

doi: 10.11823/j.issn.1674-5795.2015.03.05

基于 LS-SVM 的浮选药剂量优化设定

张新林

(江西省计量测试研究院, 江西 南昌 330002)

摘 要: 针对矿物浮选在线检测 X 荧光分析仪缺失、人工检测严重滞后的问题, 提出基于最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine, LS-SVM)的浮选药剂量优化设定方法。该方法首先利用历史数据建立基于 LS-SVM 的药剂量优化模型, 然后采用该模型实现浮选药剂量的优化设定。工业数据仿真结果表明, 所提方法能够实现浮选生产过程的指标要求。

关键词: 浮选; 过程数据; LS-SVM; 药剂量

中图分类号: TB99; TD923.1

文献标识码: A

文章编号: 1674-5795(2015)03-0024-03

LS-SVM based Optimal Setting of Reagent Dosage for Flotation

ZHANG Xinlin

(Jiangxi Institute of Metrology and Testing, Nanchang 330002, China)

Abstract: X-ray fluorescence analyzer is in deficiency and manual detection results in large time delay in present online detection of mineral flotation. Aiming at these issues, a novel optimal setting of reagent dosage based on least squares support vector machine (LS-SVM) is proposed. Through obtaining a large amount of history process data from flotation running, LS-SVM is used to implement optimal setting of reagent dosage for flotation process. The simulation results based on experiment data prove the effectiveness of the proposed method.

Key words: flotation; process data; LS-SVM; reagent dosage

0 引言

矿物泡沫浮选是利用矿物颗粒表面物理化学性质差异实现不同矿物有效分离的选矿方法, 其高适应性和有效性使之成为分选成份复杂且低品位矿石时常用方法之一^[1]。由于药剂能提高或降低矿物的可浮性, 添加药剂量可实现矿物的有效分选, 因此药剂量控制对矿物浮选效果起着重要作用。实际生产中, 由于检测仪器(X 荧光分析仪)的缺失, 或检测仪器经常堵塞造成不准, 浮选工人通过观察泡沫视觉表面特征, 手动设定浮选药剂量, 导致实时性差, 准确率低, 药剂消耗大, 工况波动频繁。因此, 实时准确地优化设定药剂量对优化浮选生产指标、减少药剂消耗具有重大意义。

为实现浮选药剂量控制, 文献[2]提出了基于模糊自适应 PID 控制的浮选自动加药控制, 首先将参数的定值控制改进为在线测量的优化控制, 然后采用模

糊技术处理加药专家经验, 从而将传统的 PID 控制改进为模糊自适应 PID 控制; 文献[3]介绍了计算机图像采集识别系统和 PLC 自动加药系统组成的智能程控加药系统, 该系统首先提取浮选泡沫图像特征并建立基于泡沫特征的加药量模型, 在此基础上, 开发出加药控制硬件、软件等系统。此外, 国内学者也在浮选加药控制算法上做了一些研究工作。王玉昆等^[4]首先利用支持向量机技术建立基于浮选过程的入矿流量、入矿粒度、入矿浓度、入矿品位、精矿品位等参数的加药量控制模型, 然后利用支持向量机建立基于能量、熵、惯性矩等泡沫纹理特征的加药效果判别模型, 此方法有效地提高了现有浮选药剂量控制的精度; 针对难以建立浮选过程的精矿品位和尾矿品位软测量模型, 文献[5]提出了基于案例推理的浮选过程指标优化设定方法, 然后采用一般控制方法实现浮选过程控制。

本文针对浮选现场检测的工艺参数, 采用基于最小二乘法支持向量机 (LS-SVM) 的药剂量优化设定方法, 并与支持向量机 (SVM)、神经网络等相比较, 验证了本文方法的优越性。

收稿日期: 2014-12-26; **修回日期:** 2015-03-17

作者简介: 张新林(1979-), 工程师, 硕士研究生, 从事温度、压力计量测试与校准工作。

2 基于生产过程数据的药剂量优化设定

2.1 生产过程数据的选取

浮选过程是矿物粒子在固-液-气三相界面发生分选作用, 包含复杂的物理化学过程。实际浮选过程影响浮选药剂量的工艺因素众多, 对于确定的浮选工艺过程, 矿石成分、矿浆温度、搅拌强度等按照工艺设计要求已经确定, 矿浆 pH 值基本稳定在合适的水平上, 因此, 实际影响浮选过程的药剂量因素主要包括给矿品位 G 、给矿浓度 C 、给矿流量 F 、给矿粒度 P 等, 如何根据这些因素条件确定药剂量, 使得精矿品位和尾矿品位满足浮选过程生产指标范围。

