

融合时/频信息的磨矿过程磨机负荷软测量

汤 健¹, 柴天佑^{1,2}, 赵立杰^{1,3}, 岳 恒², 郑秀萍²

(1. 东北大学 流程工业综合自动化国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110004;

2. 东北大学 自动化研究中心, 辽宁 沈阳 110004; 3. 沈阳化工大学 信息工程学院, 辽宁 沈阳 110142)

摘要: 磨机负荷(ML)是磨矿过程的重要参数, 能否准确地确定ML状态及ML参数直接影响磨矿产品的质量、产量及设备安全. 针对实际生产中只能依据专家经验判断ML状态, 难以检测与ML及ML状态直接相关的ML参数的问题, 本文提出了融合时频信息的ML软测量策略和相应的软测量方法. 该方法首先求取磨机筒体振动及振声信号的频谱, 再采用自适应遗传算法—偏最小二乘(AGA-PLS)选择频谱特征, 然后融合时域电流信号, 基于PLS算法建立融合时频数据特征的ML参数检测模型, 最后通过规则推理模型判别ML状态. 通过实验球磨机的磨矿过程验证了该软测量方法的有效性.

关键词: 磨机负荷(ML); 自适应遗传算法(AGA); 偏最小二乘(PLS); 频谱特征选择; 信息融合
中图分类号: TP29 **文献标识码:** A

Soft sensing mill load in grinding process by time/frequency information fusion

TANG Jian¹, CHAI Tian-you^{1,2}, ZHAO Li-jie^{1,3}, YUE Heng², ZHENG Xiu-ping²

(1. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China;

2. Research Center of Automation, Northeast University, Shenyang Liaoning 110004, China;

3. College Of Information Engineering, Shenyang Institute of Chemical Technology, Shenyang Liaoning 110142, China)

Abstract: Mill load (ML) is a key parameter of grinding process. Whether the status of ML and the parameters of ML can be accurately identified affects the quality and quantity of the product, and the safety of the grinding equipment. In practice, the ML status is monitored by the experience of the experienced operators. The ML parameters relate to ML and ML status directly, which is difficulty to be measured. To deal with these problems, a soft sensor strategy and an approach based on time/frequency information fusion are proposed. In this approach, at first the power spectrum of the shell vibration and acoustical signals are obtained. Then, the frequency spectrum features are selected by using adaptive genetic algorithm-partial least squares (AGA-PLS). These frequency spectrum features are fused with the current signal of the mill motor, constituting the PLS-based model for predicting the ML parameters. Finally the ML status is obtained by the ruler reasoning-based discrimination model. A grinding process experiment in the laboratory-scale ball mill validates the efficacy of the proposed soft sensor approach.

Key words: mill load; adaptive genetic algorithm; partial least squares; frequency spectral feature selection; information fusion

1 引言(Introduction)

球磨机是重大耗能设备, 在水泥、煤炭、化工、电力和冶金等行业中应用广泛^[1-2]. 磨矿过程的磨机负荷(mill load, ML)的准确检测对实现磨矿过程的优化控制和节能降耗意义重大^[2-3]. 实际生产中一般是由操作员通过振声(电耳)、轴承振动或功率等间接方法^[4-5], 凭经验判别ML状态. ML参数与ML状态密切相关, 如磨矿浓度、料球比过大及矿石性质差, 均会引起磨机的过负荷甚至“胀肚”^[6]. 为克服人工操作的主观性和随意性, 常采用ML状态的智能监测

方法^[6-7]. 文献[8]的研究表明, 轴承振动、振声频谱的特征频段与磨机操作参数强相关, 但其研究涉及的ML参数仅有磨矿浓度. 文献[9]指出, 振声的频谱分布与ML参数有显著对应关系. 目前, 基于磨机筒体振动信号的ML检测成为干式球磨机负荷检测的研究热点^[10-11]. 文献[12]结合筒体振动的产生机理和不同研磨条件(干磨、水磨、湿磨)下的时/频域波形的差异, 表明湿式球磨机的频谱与ML参数相关. 频谱数据存在超高维和共线性问题, 不利于构建有效的软测量模型. 综上所述, 本文给出了融合时频信

