分析法选取关键泡沫特征的基础上, 建立物元可拓模型, 通过关联函数计算关键泡沫特征与预设工况类别的关联度; 然后, 引入博弈论, 将层次分析法和熵权法确定的主、客观权重优化融合, 得到泡沫特征的综合权重; 最后, 计算综合关联度, 实现浮选工况的准确识别. 锑浮选工业现场的生产数据验证了所提出方法的有效性.

**关键词:** 锑浮选; 工况识别; 泡沫图像特征; 可拓理论; 博弈论

**中图分类号:** TD923.7; TP274.3

**文献标志码:** A

## Performance recognition of antimony flotation based on froth image features and matter-element extension model

TANG Zhao-hui<sup>1</sup>, LIU Mei-li<sup>1</sup>, LIU Jin-ping<sup>2</sup>, YANG Gui-jun<sup>1</sup>

(1. College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China; 2. College of Mathematics and Computer Science, Hu'nan Normal University, Changsha 410081, China. Correspondent: TANG Zhao-hui, E-mail: zhtang@csu.edu.cn)

**Abstract:** A performance recognition method for antimony flotation process is proposed, where mutual coupling and obvious importance difference exist in froth image features. With the combination of the sensitivity index and the principal component analysis, key froth features are acquired. The correlation degrees between key froth features and each preset performance are calculated by using the correlation function, and the synthetic weight value of each feature is generated on the basis of integrating the objective-dynamic weight and subjective-static weight through game theory. Then synthetic correlation degrees between unclassified performance and preset performance are calculated. The industrial on-site experiment verifies the effectiveness of the proposed method which can automatically accomplish on-line monitoring of the flotation performance.

**Keywords:** antimony flotation; performance recognition; froth image features; extension theory; game theory

### 0 引言

泡沫浮选是目前应用最广泛的一种矿物分选方法, 但因工艺流程长、内部机理不明确、影响因素多等问题, 难以将浮选过程控制在最优工况<sup>[1]</sup>. 浮选现场由经验丰富的操作人员观察泡沫表面特征进行工况判别和生产操作调节, 由于缺乏统一判别标准, 导致工况波动频繁、能耗高、浮选效率低. 因此, 研究有效的浮选工况识别方法对于指导操作人员优化操作、保证浮选生产高效运行有着十分重要的意义.

随着视觉传感技术、图像处理、模式识别等技术的快速发展, 图像的分类和识别在浮选中的应用逐渐

成为研究热点<sup>[2-4]</sup>. Singh等<sup>[2]</sup>将浮选泡沫图像均匀划分成 $5 \times 5$ 块, 提取每一个分块的RGB颜色特征, 用径向基神经网络对浮选泡沫图像进行分类识别; 王介生等<sup>[5]</sup>基于灰度共生矩阵提取出泡沫图像纹理特征, 采用改进惯性权重的粒子群算法对多级支持向量机模型的核函数进行优化, 实现浮选工况的识别; 刘金平等<sup>[6]</sup>提出了一种基于Gabor小波变换的浮选泡沫图像纹理特征提取方法, 并对生产状态进行无监督的模糊聚类分析与有监督的状态识别; 阳春华等<sup>[7]</sup>基于多角度融合的空间灰度共生矩阵计算泡沫纹理特征, 用加权支持向量机实现对矿物浮选的工况识别. 以上方

收稿日期: 2014-06-18; 修回日期: 2014-12-23.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61171192, 61272337, 61472134); 教育部博士点基金项目(20130162110013).

作者简介: 唐朝晖(1965-), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂过程建模、优化控制等研究; 刘美丽(1989-), 女, 硕士生, 从事工业过程视觉监控、模式识别的研究.

法均从不同角度对浮选工况进行识别,并取得了一定的效果.然而,传统识别方法忽略了特征间相互耦合的影响,且仅利用一种泡沫特征进行工况识别,信息单一,识别结果易出现不一致甚至矛盾的情况.因此,为了得到更准确的浮选工况识别结果,不仅需要定性描述能反映浮选工况状态的多个泡沫特征,还应定量刻画不同泡沫特征对工况状态的反映程度.

