文章编号: 1004-0609(2013)12-3478-06

基于模糊支持向量机的硫浮选工况识别

何明芳, 阳春华, 王晓丽, 桂卫华

(中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083)

摘 要:针对硫浮选泡沫图像噪声大、特征重要度差异显著引起工况难以识别的问题,提出基于模糊支持向量机 的硫浮选工况识别方法。通过融合样本模糊隶属度和特征信息增益,获取图像视觉特征的特征重要度;并结合特 征重要度矩阵,改进模糊支持向量机的核函数,进而建立工况类别与图像特征之间的关系模型,实现硫浮选工况 识别。采用模糊隶属度对噪声赋予较小的权值,并结合模糊隶属度来获取特征重要度矩阵,可以减小噪声样本的 影响,以揭示图像特征重要度之间的差异,提高工况识别准确性。锌直接浸出冶炼硫浮选生产过程的实际测试数 据验证了方法的有效性。

关键词: 硫浮选; 特征重要度; 模糊支持向量机; 工况识别中图分类号: TD923; TP273文献标志码: A

Performance recognition of sulfur flotation based on fuzzy support vector machine

HE Ming-fang, YANG Chun-hua, WANG Xiao-li, GUI Wei-hua

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

Abstract: Considering performance recognition problem caused by the high noise of froth images and the obvious difference of feature importance in sulfur flotation process, a performance recognition method for sulfur flotation process using fuzzy support vector machine was proposed. With the combination of fuzzy membership and feature information gain, the image feature importance was obtained, and the kernel function of fuzzy support vector machine was improved using the feature importance. Then, the model that reveals the relationship between performance and image feature was established to detect sulfur condition. As the fuzzy membership was used to define a small weight for the noise sample and acquire feature importance, which can reduce the effect of image noise points and reveal the difference of feature importance, the classification accuracy is effectively improved. The simulation results show the effectiveness by using actual running data from a sulfur flotation process of zinc direct leaching hydrometallurgy.

Key words: sulfur flotation; feature importance; fuzzy support vector machine; performance recognition

硫浮选是使高酸浸出渣中具有强疏水性的硫单质 粘附于气泡表面,生成含硫矿化泡沫溢流出浮选槽, 实现有用硫化矿物与无用脉石分离,最终得到硫精矿 产品^[1]。实际硫浮选生产过程中,工况运行质量优劣 主要是由操作人员通过观察泡沫表面特征(如气泡颜 色、速度和纹理等)进行决策。精矿品位是衡量硫浮选 过程质量优劣的重要依据, 硫浮选工况决定硫精矿品 位, 硫浮选泡沫特征则间接反映硫浮选工况。然而, 由于硫浮选现场酸雾大、温度高、边界条件波动频繁, 人工判别工况的方式主观性强、劳动强度大、常带来 实时运行工况偏离期望工况运行的缺陷, 有时甚至引 起工况大范围的连续波动, 造成精矿品位偏低、尾矿

基金项目: 国家"十二五"科技支撑计划项目(2012BAF03B05); 国家自然科学基金重点项目(61134006); 国家杰出青年科学基金资助项目(61025015) 收稿日期: 2013-02-27; 修订日期: 2013-06-25

通信作者: 阳春华, 教授, 博士; 电话: 0731-88836876; E-mail: ychh@csu.edu.cn

品位偏高的状况^[2]。为此,研究有效的硫浮选过程工况识别方法,对指导硫浮选过程的优化操作、提高硫精矿品位具有重要的意义。

为实现浮选过程工况的有效识别,国内外学者从 模式识别与统计分析角度出发,开展了大量的研究工 作[3-7],成果的工业应用对稳定生产、提高产品产量与 质量发挥了重要作用。然而,由于高酸浸出渣富含硫 元素呈酸性, 且浮选槽是封闭式, 只留有极小的观测 口供现场操作人员观察浮选状况, 矿浆高温形成酸雾 难以消散而导致硫浮选泡沫图像噪声严重, 严重影响 工况识别的准确性;样本中不同特征包含的分类信息 量不均衡,而常规的分类模型在构造最优分类平面时 均假定所给训练集中样本的所有特征对分类器具有相 同的贡献,忽略了不同特征的重要度差异;传统特征 信息增益^[8]的计算忽略了噪声样本的影响,难以准确 获取特征重要度差异。采用模糊隶属度对部分含噪的 硫浮选泡沫图像样本赋予较小的权值,能消除其对分 类模型识别准确性的影响,并可结合模糊隶属度获得 特征的重要度差异,削弱噪声样本对特征重要度计算 的影响;然后,利用获取的重要度矩阵改进模糊支持向 量机核函数的结构,提高核映射能力,减小弱相关特 征对分类结果的影响,由此进一步改善分类模型的性 能。上述方法显然比传统的分类方法更具有现实意义。