息的ML软测量策略。

针对工业过程中具有高维和共线性特性的数据, 通常的建模方法有两种^[13]: 一是进行特征提取实现降维和消除共线性, 如采用主元分析, 以提取的特征建立模型; 二是利用同时提取输入输出数据变化率的潜变量建模, 如偏最小二乘方法(partial least squares, PLS)方法。前者存在的问题是, 提取的特征并不一定与输出数据具有最大的相关度, 如本文中的筒体振动频谱与磨机负荷参数料球比间的关系。文献[14]指出, PLS算法是处理共线性、高维、病态数据的有力工具, 且在光谱数据建模中应用广泛^[15]。但是, PLS采用经验风险最小的建模策略, 容易导致模型的过拟合和较差的泛化能力。文献[16]指出, 选择过多的输入变量和潜变量个数, 是PLS模型过拟合的主要原因。因此, 针对如何结合PLS算法选择有效的输入变量的特征选择方法成为研究热点^[17]。遗传算法结合偏最小二乘方法(genetic algorithm-partial least squares, GA-PLS)由Leardi提出, 在谱数据的特征选择^[18]及其他数据的输入变量选择中取得了较好的效果^[19]。

但是, 标准GA具有早熟和进化缓慢的问题, 采用交叉概率和变异概率根据适应度值进行自动调整的自适应遗传算法(adaptive genetic algorithm, AGA)则可以克服此类欺骗问题^[20]。因此, 本文通过AGA-PLS对磨机筒体振动及振声的频谱进行特征选择, 将选择后的谱特征融合时域内的磨机电流

信号, 建立了以时频混合信号为模型输入, 磨矿浓度、料球比、充填率为输出的ML参数检测模型, 最后通过规则推理实现了ML状态的有效判别。通过实验磨机磨矿过程的实测数据, 验证了该软测量方法的有效性, ML参数检测精度和ML状态识别率较高。

2 磨机负荷软测量策略(Strategy of ML soft sensor)

磨矿过程是闭路循环作业, 具有典型的非线性、强耦合等综合复杂特性。球磨机是磨矿过程的瓶颈作业, 其负荷的高低制约着该过程的生产效率^[1]。物料的粉碎过程涉及破碎力学、矿浆流变学、化学腐蚀等复杂的物理化学过程。结合机理与实验的定性分析, 文献[12]指出筒体振动频谱与ML参数, 尤其是磨矿浓度直接相关。已有研究表明, 振声信号与料球比、电流信号与充填率相关性较强^[2,5]。振动、振声等数据与ML状态间存在复杂的耦合关系、冗余性、互补性、甚至矛盾性, 使得直接采用单一或多源信号反映的ML状态具有不确定性。依据研磨机理测量ML参数, 并依据现场专家经验判别ML状态是ML检测的最佳方式。

综上, 建立了如图1所示的融合振动、振声频谱特征及时域电流信号ML软测量策略。该策略依据ML参数与频谱相关的特性, 通过谱特征的提取和选择, 实现ML参数检测模型的最优输入。该策略同时检测ML参数及判别ML状态, 为磨机的优化控制提供有效依据。