物元可拓法<sup>[8]</sup>利用形式化工具从定性和定量两个角度来研究解决矛盾问题的规律和方法,能很好地解决了上述问题,且已在许多领域得到应用. Gu 等<sup>[9]</sup>利用可拓理论建立电力电缆局部放电模式识别模型,提高了识别速度和精度; Wong 等<sup>[10]</sup>提出了改进的可拓理论对水质进行识别,识别结果与研究报告结果相吻合; Weng 等<sup>[11]</sup>提出了基于多层可拓方法的局部电力质量综合评估模型,案例分析结果表明此方法是合理的. 本文基于可拓理论,融合多种泡沫特征,建立物元可拓模型,用博弈论确定泡沫特征综合权重,实现锑浮选工况的准确识别. 最后通过实际案例验证了所提出方法的有效性.

## 1 金锑泡沫混合浮选过程工艺

泡沫浮选根据矿物表面物理化学性质的差异,在浮选药剂的作用下,使有用矿粒选择性地向气泡附着,并随之上升至浮选槽上层,无用矿粒落至浮选槽底矿浆中,从而达到矿物有效分离的目的. 金锑浮选采用的是浮选泡沫为精矿、底流为尾矿的正浮选工艺,其工艺流程如图 1 所示.

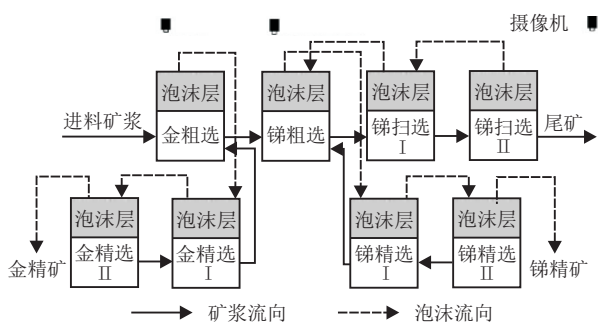


图 1 金锑泡沫混合浮选工艺流程

由图 1 可知,粗选是整个工艺流程的上游工序,粗选工况的好坏直接影响后续选别工况状态,控制好金、锑粗选两道选别工序,能够保证精矿品位、提高回收率. 现场在金、锑粗选两个工序的首槽分别安装了泡沫图像采集平台,实时采集泡沫图像. 锑是金锑浮选工艺的重点目标,因此以锑粗选为对象进行工况识别研究.

## 2 锑浮选工况的物元可拓模型

### 2.1 关键泡沫特征的选取

关键泡沫特征是指对工况变化敏感性高,且相互

间无相关性或弱相关性的特征. 通过浮选泡沫图像采集系统获得速度、稳定度、灰度均值、红色分量、绿色分量、蓝色分量、泡沫尺寸、尺寸方差、承载率、色度、亮度、峰值、偏斜度等 13 个泡沫图像特征. 它们在不同程度上反映了浮选工况变化状态,但特征间存在信息冗余,严重影响了对工况识别的准确性,且增加了计算的复杂度. 因此,在用敏感性指数<sup>[12]</sup>提取工况敏感性特征基础上,用主成分分析法对敏感性特征进行相关性分析,取具有弱相关性的特征确定为关键泡沫特征(以下简称泡沫特征),记作  $\{c_1, c_2, c_3, c_4, c_5\} = \{\text{尺寸均值, 尺寸方差, 灰度, 色度, 承载率}\}$ .

### 2.2 物元可拓模型的建立

锑浮选工况识别是一个复杂的多特征参数综合识别问题. 本文利用物元模型定性描述浮选工况的多个泡沫特征,通过关联函数定量计算关键泡沫特征与预设工况类别的关联度;并将均衡作为协调目标的博弈论思想引入到特征赋权中,得到能够真实反映泡沫特征重要度差异的综合权重,最后通过计算综合关联度来识别锑浮选工况. 识别流程如图 2 所示.

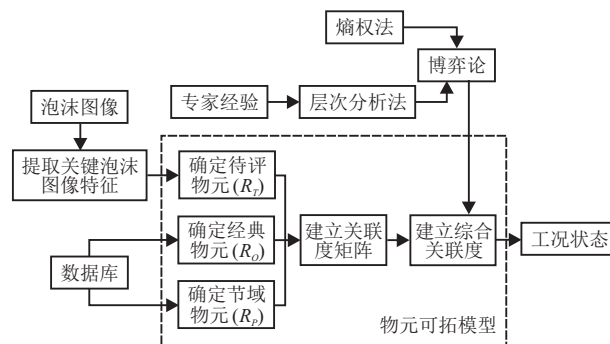


图 2 基于泡沫图像特征和物元可拓模型的锑浮选工况识别流程

#### 1) 确定经典物元、节域物元及待评物元.

物元包括 3 个基本要素, 记作  $R = (N, c, v) = (\text{事物, 事物的特征, } N \text{ 关于 } c \text{ 所取的量值})$ .