为此,本文作者在硫浮选泡沫图像特征提取的基础上,提出基于模糊支持向量机的硫浮选工况识别方法。该法首先通过结合样本含噪程度和特征信息量来定义各特征对工况识别的不同贡献,获取特征重要度矩阵;然后引入特征重要度矩阵改进核函数,建立基于模糊支持向量机的工况识别模型,实现硫浮选过程工况的有效识别;最后结合锌直接浸出冶炼硫浮选生产过程实际生产数据,给出仿真结果分析和讨论。

1 硫浮选过程分析及工况识别策略

1.1 硫浮选过程分析

某冶炼厂锌直接浸出硫浮选过程采用奥托昆普浮 选槽的硫浮选过程流程如图1所示。硫浮选过程分为 粗选、扫选、一级精选和二级精选4个流程,从锌直 接浸出过程中排出的高酸浸出渣流入粗选槽,其溢流 泡沫进入精选槽得到硫精矿产品,粗选的矿浆流入扫 选槽得到尾矿。由于硫化物的强疏水性,硫浮选过程 不同于一般的浮选过程的特点是无需添加任何药剂, 现场通常使风量稳定在可以产生足够多含矿气泡的一 个设定值,根据浮选状况调整液位来优化硫浮选工况。 由于硫浮选过程受锌直接浸出过程影响,所以入矿流 量不稳定,液位波动大,液位过高或过低都将导致工 况的恶化,影响浮选指标。



图1 硫浮选过程流程图

Fig. 1 Flow chart of sulphur flotation process

硫浮选过程中酸性矿浆需要在高温下进行浮选, 加大了矿浆的蒸发,虽然可以利用微正压原理减小雾 气对摄像机和光源的影响,但是难以完全避免干扰, 导致浮选现场图像监控系统采集的泡沫图像含有噪 声,降低了图像质量,影响图像特征提取与工况识别 的准确性。因此,采用禹晶等^[9]提出的基于大气散射 模型的快速去雾算法有效地降低图像噪声,从而明显 地提高图像的视见度,为后续的图像特征提取奠定良 好的基础。

泡沫图像的颜色、纹理和速度特征能有效地反映 浮选泡沫状态,采用 HSV 颜色空间与人眼视觉特性的 相似性提取色调 H 的均值^[10]来描述泡沫颜色特征;采 用抗尺度快速变化和具有旋转不变性的模块匹配算法 提取泡沫速度特征^[11];提取基于灰度共生矩阵的 14 个特征统计量^[8]中的能量 E、熵 S、惯性矩 D、逆差矩 I 和相关性 C 来描述纹理特征。然后根据现场硫精矿 品位的高低,将硫浮选工况划分为优、良、中和差 4 类。在泡沫图像特征提取的基础上,以泡沫图像的颜 色、速度和纹理特征等共 7 个特征量作为模型输入, 工况类别为模型输出,建立泡沫图像特征和工况的关 系模型,实现硫浮选工况的识别。

1.2 硫浮选过程工况识别策略

基于模糊支持向量机的硫浮选过程工况识别的基

本思想是通过采集硫浮选过程4类工况的泡沫图像组成样本集,对图像特征进行不同的加权作为识别模型的输入,实现对硫浮选工况的有效识别。结合实际生产数据,首先设计基于类中心的隶属度函数,对不同的样本赋予不同的模糊加权值,给噪声点分配较小的权值,从而消除噪声或离群点对分类精度的影响。然后,借鉴信息论中"熵"(信息量)的概念,计算图像特征的信息增益,并与模糊隶属度函数相结合消除噪声样本的影响,获得准确的图像特征重要度,并作为特征的加权值,实现特征加权模糊支持向量机的硫浮选工况识别。

2 基于特征加权模糊支持向量机的 硫浮选工况识别

在提取泡沫图像颜色、纹理和速度等特征的基础 上,考虑不同视觉特征对工况识别模型的贡献差异, 利用特征信息增益和模糊隶属度获得特征重要度矩 阵,根据特征重要度差异分别对各维特征进行不同的 加权,并作为模糊支持向量机的输入,建立泡沫图像 特征与工况类别的分类模型。