2.2 基于 LS-SVM 的精矿品位软测量

最小二乘支持向量机是一种基于结构风险最小化的机器学习方法, 是标准支持向量机的一种扩展。一种经典的支持向量机可表示为

$$y = \mathbf{w}\varphi(\mathbf{x}) + b \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}$ 为输入; y 为输出; φ 表示为样本空间到高维空间的映射; $\mathbf{w}$ 为权; b 为偏差。对于 LS-SVM 的计算可归化为下列优化问题^[6]:

$$\min J\{w, b, e\} = \frac{1}{2}\mathbf{w}^T\mathbf{w} + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad (2)$$

$$\text{s.t. } y_i = \mathbf{w}^T\varphi(\mathbf{x}_i) + b + e_i \quad (3)$$

式中: γ 为惩罚系数; n 为训练样本数; e_i 为每个样本的拟合误差。用拉格朗日法求解该优化问题

$$L\{w, b, e, \alpha\} = \frac{1}{2}\mathbf{w}^T\mathbf{w} + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^n e_i^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i (\mathbf{w}^T\varphi(\mathbf{x}_i) + b + e_i - y_i) \quad (4)$$

式中: α_i 为 Lagrange 乘子。根据 KKT 条件求解方程 (4), 得到

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi(\mathbf{x}_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow - \sum_{i=1}^n \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = \frac{\gamma}{2} e_i \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow \mathbf{w}^T\varphi(\mathbf{x}_i) + b + e_i - y_i = 0 \quad i=1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (5)$$

消除 e 和 w , 即可求出 α 和 b 。

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{I}^T \\ \mathbf{I} & \mathbf{\Omega} + \frac{2}{\gamma}\mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{I} = [1, \dots, 1]^T$, $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_n]^T$, $\mathbf{I}$ 为 n 阶单位阵, $\mathbf{Y} = [y_1, \dots, y_n]^T$, 利用 Mercer 条件^[7], 可得

$$\mathbf{\Omega}_{i,j} = \langle \varphi(\mathbf{x}_i)^T, \varphi(\mathbf{x}_j) \rangle = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad i, j=1, \dots, n \quad (7)$$

式中: $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 为核函数。可选择高斯径向基函数作为核函数, 即

$$K(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_k) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_k\|}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

式中: σ 为高斯核函数宽度。

因此, LS-SVM 回归方程可表示为

$$y = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (9)$$

2.3 参数求解

LS-SVM 模型参数 α_i 和 b 可由式 (6) 计算, 高斯核函数宽度 σ 和惩罚系数 γ 等是非常重要的参数, 可通过最优化模型进行计算。本文采用粒子群优化算法 (PSO) 计算^[8], 有

$$v_{id}(t+1) = \beta v_{id}(t) + c_1 r_1 (P_{id} - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (P_{gd} - x_{id}(t)) \quad (10)$$

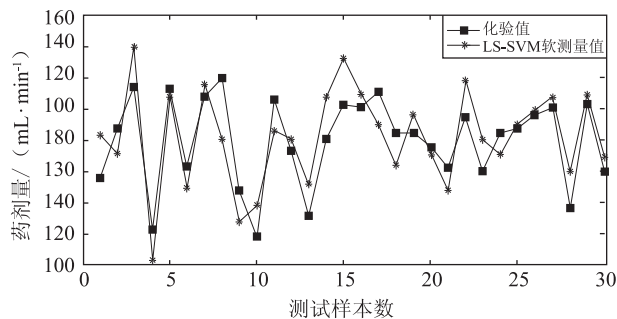
$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (11)$$

式中: x_{id} , v_{id} , P_{id} , P_{gd} 分别表示粒子当前位置、当前速度、当前最佳位置和粒子的最佳位置; β 称为内部系数, 为 $[0, 1]$ 间常量; c_1 和 c_2 为学习速率; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 随机系数。 $v_{id} \in [-v_{\max}, v_{\max}]$, $v_{\max}$ 为最大速率。