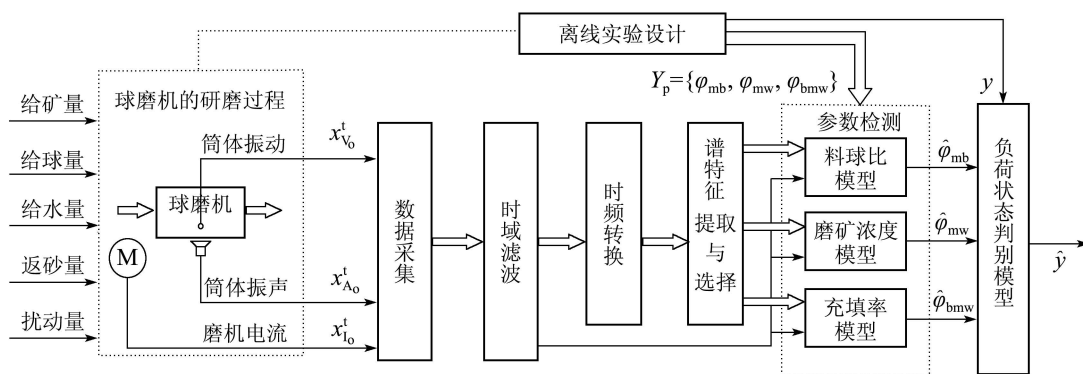


图1 磨机负荷软测量模型的策略

Fig. 1 Strategy of ML soft sensor

该策略由6部分组成: 数据采集、时域滤波、时频转换、谱特征提取与选择、参数检测及负荷状态判别。数据采集模块完成筒体振动、振声、磨机电流信号的采集; 时域滤波模块进行数据离群点剔除、中心化处理、振动/振声数据的重采样及滤除高频和低频干扰; 时频转换模块将特征难以提取的时域信号转换为更易于特征提取的频域信号; 谱特征提取与选择模块实现高维频谱数据的降维及不同负荷参数

模型输入的优化选择; 参数检测模块则融合谱特征和时域电流信号, 预测ML参数; 负荷状态判别模块则是综合过程知识、领域专家经验依据ML参数判别ML状态。

3 磨机负荷软测量方法(Approach of mill load soft sensor)

根据以上的建模策略, 提出了如图2所示的软测

量方法. 该方法首先通过AGA-PLS选择振动频谱分谱变量 $\mathbf{x}_{V_i}^f$ 和振声频谱分谱变量 $\mathbf{x}_{A_i}^f$; 合并时域磨机电流 x_1^t 组成混合输入变量 $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_{V_i}^f, \mathbf{x}_{A_i}^f, x_1^t)$; 然后采用基于PLS的融合时频信息的参数检测模型

检测ML参数 $\varphi_{mb}, \varphi_{mw}, \varphi_{bmw}$, 最后基于规则推理判别ML状态. 其中, 上标 t 和 f 分别表示时域和频域信号; $i = mb, mw$ 和 bmw 时分别对应料球比、磨矿浓度和充填率.