2.1 特征加权模糊支持向量机分类模型

支持向量机是一种基于结构风险最小化准则的 机器学习方法,由于其在高维数据空间下具有较强的 泛化能力而得到广泛的应用,但是对噪声点的过分敏 感影响了支持向量机的分类精度。因此,LIN 等^[12] 于 2002 年提出了模糊支持向量机(Fuzzy support vector machine, FSVM)方法。设一组样本集 *S*: (x_1, y_1, s_1),…,(x_i, y_i, s_i),其中l为样本数,每个训 练点 $x_i \in \mathbb{R}^N$ 都给定一个标记 $y_i = \{-1,1\}$ 和一个模糊 隶属度 $\sigma \leq s_i \leq 1$,其中i=1,…,l, $\sigma > 0$ 足够小。 通过一个映射 $Z = \varphi(x)$ 把特征空间向量从 \mathbb{R}^N 空间映 射到相对应的特征空间 Z。模糊隶属度 s_i 是样本 x_i 属 于某一类的隶属度^[13], ξ_i 是测量错分程度的度量,而 $s_i\xi_i$ 是具有不同权值的错误率,因此,其最优分类超 平面为

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{w} + C \sum_{i=1}^{l} s_i \boldsymbol{\xi}_i \\ \text{s.t.} \quad y_i (\boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{z}_i + \boldsymbol{b}) \ge 1 - \boldsymbol{\xi}_i \\ \boldsymbol{\xi}_i \ge 0, \ i = 1, \ \cdots, \ l \end{cases}$$
(1)

~

式中: w 为权值; b 为偏移量; 自由参数 C 是决定类 间间距的最大化与误分率之间的平衡常数。模糊隶属 度 *s_i*越小,相对应的样本 *x_i*在决策函数中的贡献率越 小^[14],因此,给图像噪声点定义一个较小的 *s_i* 可降低 其对分类的干扰。

引入拉格朗日乘子 α_i 以及核函数 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$,式(1) 转换为

$$\begin{cases} \max \sum_{i=1}^{l} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{l} \sum_{j=1}^{l} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \\ \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^{l} y_i \alpha_i = 0, \ 0 \le \alpha_i \le s_i C, \ i = 1, \ \cdots, \ l \end{cases}$$
(2)

通过解最优问题(2), 求得其最优分类决策函数为

$$f(\mathbf{x}) = \operatorname{sign}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{z} + b) = \operatorname{sign}\left[\sum_{i=1}^{l} \alpha_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b\right]$$
(3)

为了减少异常样本和噪声样本的影响,采用基于 样本与类中心距离的隶属度函数:

$$s_{i} = \begin{cases} 1 - |\mathbf{x}_{+} - \mathbf{x}_{i}| / (r_{+} + \delta), \ y_{i} = 1\\ 1 - |\mathbf{x}_{-} - \mathbf{x}_{i}| / (r_{-} + \delta), \ y_{i} = -1 \end{cases}$$
(4)

式中: \mathbf{x}_{+} 为对应的类 $y_{i}=1$ 的中心; $r_{+} = \max_{\{\mathbf{x}_{i}:y_{i}=1\}} |\mathbf{x}_{+} - \mathbf{x}_{i}|$ 为类 1 的半径; \mathbf{x}_{-} 为对应的类 $y_{i}=-1$ 的中心; $r_{-} = \max_{\{\mathbf{x}_{i}:y_{i}=-1\}} |\mathbf{x}_{-} - \mathbf{x}_{i}|$ 为类-1 的半径; δ 为足够小的正

数,保证隶属度值大于0。

但是, 传统的模糊支持向量机假定各个特征对分 类的贡献相等, 没有考虑特征的重要度对分类结果的 影响。因此, 在模糊支持向量机的基础上, 根据特征 重要度差异分别赋予各维特征不同的权值。硫浮选过 程工况样本集可以看作具有一定不确定性的系统, 借 鉴信息论中"熵"的概念, 某个特征的熵越大, 其蕴 含的不确定信息越多, 则条件熵越小, 特征的信息增 益越大, 对分类越有利, 该特征越重要^[15], 故特征的 重要度可用特征的信息增益表示。考虑到样本噪声的 影响, 在计算特征重要度的过程中融合样本隶属度, 减少噪声样本对特征重要度计算的影响。

