

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

阳春华, 任会峰, 许灿辉, 桂卫华

(中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083)

摘 要: 由于浮选性能受多种因素的制约, 适宜的矿浆 pH 值是高效泡沫浮选的关键。针对 pH 值在线检测仪易受干扰、维护保养成本高等不足, 结合泡沫浮选过程机理分析, 以泡沫视频图像特征为辅助变量, 将局部核函数和全局核函数加权组合, 提高模型的学习和泛化能力, 利用 Schmidt 正交化理论约简多核矩阵, 减小计算量, 建立基于稀疏多核最小二乘支持向量机的浮选矿浆 pH 值软测量模型。工业运行数据测试结果表明: 所建模型具有预测精度高、反应迅速、稳定性好等优点, 适于工业应用。

关键词: pH 值; 软测量; 多核最小二乘支持向量机; 稀疏性; 泡沫浮选

中图分类号: TD923; TP273

文献标志码: A

Soft sensor of key index for flotation process based on sparse multiple kernels least squares support vector machines

YANG Chun-hua, REN Hui-feng, XU Can-hui, GUI Wei-hua

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

Abstract: The pH value of pulp can directly influence the mineral froth flotation efficiency. Considering the poor stability of detectors and serious manual detection time-delay, a novel soft-sensor of pH is proposed combined with the analysis of flotation mechanism and convex combination of Gaussian and linear kernel function based on the sparse multiple kernels least squares support vector machines using image features as instrumental variable. Furthermore, the kernel matrices were reduced by Schmidt orthogonalization theory to lower the computational complexity. The experiment has verified the presented model performs high prediction accuracy, high efficiency and good stability.

Key words: pH value; soft sensor; multiple kernels least squares support vector machines; sparsity; froth flotation

泡沫浮选是气、液、固三相交互的复杂的物理化学反应过程^[1]。矿浆的 pH 值直接影响矿浆离子组成、细泥的分散和凝聚、浮选药剂的活性、矿物的可浮性等^[2], 因此, 特定的矿石及相应的浮选工艺只有在适宜的矿浆 pH 值条件下才能获得满意的效果。目前, 选厂装备的 pH 在线检测仪使用寿命短、误差大、稳定性差、维护量大^[3-4]。实际生产中, 操作工人利用 pH 测定仪或 pH 试纸通过离线分析的方式每隔 1 h 化验一次矿浆 pH 值, 劳动量大, 检测滞后, 难以及时调整, 无法保证工况稳定。因此, 实时准确地测量矿

浆 pH 值, 对优化浮选生产意义重大。

研究表明, 泡沫的外观特征是矿物的物理化学性质、浮选药剂、机械和操作条件等的综合反映, 具有非接触性、可连续在线获取等优点^[5]。基于泡沫图像特征建立软测量数据模型, 无需改动现有工艺, 可移植性更强。最小二乘支持向量机(LSSVM)是一种基于数据的建模方法, 具有良好的学习性能^[6-7], 但是, 标准 LSSVM 基于单个特征空间的单核映射, 模型性能依赖于核函数的选择^[8]。多核最小二乘支持向量机(MK-LSSVM)通过将数据的各维特征分量输入不同的

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60634020, 61071176); 国家高新技术研究发展计划资助项目(2009AA04Z124)

收稿日期: 2011-01-19; **修订日期:** 2011-07-10

通信作者: 阳春华, 教授, 博士; 电话: 0731-88830394; E-mail: ychh@csu.edu.cn

核函数进行映射, 可以提高模型的预测精度, 为解决核函数的选择难题提供了契机^[9], 但仍缺乏稀疏性, 计算量大, 不利于实时检测; 常用的剪枝法需要大量的迭代, 效率较低, 而且部分描述输入-输出关系信息的行向量被删除, 导致模型性能随之降低^[10]。

本文作者针对泡沫浮选矿浆 pH 值难以在线检测的问题, 以国内某企业矿物泡沫浮选过程为研究对象, 结合浮选机理分析, 提取多种泡沫表观特征作为辅助变量, 研究稀疏多核最小二乘支持向量机(SMK-LSSVM)的建模方法, 采用 Schmidt 正交化理论约简多核矩阵, 建立实时性好、预测精度高、推广能力强的浮选矿浆 pH 值软测量模型。