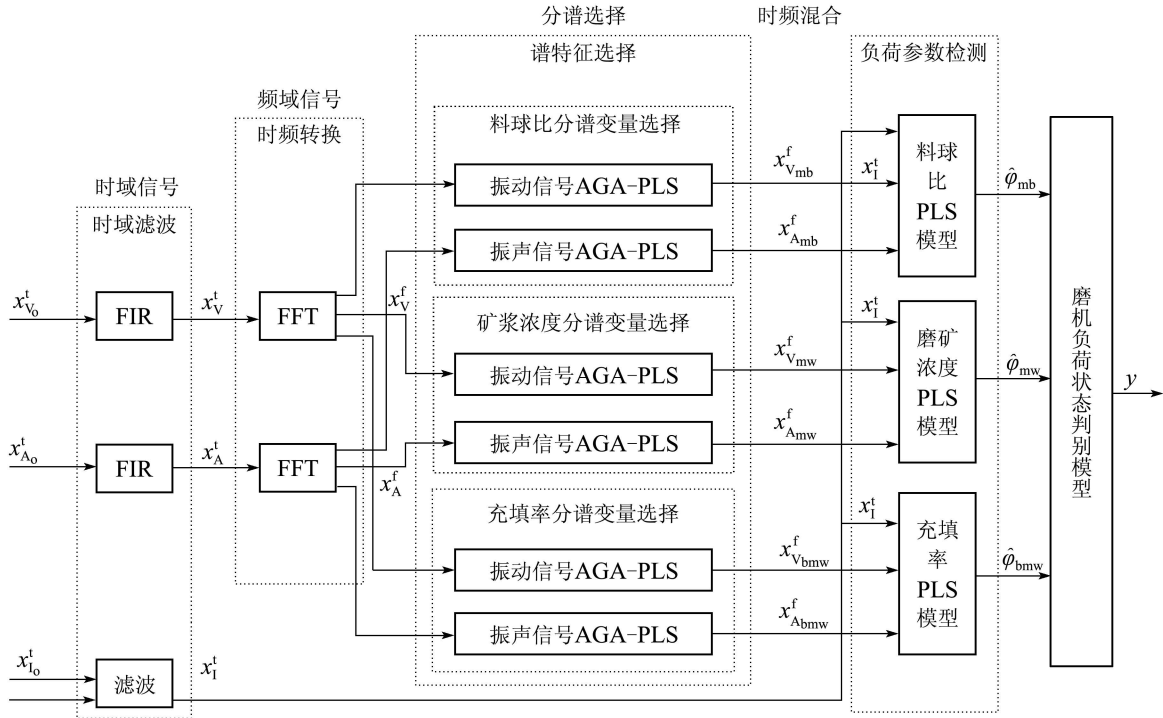


图2 基于AGA-PLS的ML软测量方法

Fig. 2 Soft sensor approach of ML based on AGA-PLS

3.1 频谱特征选择方法(Selection approach of frequency spectral features)

PLS算法是一种将高维空间信息投影到由几个互相独立的隐含变量组成的低维信息空间的多元线性回归方法^[14], 其原理为: 假设 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 标准化为 \mathbf{E}_0 和 \mathbf{F}_0 . 记 \mathbf{t}_1 是 \mathbf{E}_0 的第1个成分, $\mathbf{t}_1 = \mathbf{E}_0 \mathbf{w}_1$; \mathbf{w}_1 是 \mathbf{E}_0 的第1个轴且有 $\|\mathbf{w}_1\| = 1$. 记 \mathbf{u}_1 为 \mathbf{F}_0 的第1个成分, $\mathbf{u}_1 = \mathbf{F}_0 \mathbf{c}_1$; \mathbf{c}_1 是 \mathbf{F}_0 的第1个轴且有 $\|\mathbf{c}_1\| = 1$. 根据主成分原理, 要求 \mathbf{t}_1 和 \mathbf{u}_1 的协方差达到最大. 因此, 需要解决如下优化问题:

$$\begin{aligned} & \max \{ \mathbf{E}_0 \mathbf{w}_1, \mathbf{F}_0 \mathbf{c}_1 \}, \\ & \text{s.t.} \begin{cases} \mathbf{w}_1^T \mathbf{w}_1 = 1, \\ \mathbf{c}_1^T \mathbf{c}_1 = 1. \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

采用拉格朗日算法求解, 记

$$s = \mathbf{w}_1^T \mathbf{E}_0^T \mathbf{F}_0 \mathbf{c}_1 - \lambda_1 (\mathbf{w}_1^T \mathbf{w}_1 - 1) - \lambda_2 (\mathbf{c}_1^T \mathbf{c}_1 - 1), \quad (2)$$

其中: $\lambda_1 \geq 0, \lambda_2 \geq 0$. 解上式, 可得 \mathbf{w}_1 和 \mathbf{c}_1 分别是矩阵 $\mathbf{E}_0^T \mathbf{F}_0 \mathbf{F}_0^T \mathbf{E}_0$ 和 $\mathbf{F}_0^T \mathbf{E}_0 \mathbf{E}_0^T \mathbf{F}_0$ 的最大特征值; 从