① 本文中, 经典域是指某类浮选工况下各泡沫特征的取值范围. 设浮选工况划分为  $y$  类, 反映工况处于何种工况的关键泡沫特征有  $n$  (本文中  $n = 5$ ) 个, 则第  $j$  ( $j = 1, 2, \dots, y$ ) 类工况的经典物元表示为

$$R_{0j} = (N_{0j} \quad c_i \quad v_{0ji}) = \begin{bmatrix} N_{0j} & c_1 & v_{0j1} \\ & c_2 & v_{0j2} \\ & \vdots & \vdots \\ & c_n & v_{0jn} \end{bmatrix}. \quad (1)$$

其中:  $N_{0j}$  为第  $j$  类工况类别;  $c_i$  为第  $i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 个泡沫特征;  $v_{0ji}$  为  $N_{0j}$  关于  $c_i$  的量值范围, 取值范围用  $\langle a_{0ji}, b_{0ji} \rangle$  表示, 即经典域为  $\langle a_{0ji}, b_{0ji} \rangle$ .

② 本文中, 节域是指所有工况下各泡沫特征的总体取值范围. 浮选工况的节域物元表示为

$$\mathbf{R}_P = (N_p \ c_i \ v_{pi}) = \begin{bmatrix} N_p & c_1 & v_{p1} \\ & c_2 & v_{p2} \\ & \vdots & \vdots \\ & c_n & v_{pn} \end{bmatrix}. \quad (2)$$

其中： $N_p$  为浮选工况全体； $v_{pi}$  为  $N_p$  关于泡沫特征  $c_i$  的量值范围，取值范围用  $\langle a_{pi}, b_{pi} \rangle$  表示，即节域为  $\langle a_{pi}, b_{pi} \rangle$ 。

③ 本文中，待评物元指待识别工况下各泡沫特征量值组成的物元。待评物元表示为

$$\mathbf{R}_T = (T \ c_i \ v_i) = \begin{bmatrix} T & c_1 & v_1 \\ & c_2 & v_2 \\ & \vdots & \vdots \\ & c_n & v_n \end{bmatrix}. \quad (3)$$

其中： $T$  为待识别的工况类别， $v_i$  为在待识别工况  $T$  下泡沫特征  $c_i$  的量值。

2) 由于各泡沫特征的量纲不同，在获取各特征量值后，需解决特征间的可综合性问题，对各量值无量纲化处理，方法参见文献 [13]。

3) 计算工况  $T$  下各泡沫特征与预设工况类别的关联度。令  $v_{0ji} = \langle a_{pi}, b_{pi} \rangle$ ， $v_{pi} = \langle a_{pi}, b_{pi} \rangle$ ，则待识别浮选工况下的第  $i$  个泡沫特征关于第  $j$  类预设工况的关联度为

$$K_j(v_i) = \begin{cases} -\rho(v_i, v_{0ji}), & v_i \in v_{0ji}; \\ \frac{\rho(v_i, v_{0ji})}{\rho(v_i, v_{pi}) - \rho(v_i, v_{0ji})}, & v_i \notin v_{0ji}. \end{cases} \quad (4)$$

其中

$$\rho(v_i, v_{0ji}) = \left| v_i - \frac{a_{0ji} + b_{0ji}}{2} \right| - \frac{b_{0ji} - a_{0ji}}{2},$$

$$\rho(v_i, v_{pi}) = \left| v_i - \frac{a_{pi} + b_{pi}}{2} \right| - \frac{b_{pi} - a_{pi}}{2},$$

$$i = 1, 2, \dots, n, \quad j = 1, 2, \dots, y.$$

4) 确定综合关联度。设各泡沫特征权重为  $u_i$ ，则待识别工况  $T$  关于预设工况类别  $j$  的综合关联度为

$$K_j(T) = \sum_{i=1}^n (u_i \cdot K_j(v_i)), \quad j = 1, 2, \dots, y. \quad (5)$$