1 泡沫浮选过程

泡沫浮选是利用矿物表面疏水性质的差异, 将有价矿物与脉石分离的过程^[11]。图 1 所示为单个浮选槽泡沫浮选的示意图。

泡沫浮选基本过程是在浮选机中添加各种药剂, 与送入浮选机的微粒矿物、工业用水等混合形成矿浆。风机压入的空气流在叶轮高速旋转的旋涡作用以及矿浆与气流垂直交叉运动的剪切作用下被分割成众多微小气泡, 气泡在上升过程中与疏水的有价矿物粘附, 在浮选机液面表层聚集成为矿化泡沫, 在刮板的作用下进入溜槽, 回收富集为精矿。而脉石等亲水性矿物由于不能与气泡粘附而滞留在矿浆中, 作为尾矿排出。摄像机拍摄浮选槽表层泡沫图像经过光纤传输到工业控制计算机实时显示处理。

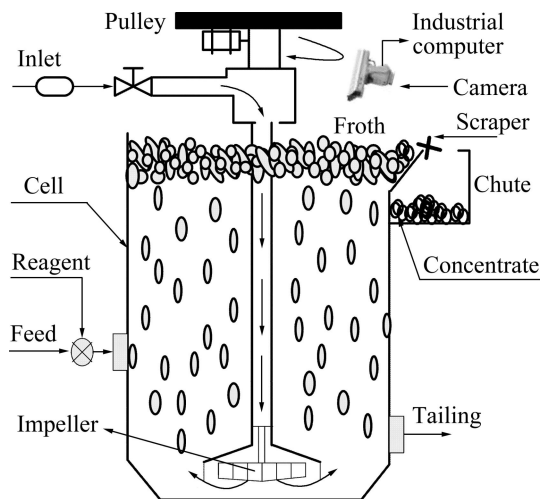


图 1 单个浮选槽的结构示意图

Fig.1 Scheme of individual flotation cell

2 基于 SMK-LSSVM 的泡沫浮选矿浆 pH 值软测量

2.1 辅助变量的选择与计算

深入分析具体浮选工艺发现: 矿浆 pH 值较低时, 矿粒表面带正电荷, 对捕收剂的静电物理吸附活性差, 不利于矿粒与气泡的粘附, 泡沫含矿量低, 颜色偏红, 泡沫发黏, 流动性较差; pH 值较高时, 选用的起泡剂起泡能力增强, 气泡表面张力降低, 有利于形成众多稳定的微小气泡, 防止气泡相互兼并而形成易碎的大泡, 矿化气泡在浮选槽表层堆积, 相互挤压形变, 呈现不规则的椭圆形。

本文作者在 CIE-Lab 空间计算泡沫图像的 b 分量描述泡沫颜色^[12]。采用谷底边缘检测分割泡沫图像^[13], 对分割后的图像去除边界非完整气泡区域并进行像素标定得到气泡实际面积, 并以与气泡区域具有相同标准二阶中心矩的椭圆的离心率描述气泡形状特征。图 2 所示为现场获取的一幅泡沫图像及分割结果, 图 3 和 4 所示分别为该分割图像所有完整气泡区域的大小和离心率的直方图。从图中可见, 气泡大小和离心率服从偏态分布, 故综合尺寸和离心率分布的均值、方差、偏斜度和峰度描述泡沫形态特征。利用宏块匹配技术对泡沫图像序列的速度特征进行估计, 计算水平方向速度向量的均值, 再采用二维拉格朗日曲面插值方法提取亚像素位移, 通过像素标定值计算得到泡沫实际移动速度^[14]。

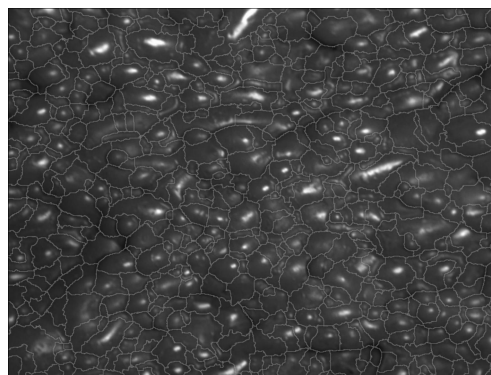


图 2 分割的泡沫图像

Fig.2 Segmented froth image

最终确定以 CIE-Lab 中的 b 分量 b_{color} , 尺寸(形状)分布的均值 $E_{size}(E_{shape})$ 、方差 $D_{size}(D_{shape})$ 、偏斜度 $S_{size}(S_{shape})$ 和峰度 $K_{size}(K_{shape})$ 、流速 v 共 10 种泡沫表观特征作为辅助变量。