假设样本集 **T** 具有 *l* 个类标号特征,对应 *l* 个不同的类 **R**_i,每一类对应一个隶属度 S_i, *m*_i为第 *i* 类的样本个数,*i*=1,…,*l*, *s*_{ij}为式(4)中计算的每个样本的隶属度,*j*=1,…,*m*_i,则

$$S_i = \sum_{j=1}^{m_i} s_{ij} / m_i \tag{5}$$

T 和 **R**_{*i*} 的样本个数记作 *m* 和 *m*_{*i*}, *i*=1, …, *l*, 则整 个系统的信息熵为

$$\operatorname{Info}(\boldsymbol{T}) = -\sum_{i=1}^{l} S_i \frac{m_i}{m} \operatorname{lg}(\frac{m_i}{m})$$
(6)

以颜色特征 H 为例,根据 H 的不同取值可将 T划分为 n 个子集{ T_1, T_2, \dots, T_n },其中 T_c 中样本的特 征 H具有相同的取值 h_c , T_c 的个数为 p_c , $c=1, \dots, n$, 按照式(5)的方法同样可求得 T_c 的隶属度 S_c 。针对颜色 特征 H,系统的条件熵为

$$\operatorname{Info}_{H}(\boldsymbol{T}) = \sum_{c=1}^{n} \left[S_{c} \frac{p_{c}}{m} \cdot \operatorname{Info}(\boldsymbol{T}_{c}) \right]$$
(7)

则H的重要度为

$$\omega(H) = \ln fo(T) - \ln fo_H(T)$$
(8)

同理,可以计算其他纹理、速度特征的重要度, 分别记作 ω_k , k=1, …, 7,最终得到图像特征重要度 的 7 阶对角矩阵 *Q*=diag(ω_k)。

考虑泡沫图像特征的重要度差异,在模糊支持向量机中引入特征重要度矩阵 **Q**,形成特征加权模糊支持向量机,其核函数形式为

$$K_{\mathcal{Q}}(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j) = K(\boldsymbol{x}_i^{\mathrm{T}} \boldsymbol{Q}, \boldsymbol{x}_j^{\mathrm{T}} \boldsymbol{Q})$$
(9)

选择高斯核函数,则泡沫图像特征加权的高斯核 函数为

$$K_{\mathcal{Q}}(\boldsymbol{x}_{i},\boldsymbol{x}_{j}) = \exp\left(-\alpha \left\|\boldsymbol{x}_{i}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q} - \boldsymbol{x}_{j}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}\right\|^{2}\right) = \exp\left\{-\alpha \left[(\boldsymbol{x}_{i} - \boldsymbol{x}_{j})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{Q}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}_{i} - \boldsymbol{x}_{j})\right]\right\}$$
(10)

2.2 硫浮选工况识别

标准 FSVM 只能处理二类分类问题,对于 k(k≥3) 类分类问题,可分解为多个二类分类问题解决^[16]。常 用的分解策略有 OVR(One versus rest)和 OVO(One versus one)。其中,OVR 将第 *i* 类作为正类,剩余其 他类作为负类,构造 k-1 个二类分类器,这会加剧类 间样本数的不平衡性,恶化分类结果;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,再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。由此可见,在类别数较少且样本分布不平衡的情况下,OVO 优势明显。

根据硫浮选泡沫图像颜色、速度和纹理特征,采 用基于图像特征重要度的一对一特征加权模糊支持向 量机(OVO-FWFSVM, One versus one feature weight fuzzy support vector machine)对硫浮选工况进行识别。 图 2 所示为基于 OVO-FWFSVM 的浮选工况识别图。 提取泡沫图像的颜色、速度和纹理特征作为模型输 入,融合模糊隶属度和特征增益计算特征重要度,构 造 k(k-1)/2 个基于 OVO-FWFSVM 的二类分类器,按 照投票策略判断泡沫图像对应的工况状态。

3 应用分析

以锌直接浸出冶炼硫浮选精选槽上方安装的 CCD 摄像机摄取的泡沫图像为样本,工业现场实验对 象单个浮选槽的有效容积为 5 m³,在泡沫表层上方 96.5 cm 处安装彩色 CCD 摄像机拍摄泡沫视频,视野 为 24.26 cm×18.2 cm,图像分辨率为 1 280×960,在 泡沫图像特征提取基础上进行工况判断。