其中  $\sum_{i=1}^n u_i = 1$ 。

5) 确定待识别工况  $T$  所属工况类别。若工况类别  $j_0$  满足

$$K_{j_0}(T) = \max(K_j(T)) > 0, \quad j = 1, 2, \dots, y, \quad (6)$$

则根据式 (6) 可判定待识别工况  $T$  属于第  $j_0$  类工况。

6) 浮选工况的变化趋势预测。令

$$\bar{K}_j(T) = \frac{K_j(T) - \min K_j(T)}{\max K_j(T) - \min K_j(T)},$$

则定义类别变量特征值

$$j^* = \sum_{j=1}^y j \bar{K}_j(T) / \sum_{j=1}^y \bar{K}_j(T).$$

令  $r = j^* - j_0$ ， $r$  定义为待识别工况等级变化趋势度。若  $r > 0$ ，则待识别工况类别趋于第  $(j_0 + 1)$  类工况等级；若  $r < 0$ ，则待识别工况类别趋于第  $(j_0 - 1)$  类工况等级。

### 2.3 基于博弈论的泡沫特征综合赋权

权重反映了泡沫特征在工况评定中的贡献程度，直接关系到识别结果的准确性，因此，泡沫特征权重的确定是工况识别中的核心问题。一般的分类模型是假设训练集中样本特征对分类器的贡献均相同，忽略了特征的重要度差异。而实际问题中，该差异是客观存在的，且受决策者主观因素的影响。传统利用熵权法确定泡沫特征信息增益<sup>[7]</sup>的方法忽略了主观因素影响，具有片面性，难以反映特征对分类器贡献的真实情况。因此，本文采用博弈论<sup>[14]</sup>，将熵权法确定的客观权重与层次分析法确定的主观权重相融合，得到一个均衡的综合权重，提高多特征赋权的科学、合理性，避免权值的片面性。

#### 2.3.1 熵权法确定权重

泡沫的表现特征对工况波动的反应快慢与变异程度各不相同，根据信息熵的概念，若某个泡沫特征量值的变异程度越大，则特征熵值越小，在评定中所承载的信息量越大，该特征越重要，对应的熵权也越大。熵权法<sup>[15]</sup>确定泡沫特征权重步骤如下：

1) 设浮选工况分为  $y$  类，反映工况信息的关键泡沫特征有  $n$  个，构建判断矩阵  $\mathbf{R}$ 。本文判断矩阵由计算的关联度构成，表示为

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} K_1(v_1) & K_1(v_2) & \dots & K_1(v_n) \\ K_2(v_1) & K_2(v_2) & \dots & K_2(v_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ K_y(v_1) & K_y(v_2) & \dots & K_y(v_n) \end{bmatrix}.$$

2) 将判断矩阵  $\mathbf{R}$  进行归一化处理，为书写方便，归一化矩阵仍记为  $\mathbf{R} = (r_{ji})_{y \times n}$ 。

3) 确定泡沫特征的熵

$$H_i = -k \sum_{j=1}^y f_{ji} \cdot \ln f_{ji},$$

其中

$$k = 1 / \ln y,$$

$$f_{ji} = r_{ji} / \sum_{j=1}^y r_{ji}.$$

若  $f_{ji} = 0$ ，则  $\ln f_{ji}$  无意义，应对  $f_{ji}$  进行修正，有

$$f_{ji} = (1 + r_{ji}) / \sum_{j=1}^y (1 + r_{ji}).$$

4) 计算泡沫特征的熵权

$$\mathbf{a} = (a_i)_{1 \times n} = (1 - H_i) / \left( n - \sum_{i=1}^n H_i \right),$$

$$\text{且 } \sum_{i=1}^n a_i = 1.$$

### 2.3.2 层次分析法确定权重

层次分析法是通过引入合适的标度,用数值方式对各特征的相对重要性给出判断.根据两两比较标度(参见文献[13]),结合浮选现场专家经验,构造判断矩阵  $J$ ,表示为

$$J = \begin{matrix} & c_1 & c_2 & c_3 & c_4 & c_5 \\ \begin{matrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \\ c_4 \\ c_5 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1/2 & 1/2 & 2 \\ 1/2 & 1 & 1/4 & 1/2 & 1/2 \\ 2 & 4 & 1 & 2 & 3 \\ 2 & 2 & 1/2 & 1 & 2 \\ 1/2 & 2 & 1/3 & 1/2 & 1 \end{bmatrix} \end{matrix}.$$

因为难以求解判断矩阵  $J$  的精确特征值和特征向量,本文采用方根法近似求得最大特征根  $\lambda_{\max} = 5.034$  和正规化特征向量

$$\omega = [0.176 \quad 0.088 \quad 0.381 \quad 0.232 \quad 0.123].$$

为了确保结论是否符合实际状况,需对判断矩阵进行一致性检验.当一致性比率  $CR < 0.1$  时,判别矩阵的不一致性程度在容许范围内,否则需重新构造判断矩阵  $J$ .经检验,文中  $CR = 0.008 < 0.1$ ,满足一致性检验,求得的权重矩阵  $\omega$  有效.