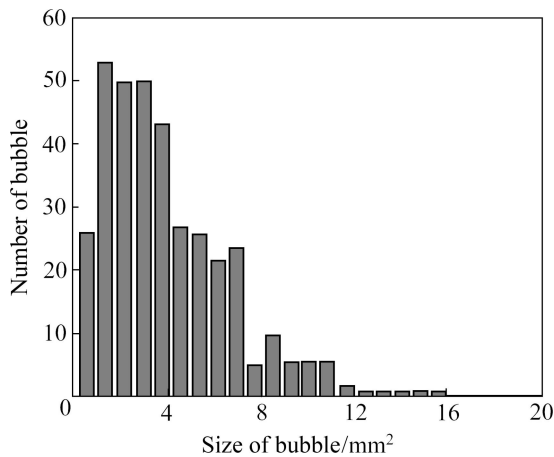


图3 气泡大小直方图

Fig.3 Histogram of size of bubbles

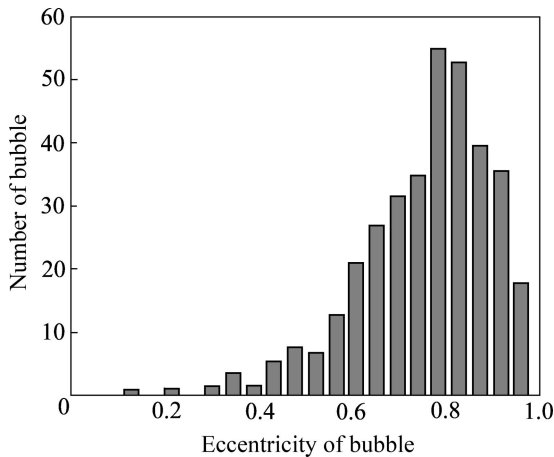


图4 气泡离心率直方图

Fig.4 Histogram of eccentricity of bubbles

2.2 矿浆 pH 值的 MK-LSSVM 软测量模型

以 $[b_{\text{color}}, E_{\text{size}}, D_{\text{size}}, S_{\text{size}}, K_{\text{size}}, E_{\text{shape}}, D_{\text{shape}}, S_{\text{shape}}, K_{\text{shape}}, v]^T$ 作为模型输入 x_i , pH 值作为模型输出 y_i 构成样本集 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^n$, 基于 MK-LSSVM 的 pH 软测量是求解式(1)的优化问题:

$$\begin{aligned} \min_{w, \xi, b} \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \\ \text{s.t.} \quad & y_i ((w \cdot \varphi(x_i)) + b) = 1 - \xi_i \\ & i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (1)$$

式中: w 是权系数向量; C 为平衡模型复杂度和计算误差之间的调整系数; b 是决策超平面的偏置常数; $\varphi(x)$ 是将输入样本从原空间 R^d 映射到高维特征空间的非线性映射。构造对偶拉格朗日函数并求偏导, 式(1)转化为求解式(2)的线性方程组问题:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & K(x_1, x_1) + 1/C & \cdots & K(x_1, x_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & K(x_n, x_1) & \cdots & K(x_n, x_n) + 1/C \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: α_i 为拉格朗日乘子; $K(x_i, x_j) = \varphi^T(x_i) \varphi(x_j)$ 是满足 Mercer 条件的核函数, 综合考虑建模精度要求和复杂度的限制, 根据核函数的性质, 将学习能力强的高斯核函数和泛化能力强的多项式核函数融合, 进行线性加权, 构建新的 Mercer 核函数: $K = \mu K_1 + (1 - \mu) K_2$, 其中 K_1 为多项式核函数: $K_1 = (x \cdot x_i + 1)^d$, K_2 为高斯核函数: $K_2 = \exp\left(-\frac{|x - x_i|^2}{2\sigma^2}\right)$, $\mu \in [0, 1]$ 。则由式(2)可得

基于 MK-LSSVM 的 pH 值软测量模型为

$$y = \sum_{i=1}^n \alpha_i \left[\sum_{j=1}^2 \mu_j K_j(x_i, x) \right] + b \quad (3)$$