以硫浮选精选泡沫为研究对象,根据精矿品位的 高低,将工况分为4类:1)优(品位≥70%):几乎不 见泡沫,多为粘稠矿浆,颜色为深黑色,速度缓 慢,纹理粗糙;2)良(60%≤品位<70%):含均匀的 小泡沫,颜色为灰黑色,速度较慢,纹理不均匀;3)中 (50%≤品位<60%):泡沫大小不均匀,有少量亮而大 的虚泡,速度偶有震荡,纹理较均匀;4)差(品位< 50%):含少量泡沫,颜色偏亮,速度很快并持续震荡, 纹理均匀,泡沫层薄,溢流出矿浆。图3所示为硫浮 选现场采集的4幅典型泡沫图像(图片和实际泡沫图 像比例为1:5),图3(a)、(b)、(c)和(d)分别对应优、良、 中和差4种工况。



图 2 基于 OVO-FWFSVM 的硫浮选工况识别图

Fig. 2 OVO-FWFSVM based performance recognition diagram of sulfur flotation



图 3 不同工况的典型硫浮选泡沫图像

Fig. 3 Classic sulfur flotation froth images of different working conditions: (a) Excellent; (b) Good; (c) Medium; (d) Bad

选择现场 506 幅生产状态清晰的硫浮选图像作为 样本,其中优和良工况分别 200 幅,中工况 60 幅和差 工况 46 幅,随机选择 300 幅作为训练样本,剩余的 206 幅作为测试样本。首先对每幅图像进行图像特征 提取和归一化处理,然后根据式(4)中的隶属度函数给 每个样本点赋予一个模糊隶属度,并采用融合模糊隶 属度和特征增益获得的特征重要度对样本点进行特征 加权,最后将其作为 OVO-FWFSVM 模型的训练样本 和测试样本。

为验证本研究中所提方法的有效性,与一对一支 持向量机(OVO-SVM, One versus one support vector machine)对硫浮选过程4类工况的识别结果进行比较, 结果如表1所示。

从表1可以看出,与采用OVO-SVM相比,本文 作者提出的OVO-FWFSVM方法对优、良、中和差4

表1 OVO-SVM 和 OVO-FWFSVM 方法分类结果比较

Table 1Results comparison between OVO-SVM andOVO-FWFSVM methods

Method	Recognition rate/%				
	Excellent	Good	Medium	Bad	Average
OVO-SVM	77.14	82.86	85	84.62	81.55
OVO-FWFSVM	91.43	94.29	95	96.15	93.69

类工况的识别正确率分别提高了 14.29%、11.43%、 10%和 11.53%。在总体识别率上,OVO-FWFSVM 方 法的识别正确率也达到了 93.69%。与 OVO-SVM 模型 相比,当工况波动较大时,本文作者提出的方法具有 更高的识别正确率。从浮选过程图像的采集、特征参 数的提取到浮选工况的识别,均可在 1 min 内得出有 效结果,满足实际生产对识别正确率及实时监控的要 求。结果表明,通过融合模糊隶属度和特征增益获得 特征重要度,消除不同特征重要性差异对分类精度的 影响,结合模糊支持向量机及一对一多类分类模型思 想,建立硫浮选过程的OVO-FWFSVM工况识别模型, 能有效地提高工况波动时的识别正确率,其分类精度 满足生产过程对工艺指标的要求。

4 结论

 硫浮选工况的关键影响因素是矿浆液位,其变 化直接反映在表面气泡速度、颜色和纹理特征上,泡 沫表面特征与浮选工况、经济指标有着密切关系,因 此,快速准确地测量泡沫特征参数和判断浮选工况非 常重要。

 2) 采用模糊隶属度对噪声样本赋予一个较小的 权值以减小噪声点的影响;结合模糊隶属度和特征信

第23卷第12期

息增益获得特征重要度,消除了噪声点对特征重要度 计算的干扰;引入特征重要度矩阵改进模糊支持向量 机的核函数,消除了各特征重要度差异对分类精度的 影响。

3) 工业运行数据的测试结果表明设计的 OVO-FWFSVM方法能对硫浮选过程中出现的优、良、 中和差4种工况进行有效识别,可为现场运行提供可 靠的操作指导。但是,仅将硫浮选工况划分为4类还 比较粗糙,如何对正常工况根据浮选指标进行更细致 的划分,基于图像特征找出更精细的液位优化区间, 提高硫浮选过程优化控制性能是今后的研究方向。

REFERENCES

[1] 阳春华,任会峰,许灿辉,桂卫华.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 Chun-hua, REN Hui-feng, XU Can-hui, GUI Wei-hua.

Soft sensor of key index for flotation process based on sparse multiple kernels least squares support vector machines[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2011, 21(12): 3149–3154.