### 2.3.3 基于博弈论的综合权重确定

由博弈论思想,运用  $L$  (本文  $L = 2$ ) 种不同方法对泡沫特征进行赋权,分别确定泡沫特征的权重,并构造一个基本权重向量  $\mathbf{u}_k = \{u_{k1}, u_{k2}, \dots, u_{ky}\}$  ( $k = 1, 2, \dots, L$ ),则这  $L$  个权重向量的任意线性组合为

$$\mathbf{u}^* = \sum_{k=1}^L \alpha_k \cdot \mathbf{u}_k^T, \alpha_k > 0,$$

对式中  $L$  个线性组合系数  $\alpha_k$  进行优化,使得  $\mathbf{u}^*$  与各个  $\mathbf{u}_k$  的离差极小化,从而在权重向量  $\mathbf{u}^*$  中选出最满意的权重向量  $\mathbf{u}$ .因此,可导出对策模型为

$$\min \left\| \sum_{k=1}^L \alpha_k \cdot \mathbf{u}_k^T - \mathbf{u}_i^T \right\|_2, i = 1, 2, \dots, L.$$

由矩阵的微分性质得对策模型的最优化导数条件为

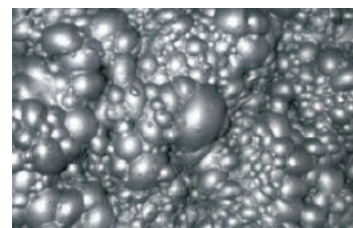
$$\begin{bmatrix} u_1 \cdot u_1^T & u_1 \cdot u_2^T & \cdots & u_1 \cdot u_L^T \\ u_2 \cdot u_1^T & u_2 \cdot u_2^T & \cdots & u_2 \cdot u_L^T \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_L \cdot u_1^T & u_L \cdot u_2^T & \cdots & u_L \cdot u_L^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_1 \cdot u_1^T & u_2 \cdot u_2^T & \cdots & u_L \cdot u_L^T \end{bmatrix}^T.$$

运用 Matlab 对上式进行编程求解,并对所求得的组合系数  $\alpha_k$  进行归一化处理:  $\alpha_k^* = \alpha_k / \sum_{k=1}^L \alpha_k$ ,

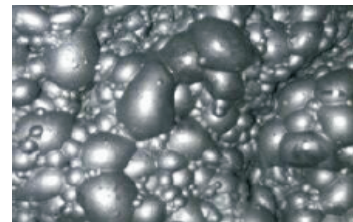
最终确定泡沫特征的综合权重为  $\mathbf{u} = \sum_{k=1}^L \alpha_k^* \mathbf{u}_k^T$ .

## 3 实例分析

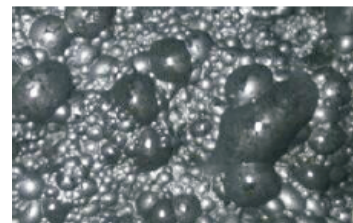
工业现场在浮选槽泡沫表层上方 110 cm 处安装彩色 CCD 摄像机拍摄泡沫视频,以实时拍摄的泡沫图像为样本,提取泡沫表观特征进行浮选工况判断.根据精矿品位,将锑粗选工况分为优、良、中、差 4 类(因此本文  $y = 4$ ): 1) 泡沫大小正常,分布均匀,颜色亮,泡沫实,承载量高; 2) 泡沫大小偏大,分布较均匀,颜色亮,泡沫实,承载量较高; 3) 泡沫大小偏小,分布较均匀,颜色一般,泡沫较实,承载量一般; 4) 泡沫很小,分布不均匀,颜色黑,泡沫虚,承载量低.现场采集的 4 类不同工况下典型泡沫图像如图 3 所示.



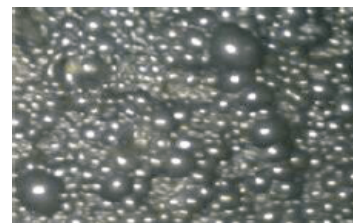
(a) “优”工况下泡沫图像



(b) “良”工况下泡沫图像



(c) “中”工况下泡沫图像



(d) “差”工况下泡沫图像

图 3 不同工况的典型锑浮选泡沫图像

结合专家经验和现场大量历史数据的统计分析,得到浮选工况的分类标准如表 1 所示.选取 561 组锑粗选槽现场实际生产数据进行工况识别测试(已知每组测试数据对应的工况类别),以验证本文方法的有效性.现选取两组连续的泡沫特征数据(如表 2 所示)进行工况识别测试和趋势预测(表 1 和表 2 中均为无量纲化后量值),步骤如下:

表 1 浮选工况可拓分类标准

泡沫特征	预设工况			
	优(第1类)	良(第2类)	中(第3类)	差(第4类)
$c_1$	(0.253,0.324)	(0.306,1.000)	(0.123,0.253)	(0.000,0.123)
$c_2$	(0.470,0.659)	(0.583,1.000)	(0.356,0.470)	(0.000,0.356)
$c_3$	(0.676,1.000)	(0.514,0.730)	(0.243,0.602)	(0.000,0.297)
$c_4$	(0.870,1.000)	(0.600,0.880)	(0.380,0.640)	(0.000,0.410)
$c_5$	(0.760,1.000)	(0.625,0.772)	(0.352,0.627)	(0.000,0.359)

表 2 待识别工况的泡沫特征值

	泡沫特征				
	$c_1$	$c_2$	$c_3$	$c_4$	$c_5$
第 1 组	0.413	0.825	0.715	0.875	0.769
第 2 组	0.312	0.670	0.734	0.886	0.774

Step 1: 结合式 (1) 和表 1, 确定铈浮选工况经典物元

元

$$\begin{aligned}
 R_{01} &= \begin{bmatrix} \text{优} & c_1 & \langle 0.253, 0.324 \rangle \\ & c_2 & \langle 0.470, 0.659 \rangle \\ & c_3 & \langle 0.676, 1.000 \rangle \\ & c_4 & \langle 0.870, 1.000 \rangle \\ & c_5 & \langle 0.760, 1.000 \rangle \end{bmatrix}, \\
 R_{02} &= \begin{bmatrix} \text{良} & c_1 & \langle 0.306, 1.000 \rangle \\ & c_2 & \langle 0.583, 1.000 \rangle \\ & c_3 & \langle 0.514, 0.730 \rangle \\ & c_4 & \langle 0.600, 0.880 \rangle \\ & c_5 & \langle 0.625, 0.772 \rangle \end{bmatrix}, \\
 R_{03} &= \begin{bmatrix} \text{中} & c_1 & \langle 0.123, 0.253 \rangle \\ & c_2 & \langle 0.356, 0.470 \rangle \\ & c_3 & \langle 0.243, 0.602 \rangle \\ & c_4 & \langle 0.380, 0.640 \rangle \\ & c_5 & \langle 0.352, 0.627 \rangle \end{bmatrix}, \\
 R_{04} &= \begin{bmatrix} \text{差} & c_1 & \langle 0.000, 0.123 \rangle \\ & c_2 & \langle 0.000, 0.356 \rangle \\ & c_3 & \langle 0.000, 0.297 \rangle \\ & c_4 & \langle 0.000, 0.410 \rangle \\ & c_5 & \langle 0.000, 0.359 \rangle \end{bmatrix}.
 \end{aligned}$$

Step 2: 结合式 (2) 和表 1, 确定铈浮选工况节域物元

元

$$R_P = \begin{bmatrix} \text{浮选工况} & c_1 & \langle 0.000, 1.000 \rangle \\ & c_2 & \langle 0.000, 1.000 \rangle \\ & c_3 & \langle 0.000, 1.000 \rangle \\ & c_4 & \langle 0.000, 1.000 \rangle \\ & c_5 & \langle 0.000, 1.000 \rangle \end{bmatrix}.$$

Step 3: 结合式 (3) 和表 2, 确定待评物元

$$R_{T_1} = \begin{bmatrix} T_1 & c_1 & 0.413 \\ & c_2 & 0.825 \\ & c_3 & 0.715 \\ & c_4 & 0.875 \\ & c_5 & 0.769 \end{bmatrix}, \quad R_{T_2} = \begin{bmatrix} T_2 & c_1 & 0.312 \\ & c_2 & 0.670 \\ & c_3 & 0.734 \\ & c_4 & 0.881 \\ & c_5 & 0.774 \end{bmatrix}.$$

Step 4: 计算待识别工况下泡沫特征与浮选预设工况类别的关联度  $K_j(v_i)$ .