2.3 MK-LSSVM 软测量模型的稀疏性实现

所有样本在高维特征空间的映射向量构成一个映射矩阵 $[\varphi(x_1), \dots, \varphi(x_n)]^T$, 其中的任意一个映射向量 $\varphi(x_i)$ 都可以由该映射矩阵中的列向量组合表示, 如式(4)所示。

$$\begin{bmatrix} \varphi(x_1) \\ \vdots \\ \varphi(x_n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \cdots & \alpha_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_{n1} & \cdots & \alpha_{nm} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi(\tilde{x}_1) \\ \vdots \\ \varphi(\tilde{x}_m) \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: $[\varphi(\tilde{x}_1), \dots, \varphi(\tilde{x}_m)]^T$ 是映射矩阵的一组基, $1 \leq i \leq n$, 从而可用该映射矩阵的基代替原映射矩阵实现稀疏性。

根据 Schmidt 正交化理论, 映射向量 $\varphi(x_a)$ 的正交化可表示为

$$\varphi_{t+1}(x_a) = \varphi_t(x_a) - (\varphi_t(x_a)^T v_t) v_t \quad (5)$$

式中: $v_t = \frac{\varphi_t(x_i)}{\sqrt{\varphi_t(x_i)^T \varphi_t(x_i)}}$, 而 $\varphi(x_i)$ ($1 \leq i \leq n$) 为选出

的向量。

核矩阵的 Gram 形式为 $G(a, b) = \varphi(x_a)^T \varphi(x_b) = K(x_a, x_b)$, 则

$$G_{t+1}(a, b) = G_t(a, b) - \frac{G_t(a, x_i) G_t(b, x_i)}{G_t(x_i, x_i)} \quad (6)$$

根据核矩阵各列向量 $G(i, i)$ 的大小选取向量, 每次选出最大的 $G(i, i)$ 所在列 x_i , 再对原矩阵中的其余列向

量正交化, 假设核矩阵的秩为 r , 构造稀疏核矩阵的算法如下:

```
令  $\hat{G}_0(p, p) = K(x_p, x_p)$ 
FOR  $t=0: (r-1)$ 
     $\hat{G}_0(t, p) = K(x_t, x_p)$ 
END
FOR  $t=0: (r-1)$ 
    挑选  $x_i$ , 令  $\text{index}(t)=i$ ;
    FOR  $s=(t+1): (r-1)$ 
        
$$\hat{G}_{t+1}(s, p) = \hat{G}_t(s, p) - \frac{\hat{G}_t(t, p)\hat{G}_t(\text{index}(t), \text{index}(s))}{\hat{G}_t(\text{index}(t), \text{index}(t))}$$

    END
    
$$\hat{G}_{t+1}(p, p) = \hat{G}_t(p, p) - \frac{\hat{G}_t(t, p)\hat{G}_t(t, p)}{\hat{G}_t(\text{index}(t), \text{index}(t))}$$

END
```

3 结果与分析

以工业现场泡沫浮选过程为实验对象, 单个浮选槽的有效容积为 40 m^3 。在泡沫表层上方 100 cm 处安装彩色 CCD 摄像机拍摄泡沫视频, 视野为 $12\text{ cm} \times 9\text{ cm}$, 拍摄速率为 7.5 帧/s 。图像视频信号通过光纤传输到工业计算机实时显示并提取泡沫表观特征作为辅助变量。每隔 1 h 人工取样, 离线化验矿浆 pH 值作为主导变量, 并与取样时刻提取的泡沫表观特征关联构成一组样本数据建立软测量模型。图 5 所示为基于 SMK-LSSVM 的矿浆 pH 值软测量示意图。