- [2] SHEAN B J, CILLIERS J J. A review of froth flotation control[J]. International Journal of Mineral Processing, 2011, 100(3/4): 57-71.
- [3] BARTOLACCI G, PATRICK P J, TESSIER J J, DUCHESNE C, BOSSE P A, FOURNIER J. 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]. Minerals Engineering, 2006, 19(6/8): 734–747.
- [4] MOOLMAN D W, ALDRICH C, DEVENTER J S J V, STANGE W W. The classification of froth structures in a copper flotation plant by means of a neural net[J]. International Journal of Mineral Processing, 1995, 43(3/4): 193–208.
- [5] 刘文礼,路迈西,王 凡,王 勇. 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 Wen-li, LU Xi-mai, WANG Fan, WANG Yong. Extraction of textural feature and recognition of coal flotation froth[J]. Journal of Chemical Industry and Engineering, 2003, 54(6):830-835.
- [6] 王红平,齐 春,李金标,张忠信.基于主成分分析的矿物浮选泡沫图像分类与识别[J].矿治,2005,14(3):79-82.
 WANG Hong-ping, QI Chun, LI Jin-biao, ZHANG Zhong-xin. Classification and recognition of mineral flotation froth images based on principal component analysis[J]. Mining and Metallurgy, 2005, 14(3): 79-82.
- [7] 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): 1523-1526.

WANG Jie-sheng, GAO Xian-wen, ZHANG Yong. Research on

recognizing flotation states based on image texture features and multi-layer SVM[J]. Control and Decision, 2010, 25(10): 1523–1526.

- [8] 任会峰,阳春华,周 璇,桂卫华,鄢 锋.基于泡沫图像特 征加权 SVM 的浮选工况识别[J].浙江大学学报:工学版, 2011, 45(12): 2115-2119.
 REN Hui-feng, YANG Chun-hua, ZHOU Xuan, GUI Wei-hua, YAN Feng. Froth image feature weighted SVM based working condition recognition for flotation process[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2011, 45(12): 2115-2119.
- [9] 禹 晶,李大鹏,廖庆敏. 基于物理模型的快速单幅图像去 雾方法[J]. 自动化学报, 2011, 37(2): 143-149.
 YU Jing, LI Da-peng, LIAO Qing-min. Physics-based fast single image fog removal[J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(2): 143-149.
- [10] YANG Chun-hua, XU Can-hui, GUI Wei-hua, ZHU Hong-qiu, LIN Yi-qiu, SHI Cao. Application of highlight removal and multivariate image analysis to color measurement of flotation bubble images[J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2009, 19(4): 316–322.
- [11] 唐朝晖, 刘金平, 桂卫华, 阳春华. 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:自然科学版, 2009, 40(6): 1616-1622.
 TANG Zhao-hui, LIU Jin-ping, GUI Wei-hua, YANG Chun-hua.
 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.
- [12] LIN Chun-fu, WANG Sheng-de. Fuzzy support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 464–471.
- [13] 冯 瑞, 沈 伟, 张艳珠, 邵慧鹤. 基于 F_SVMs 多模型建模 方法[J]. 控制与决策, 2003, 18(6): 646-650.
 FENG Rui, SHEN Wei, ZHANG Yan-zhu, SHAO Hui-he. Multiple modeling approach using fuzzy support vector machines[J]. Control and Decision, 2003, 18(6): 646-650.
- [14] 伍铁斌,阳春华,孙 备,朱红求,李勇刚.灰色模糊 LSSVM 预测模型在锌净化除钴中的应用[J].中国有色金属 学报,2012,22(8):2382-2386.
 WU Tie-bin, YANG Chun-hua, SUN Bei, ZHU Hong-qiu, LI Yong-gang. Grey fuzzy-LSSVM forecasting model and its application in cobalt removal from zinc electrolyte[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2012, 22(8): 2382-2386.
- [15] 汪廷华,田盛丰,黄厚宽.特征加权支持向量机[J].电子与信息学报,2009,31(3):514-518.
 WANG Ting-hua, TIAN Sheng-feng, HUANG Hou-kuan. Feature weighted support vector machine[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2009, 31(3): 514-518.
- [16] 李昆仑,黄厚宽,田盛丰. 模糊多类 SVM 模型[J]. 电子学报, 2004, 32(5): 830-832.
 LI Kun-lun, HUANG Hou-kuan, TIAN Sheng-feng. Fuzzy

support vector machine for multi-class classification[J]. Chinese Journal of Electronics, 2004, 32(5): 830–832.