由式 (4), 以待识别工况  $T_1$  下尺寸均值 ( $c_1$ ) 为例计算与预设工况类别的关联度. 因为  $v_1 \notin v_{011}$ , 所以

$$\begin{aligned}
 K_1(v_1) &= \frac{\rho(v_1, v_{011})}{\rho(v_1, v_{p1}) - \rho(v_1, v_{011})} = \\
 &= \frac{\left| 0.413 - \frac{0.253 + 0.324}{2} \right| - \frac{(0.324 - 0.253)}{2}}{\left| 0.413 - \frac{0 + 1}{2} \right| - \frac{1 - 0}{2 - \rho(v_1, v_{011})}} = -0.177;
 \end{aligned}$$

而  $v_1 \in v_{021}$ , 因此

$$\begin{aligned}
 K_2(v_1) &= -\rho(v_1, v_{021}) = \\
 &= -\left( \left| 0.413 - \frac{0.306 + 1.000}{2} \right| - \frac{1.000 - 0.306}{2} \right) = 0.107.
 \end{aligned}$$

同理可计算  $K_3(v_1), K_4(v_1), \dots, K_3(v_5), K_4(v_5)$  工况  $T_1$  下的泡沫特征与预设工况类别的关联度, 见表 3.

表 3 工况  $T_1$  下各泡沫特征与预设工况类别关联度

泡沫特征	预设工况			
	优(第1类)	良(第2类)	中(第3类)	差(第4类)
$c_1$	-0.177	0.107	-0.279	-0.413
$c_2$	-0.487	0.175	-0.670	-0.728
$c_3$	0.039	0.015	-0.284	-0.595
$c_4$	0.005	0.005	-0.653	-0.788
$c_5$	0.009	0.003	-0.381	-0.640

Step 5: 根据熵权法计算步骤, 求得各泡沫特征的熵权为  $\alpha = [0.457 \ 0.133 \ 0.175 \ 0.091 \ 0.144]$ .

Step 6: 采用博弈论思想, 结合熵权法确定的权重  $\alpha$  和层次分析法确定的权重  $\omega$ , 求得泡沫特征的综合权重向量  $u = [0.340 \ 0.114 \ 0.260 \ 0.150 \ 0.136]$ .

Step 7: 根据式 (5) 计算待识别工况  $T_1$  关于浮选预设工况类别的综合关联度:  $K_1(T_1) = -0.104, K_2(T_1) = 0.061, K_3(T_1) = -0.395, K_4(T_1) = -0.583$ .

根据最大关联度原则, 存在  $j_0 = 2$  满足  $K_2(T_1) = \max_{j=1}^4 (K_j(T_1)) > 0$ , 则待识别工况  $T_1$  属于第 2 类工况, 即工况类别为“良”, 方法识别结果与该组生产数据对应的已知工况类别一致. 同时, 采用本文变化趋势预测方法, 计算得到  $j^* = 1.778, \gamma = -0.222 < 0$ , 可判断下一个工况趋于第  $(j_0 - 1)$  类工况, 即“优”的工况类别.

同理, 计算待评工况  $T_2$  (第 2 组泡沫特征值) 关于预设工况类别的综合关联度:  $K_1(T_2) = 0.011, K_2(T_2) = 0.001, K_3(T_2) = -0.451, K_4(T_2) = -0.629$ , 存在  $j'_0 = 1$  满足  $K_1(T_2) = \max_{j=1}^4 (K_j(T_2)) > 0$ , 则待识别工况  $T_2$  属于第 1 类工况, 即工况类别为“优”, 方法识别结果与该组生产数据对应的已知工况类别以及  $T_1$  工况时趋势预测结果一致.

为了验证本文所提方法的有效性, 分别用神经网络方法 (ANN)、支持向量机方法 (SVM)、本文方法 Game Theory + Matter-element Extension (GT+MEM) 对铈浮选过程 4 类工况进行识别, 比较结果如表 4 所示.

表4 不同方法的识别准确率比较 %

方法	识别准确率				平均识别率
	优	良	中	差	
ANN	73.91	76.54	80.00	80.65	76.92
SVM	75.36	81.48	82.50	87.09	80.54
GT+MEM	89.82	91.94	92.23	92.50	91.44

本文方法的平均识别准确率达到91.44%，相比于传统的神经网络方法和支持向量机方法有了较大提高。同时本文方法不需要训练过程和迭代次数，执行速度快，从泡沫的特征提取到浮选工况的识别均可在1 min内得到有效结果。本文方法在执行速度和识别精度上均取得了较好的效果，能够满足实际生产过程中的实时监控要求。