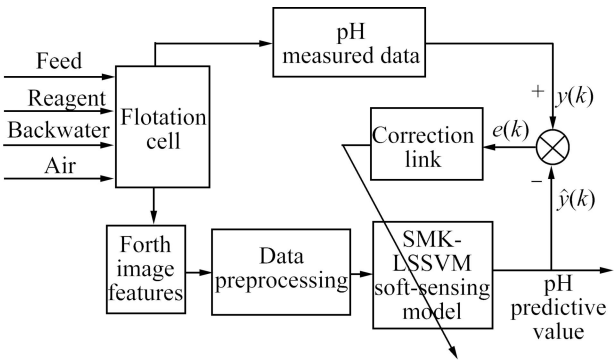


图 5 矿浆 pH 值软测量示意图
Fig.5 Block diagram of pH of soft-sensor

针对 168 组生产数据, 采用 3σ 准则剔除粗大误差样本, 剩余 152 组数据, 经过滤波、归一化预处理后随机选择 120 组数据样本训练软测量模型, 最近邻山峰聚类算法约简核矩阵。基于 SMK-LSSVM 的 pH 软测量模型需要估计的关键参数有正则化参数 C 、核加权系数 μ 以及核函数本身的参数 d 和 σ 共 4 个, 采用混沌伪并行遗传算法^[15]寻优模型参数值。模型训练时以化验值和预测值之差作为校正数据, 修正软测量模型。用剩余 32 组数据样本测试模型性能。由于浮选工况时变, 软测量模型的性能会随时间的推移产生较大预测误差, 所以, 采用替代法^[16]实现软测量模型的在线修正。图 6 所示为 pH 软测量模型的预测值与人工化验值对比的散点图。对角线上的点表示预测值与离线化验值完全吻合。从图 6 可见, 所有点均匀分布在对角线两侧, 相对误差在 $\pm 5\%$ 的范围内, 表明模型具有较高的稳定性和预测精度。

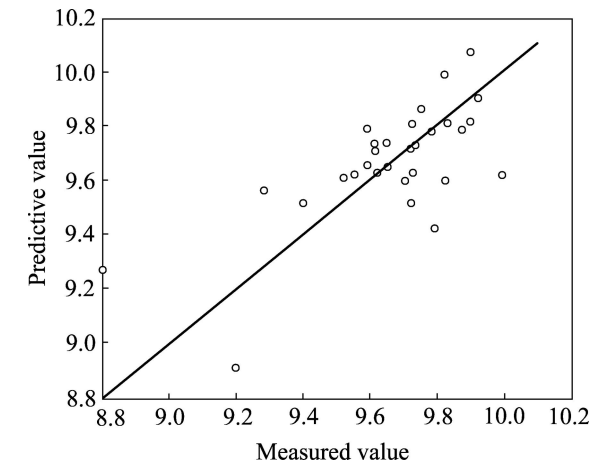


图 6 pH 软测量值与人工化验值对比
Fig.6 Comparison of soft-sensor and measured values

再用单核 LSSVM 在相同条件下建模, 选择高斯核函数, 并采用与本文相同的方法约简核矩阵和寻优模型参数。模型的性能评价指标对比如表 1 所列。其中, Δ 是最大相对误差, σ 是均方根误差。

由表 1 可知, 单核的 LSSVM 建模方法由于采用

表 1 pH 软测量模型性能指标比较
Table 1 Comparison of performance indexes between different pH soft-sensor models

Index	$\Delta/\%$	σ
SMK-LSSVM	4.93	0.17
LSSVM	12.67	0.39

单一的高斯核函数,泛化能力相对不足,pH值预测误差较大,会导致药剂和资源的较大浪费。而基于SMK-LSSVM的pH软测量模型融合学习能力强的高斯核函数与泛化能力强的线性核函数,兼顾了模型的学习能力和泛化能力,最大相对误差为4.93%,表明模型具有较高的预测精度,均方根误差为0.17,表明模型性能稳定,能较好地检测矿浆pH值。

4 结论

1) 矿浆的pH值是泡沫浮选过程的重要监控指标。泡沫表面特征能够实时反应pH值的变化。利用泡沫表面特征作为辅助变量实现pH软测量具有反应迅速等优点,可推广应用于其他关键指标的在线检测。

2) 在线泡沫视频图像表面特征与多核最小二乘支持向量机结合,实现pH软测量,为实时检测矿物浮选矿浆pH值提供一条新的有效途径。

3) 与单核LSSVM软测量方法相比,稀疏多核学习的软测量模型具有更强的学习能力和泛化能力,预测精度更高,性能更稳定,采用基于最近邻山峰聚类的核矩阵约简方法,减小了计算量,缩短了pH值的预测时间,可用于其他类似工业过程指标的软测量建模,取代离线的化学分析。