而求得 \mathbf{t}_1 和 \mathbf{u}_1 . 进一步, 可以得到:

$$\mathbf{E}_0 = \mathbf{t}_1 \mathbf{p}_1^T + \mathbf{E}_1, \quad (3)$$

$$\mathbf{F}_0 = \mathbf{u}_1 \mathbf{q}_1^T + \mathbf{F}_1^0, \quad (4)$$

$$\mathbf{F}_0 = \mathbf{t}_1 \mathbf{r}_1^T + \mathbf{F}_1, \quad (5)$$

其中:

$$\mathbf{p}_1 = \frac{\mathbf{E}_0^T \mathbf{t}_1}{\|\mathbf{t}_1\|^2}, \quad \mathbf{q}_1 = \frac{\mathbf{F}_0^T \mathbf{u}_1}{\|\mathbf{u}_1\|^2}, \quad \mathbf{r}_1 = \frac{\mathbf{F}_0^T \mathbf{t}_1}{\|\mathbf{t}_1\|^2},$$

$\mathbf{E}_1, \mathbf{F}_1^0$ 和 \mathbf{F}_1 是残差矩阵. 用残差矩阵 \mathbf{E}_1 和 \mathbf{F}_1 取代 \mathbf{E}_0 和 \mathbf{F}_0 , 采用相同的方法求第2个主成份 \mathbf{t}_2 和 \mathbf{u}_2 , 直到残差矩阵 $\mathbf{E}_h = \mathbf{F}_h = 0$.

遗传算法是模仿生物遗传和自然选择机理的优化算法, 不受目标函数连续性、可导性等限制, 能够以较大的概率找到全局最优解, 对流程工业中复杂的非线性、离散、含有噪声的高维数据有很强的处理能力. AGA采用交叉概率和变异概率根据适应度值进行自动调整的方式克服标准GA的早熟和进化缓慢的问题.

AGA与PLS结合进行谱变量特征选择的过程如图3所示.

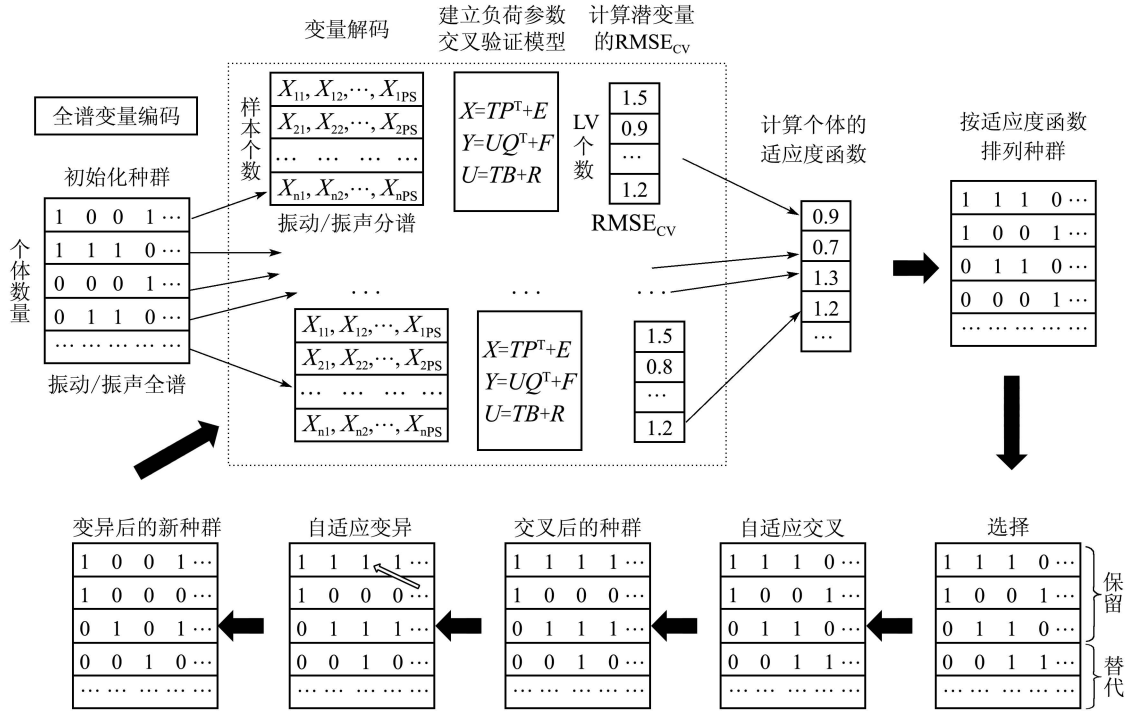


图 3 基于AGA-PLS的频谱特征选择示意图

Fig. 3 Flow chart of frequency spectral features select based on AGA-PLS

1) 频谱编码.