#### 4 结 论

为了有效提取反映钽浮选工况状态的泡沫图像信息，实现对浮选工况的自动、准确识别，在采用敏感性数和主元分析法提取关键泡沫特征基础上，提出了一种基于可拓理论的钽浮选工况识别新方法。该方法减小了特征耦合的影响，并依据博弈论原理，将客观动态权重与主观静态权重优化融合，得到的综合权重能更科学、全面地揭示特征间重要度差异。钽浮选工业现场的实际生产数据验证了本文方法对浮选工况有着较高的识别准确率。本文方法计算简便，执行速度快，识别率高，便于在工程实际中推广，以及时指导操作变量的调整，实现优化生产。

#### 参考文献(References)

- [1] Bergh L G, Yianatos J B. The long way toward multivariate predictive control of flotation processes[J]. *J of Process Control*, 2011, 21(2): 226-234.
- [2] Singh V, Rao S M. Application of image processing and radial basis neural network techniques for ore sorting and ore classification[J]. *Minerals Engineering*, 2005, 18(15): 1412-1420.
- [3] Wang W X, Li L. Pattern recognition and computer vision for mineral froth[C]. *Proc of the 18th Int Conf on Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE, 2006: 622-625.
- [4] Aldrich C, Marais C, Shean B J, et al. On-line monitoring and control of froth flotation systems with machine vision: A review[J]. *Int J of Mineral Processing*, 2010, 96(4): 1-13.
- [5] 王介生, 高宪文, 张勇. 基于图像纹理特征和多级SVM的浮选过程状态识别方法[J]. *控制与决策*, 2010, 25(10): 1523-1535.  
(Wang J S, Gao X W, Zhang Y. Research on recognizing flotation states based on image texture features and multi-layer SVMs[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(10): 1523-1535.)
- [6] 刘金平, 桂卫华, 牟学民, 等. 基于Gabor小波的浮选泡沫图像纹理特征提取[J]. *仪器仪表学报*, 2010, 31(8): 1769-1775.

- (Liu J P, Gui W H, Mu X M, et al. Flotation froth image texture feature extraction based on Gabor wavelets[J]. *Chinese J of Scientific Instrument*, 2010, 31(8): 1769-1775.)
- [7] 阳春华, 任会峰, 桂卫华, 等. 基于泡沫纹理信度分配SVM的矿物浮选工况识别[J]. *仪器仪表学报*, 2011, 32(10): 2205-2209.  
(Yang C H, Ren H F, Gui W H, et al. Performance recognition using texture credit distributed SVM for froth flotation process[J]. *Chinese J of Scientific Instrument*, 2011, 32(10): 2205-2209.)
  - [8] 蔡文, 杨春燕, 陈文伟, 等. 可拓集与可拓数据挖掘[M]. 北京: 科学出版社, 2008.  
(Cai W, Yang C Y, Chen W W, et al. Extension set and extension data mining[M]. Beijing: Science Press, 2008.)
  - [9] Gu F C, Chang H C, Chen F H, et al. Partial discharge pattern recognition of power cable joints using extension method with fractal feature enhancement[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(3): 2804-2812.
  - [10] Wong H, Hu B Q. Application of improved extension evaluation method to water quality evaluation[J]. *J of Hydrology*, 2014(509): 539-548.
  - [11] Weng G Q, Zhou W W, Qi J. Research on comprehensive evaluation of regional power quality based on multistage extension method[C]. *Power and Energy Engineering Conf. Wuhan: IEEE*, 2011: 1-4.
  - [12] 桂卫华, 阳春华, 谢永芳, 等. 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: 260-264.  
(Gui W H, Yang C H, Xie Y F, et al. Mineral flotation bubble image processing and process monitoring technology[M]. Changsha: Central South University Press, 2013: 260-264.)
  - [13] Wang J S, Yao C Y, Zhang Z W. A fuzzy-AHP comprehensive evaluation method for optimization design of machine tool[C]. *Mechanic Automation and Control Engineering*. Wuhan: IEEE, 2010: 2652-2656.
  - [14] 陈衍泰, 陈国宏, 李美娟. 应用合作博弈确定组合权重评价权重系数的方法研究[J]. *中国管理科学*, 2005, 3(3): 89-94.  
(Chen Y T, Chen G H, Li M J. Research on determining weights of combination evaluation method using cooperative games[J]. *Chinese J of Management Science*, 2005, 3(3): 89-94.)
  - [15] Parkash O, Sharma P K, Mahajan R. New measures of weighted fuzzy entropy and their applications for the study of maximum weighted fuzzy entropy principle[J]. *Information Sciences*, 2008, 178(11): 2389-2395.

(责任编辑: 齐 霖)