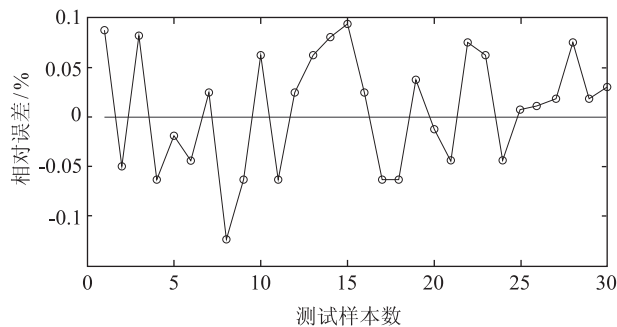
3 仿真

以工业现场浮选过程为对象, 在浮选现场, 每隔半小时人工取样化验 1 次精矿品位, 并同时记录浮选生产过程给矿品位 G 、给矿浓度 C 、给矿流量 F 、给矿粒度 P 、药剂量等工艺值; 并将化验所得的精矿品位值与对应的工艺值构成一组样本数据, 每天得到 8 组数据。选择 230 组数据, 其中 200 组用于 LS-SVM 模型的学习, 30 组数据用于测试。

基于 LS-SVM 的浮选过程药剂量优化设定需要估计的关键参数有高斯核函数的宽度 σ 和正规化参数 γ 。为修正 LS-SVM 模型训练的误差, 可采用化验值和预测值之差作为校正依据。通过采用 PSO 求得 $\sigma = 0.78$, $\gamma = 59$ 。图 1(a) 所示为 LS-SVM 模型的输出值与人工加药的对比, 图 1(b) 所示为模型输出与人工加药的相对误差曲线。由图 1 可见, 最大相对误差为 0.15%, 表明模型具有较高的精度。



(a) LS-SVM模式和人工加药模式



(b) 相对误差曲线

图1 LS-SVM模型和人工加药模式对比及相对误差曲线

为了进一步检验本文方法的性能，分别采用标准SVM和BP神经网络模型实现药剂量优化设定。3种方法的对比结果如表1所示。由表1可见，本文方法的均方根误差RMSE为0.141，最大相对误差(MRE)为0.15%，比其他方法小，表明模型性能稳定，能较好地检测粗选精矿品位。

表1 浮选过程药剂量设定比较

误差	标准 SVM	神经网络	LS-SVM
RMSE	0.153	0.162	0.141
MRE/%	0.173	0.181	0.15

4 结论

浮选药剂量是泡沫浮选中一项非常重要的生产操作变量，能够控制浮选生产指标，在生产过程中控制药剂量显得尤为重要。由于最小二乘支持向量机求解线性方程收敛速度快，模型参数确定较为方便，因此本文将最小二乘支持向量机模型应用于药剂量优化设定，取得了十分有效的应用结果。

参 考 文 献

[1] 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.

[2] 孙振海,罗成名,宋风华. 浮选自动跟踪加药控制系统[J]. 煤炭技术, 2011, 30(4): 119-120.

[3] 林威. 基于数字图像识别的 PLC 智能程控加药系统研究[D]. 长沙: 中南大学, 2008.

[4] 王玉昆,张勇,王介生,等. 基于 SVM 与图像处理技术的浮选加药控制方法研究[C]//第三十一届中国控制会议. 合肥: 中国自动化学会控制理论专业委员会, 2012.

[5] 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, 2009, 29(6): 112-116.

[6] Han M, Han B, Xi J, et al. Universal Learning Network and Its Application for Nonlinear System With Long Time Delay [J]. Computers and Chemical Engineering, 2006, 31(1): 13-20.

[7] Suykens J, Gestel V, Brabanter J D, et al. Least Squares Support Vector Machines[M]. Singapore: World Scientific, 2002.

[8] Guo X C, Yang J H, et al. A novel LS-SVMs hyper-parameter selection based on particle swarm optimization [J]. Neurocomputing, 2008, 71(16): 3211-3215.

(上接第 9 页)

[46] LNE. 7th Workshop on The Analysis of Dynamic Measurements [EB/OL]. [2015-03-20]. <http://www.french-metrology.com/workshop/dynamic-measurement-workshop.asp>.

[47] INRIM. 8th Workshop on The Analysis of Dynamic Measurements[EB/OL]. [2015-03-20]. www.inrim.it/ADM2014/.

[48] Jan Hjelmgren. Dynamic Measurement of pressure-A Literature Survey[R]. Borås: SP REPORT, 2002: 34.

[49] Jan Hjelmgren. Dynamic Measurement of force-A Literature Survey [R]. Borås: SP REPORT, 2002: 27.

[50] Trevor Esward, Clare Matthews, Ben Hughes. System identification and uncertainty evaluation for dynamic force measurements at the micronewton level for space satellite applications[C]//Workshop on Analysis of Dynamic Measurements. Paris: LNE, 2012.

[51] EURAMET. Standards and software to maximize end user uptake of NMI calibrations of dynamic force, torque and pressure sensors [EB/OL]. [2015-03-24]. http://www.euramet.org/research-innovation/search-research-projects/details/?eurametCtcp_project_show%5Bproject%5D=1339.