为提高寻优速度, 振动及振声信号的频谱区间等分为若干个子频段. 对子频段进行二进制编码, 0代表未被选中, 1代表选中.

2) 适应度函数的设计.

采用PLS交叉验证模型中的均方根误差作为种群个体的适应度函数. 其定义如下:

$$F(j) = \min\{RMSECV(1), \dots, RMSECV(LV_{\max})\}, \quad (6)$$

其中: j 表示种群中的第 j th个个体, LV_{\max} 表示建立交叉验证模型的最大潜变量个数. $RMSECV(h)$ 表示采用 h 个潜变量建模时的均方根交叉验证误差:

$$RMSECV(h) = \sqrt{\frac{\sum(\hat{y}_h - y)^2}{n}}/k, \quad (7)$$

其中: n 为样本数量; $h = 1, \dots, LV_{\max}$, 为建立交叉验证模型时采用的主元个数; k 表示对每个个体PLS模型进行交叉验证的迭代次数; $\sum(\hat{y}_h - y)^2$ 为采用 h 个潜变量建模的交叉验证模型的累积预测误差平方和.

3) 自适应交叉和变异概率 p_c 和 p_m .

文献[19]提出了 p_c 和 p_m 随着适应度的变化进

行动态调整的方法:

$$\begin{cases} p_c = p_{k1} \frac{f_{\max} - f_{lar}}{f_{\max} - f_{ave}}, & f_{lar} \geq f_{ave}, \\ p_c = p_{k2}, & f_{lar} \leq f_{ave}, \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} p_m = p_{k3} \frac{f_{\max} - f_{lar}}{f_{\max} - f_{ave}}, & f_{lar} \geq f_{ave}, \\ p_m = p_{k4}, & f_{lar} \leq f_{ave}, \end{cases} \quad (9)$$

其中: p_{k1}, p_{k2}, p_{k3} 和 p_{k4} 均小于1; f_{ave} 和 f_{lar} 是种群的平均和最大适应度; f_{lar} 是进行交叉的个体中较大适应度. 因进化初期群体中的优良个体不一定是优化的全局最优解, 上述方法易使进化走向局部最优解. 因此, 将群体中最大适应度值的个体的交叉率和变异率分别提高到 p_{c2} 和 p_{m2} , 如下所示:

$$\begin{cases} p_c = p_{c1} - \frac{(p_{c1} - p_{c2})(f_{\max} - f_{lar})}{f_{\max} - f_{ave}}, & f_{lar} \geq f_{ave}, \\ p_c = p_{c1}, & f_{lar} \leq f_{ave}, \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} p_m = p_{m1} - \frac{(p_{m1} - p_{m2})(f_{\max} - f_{lar})}{f_{\max} - f_{ave}}, & f_{lar} \geq f_{ave}, \\ p_m = p_{m1}, & f_{lar} \leq f_{ave}. \end{cases} \quad (11)$$

4) AGA-PLS的操作.

随机初始化种群, 指定最大迭代次数, 设定交叉率和变异率的初始值及交叉验证模型中的最大潜变量个数. 首先对初始种群中个体的离散频谱

特征的编码进行译码, 然后建立PLS交叉验证模型, 计算个体适应度值; 按适应度值的大小对个体进行排序, 选择最佳个体, 随机排序后替换适应度较弱的个体; 交叉方式采用单点, 随机选择交配的父亲体和交叉点; 最后, 采用更新后的种群继续循环操作直到循环终止条件满足, 算法结束.