REFERENCES

- [1] 李艳,孙伟,胡岳华.气泡性质对高岭石浮选行为的影响[J].中国有色金属学报,2009,19(8):1498-1504.
LI Yan, SUN Wei, HU Yue-hua. Effect of bubble properties on flotation behavior of kaolinite[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2009, 19(8): 1498-1504.
- [2] MA X, BRUCKARD W J, HOLMES R. Effect of collector, pH and ionic strength on the cationic flotation of kaolinite[J]. International Journal of Mineral Processing, 2009, 93(1): 54-58.
- [3] 黄宋魏,张博亚,胡娟,邓云英,郑志强. pH计及其在浮选中的应用[J].有色金属:选矿部分,2008(2):41-45.
HUANG Song-wei, ZHANG Bo-ya, HU Juan, DENG Yun-ying, ZHENG Zhi-qiang. The application of pH apparatus in flotation[J]. Nonferrous Metals: Mineral Processing Section, 2008(2): 41-45.
- [4] 贾润达,毛志忠,常玉清,周俊武.钴湿法冶炼萃取过程中的组分含量软测量[J].控制与决策,2009,24(4):632-636.
JIA Run-da, MAO Zhi-zhong, CHANG Yu-qing, ZHOU Jun-wu. Soft sensing for component content in cobalt hydrometallurgy extraction process[J]. Control and Decision, 2009, 24(4): 632-636.
- [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 Mai-xi, 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] LIU B, SU H Y, CHU J. New predictive control algorithms based on least squares support vector machines[J]. Journal of Zhejiang University Science A: Science in Engineering, 2005, 6(5): 440-446.
- [7] 舒服华.基于LS-SVM的铜铬合金挤压加工挤压力预测[J].中国有色金属学报,2008,18(9):1706-1710.
SHU Fu-hua. Prediction model for extrusion force of Cu-0.75Cr alloy based on least square support vector machine[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2008, 18(9): 1706-1710.
- [8] 陈如清,俞金寿.基于粒子群最小二乘支持向量机的软测量建模[J].系统仿真学报,2007,19(22):5307-5310.
CHEN Ru-qing, YU Jin-shou. Soft sensor modeling based on particle swarm optimization and least squares support vector machines[J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(22): 5307-5310.
- [9] 汪洪桥,孙富春,蔡艳宁,陈宁,丁林阁.多核学习方法[J].自动化学报,2010,36(8):1037-1050.
WANG Hong-qiao, SUN Fu-chun, CAI Yan-ning, CHEN Ning, DING Lin-ge. On multiple kernel learning methods[J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(8): 1037-1050.
- [10] 宋海鹰,桂卫华,阳春华.稀疏最小二乘支持向量机及其应用研究[J].信息与控制,2008,37(3):334-345.
SONG Hai-ying, GUI Wei-hua, YANG Chun-hua. Sparse least squares support vector machine and its applications[J]. Information and Control, 2008, 37(3): 334-345.
- [11] 耿增显,柴天佑.基于案例推理的浮选过程智能优化设定[J].东北大学学报:自然科学版,2008,29(6):761-764.
GENG Zeng-xian, CHAI Tian-you. Intelligently optimal index setting for flotation process by CBR[J]. Journal of Northeastern University: Natural Science, 2008, 29(6): 761-764.
- [12] REDDICK J F, HESKETH A H, MORAR S H, BRADSHAW D J. An evaluation of factors affecting the robustness of colour measurement and its potential to predict the grade of flotation concentrate[J]. Minerals Engineering, 2009, 22(1): 64-69.
- [13] YANG C H, XU C H, MU X M, ZHOU K J. Bubble size estimation using interfacial morphological information for mineral flotation process monitoring[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2009, 19(3): 694-699.
- [14] 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.
- [15] 桂卫华, 阳春华, 李勇刚, 贺建军, 尹林子. 基于数据驱动的铜闪速熔炼过程操作模式优化及应用[J]. 自动化学报, 2009, 35(6): 717–724.
- GUI Wei-hua, YANG Chun-hua, LI Yong-gang, HE Jian-jun, YIN Lin-zi. Data-driven operational-pattern optimization for copper flash smelting process[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(6): 717–724.
- [16] 陶少辉, 史书阳, 刘 猛, 金思毅. LS-SVM 模型在线校正的替代法及其软测量应用[J]. 化工自动化及仪表, 2010, 37(8): 15–18.
- TAO Shao-hui, SHI Shu-yang, LIU Meng, JIN Si-yi. Substituting method for LS-SVM online updating and its application to soft sensing[J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2010, 37(8): 15–18.
- (编辑 李艳红)