3.2 磨机负荷参数软测量模型(Soft sensor model of ML parameters)

振动、振声、电流信号间存在未知的冗余与互补关系. 不同的ML参数对应的频谱特征不同. 采用PLS方法分别建立了融合频谱特征和时域电流信号的ML参数检测模型. 每个模型的输入均包括振动谱特征、振声谱特征、时域电流信号3部分, 但输入变量的维数不同, 结构如图4所示.

3.3 磨机负荷状态判别模型(Discrimination model of ML status)

料球比、磨矿浓度、充填率3个参数均与ML状

态相关, 任一参数的过大均会引起磨机的过负荷^[6]. 采用原型分析方法, 结合专家判断ML状态的经验, 整理成如下的产生式专家规则:

规则: 若<前提>, 则<结论>.

总结得到如下的15条规则, 部分规则如表1所示, 其中: U_1, U_2, V_1, V_2, W_1 和 W_2 表示设定阈值.

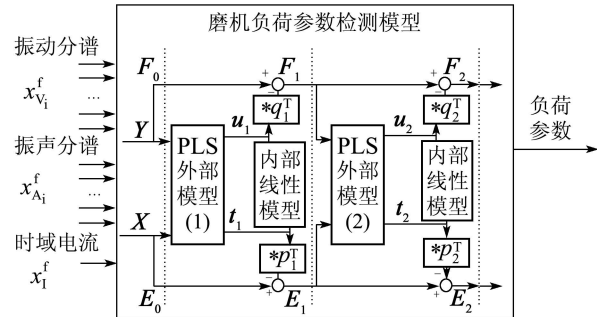


图4 磨机负荷参数软测量模型

Fig. 4 Soft sensor models of ML parameters

表1 磨机负荷状态识别规则

Table 1 Discrimination rulers of ML status

规则	前提	结论
规则 1	$\varphi_{mb} \leq U_1, \varphi_{mw} \geq V_2, \varphi_{bmw} \leq W_1$	欠负荷
规则 2	$U_2 \geq \varphi_{mb} \geq U_1, \varphi_{mw} \geq V_2, \varphi_{bmw} \leq W_1$	欠负荷
规则 3	$U_2 \geq \varphi_{mb} \geq U_1, \varphi_{mw} \leq V_2, \varphi_{bmw} \geq W_1$	适中负荷
⋮	⋮	⋮
规则 15	$\varphi_{mb} \geq U_2, V_2 \geq \varphi_{mw} \geq V_1, W_2 \geq \varphi_{bmw} \geq W_1$	过负荷

4 实验研究(Experimental research)

4.1 时频转换(Time/frequency domain transform)

将所提方法应用于实验球磨机, 分别进行了空转、空砸、干磨、水磨和湿磨6种不同研磨条件下的对比试验, 实验设备、设计方案及实验方法详见文献[12]. 对磨机振动及振声信号采用改进的周期图法(Welch)进行功率谱密度(power spectral density, PSD)估计.

分析结果表明, ML参数与PSD各频段具有较强相关性; 矿浆的流变作用导致湿式球磨机振动及振声信号的时域特征难以提取. 球、料、水负荷中, 两种负荷保持恒定而另一种负荷变化时的振动频谱的瀑布图详见文[12]. 介质充填率影响频谱的幅值和频率分布, 尤其是高频部分; 但短时间内介质充填率基本保持恒定. 随着磨矿浓度的增加, 频谱幅值降低, 高频部分减弱; 随着磨矿浓度的降低, 充填率的上升, 幅值增加.

4.2 频谱特征选择(Selection of frequency spectral features)

筒体振动及振声的不同子频段与不同的ML参数具有不同的相关性. AGA-PLS参数: 频谱区间长度100, 初始群体60, 最大选取变量数40%,

$$p_{c1} = 0.9, p_{c2} = 0.6, p_{m1} = 0.1, p_{m2} = 0.001,$$

遗传迭代次数100, 最大潜变量个数10; 交叉验证迭代次数3. 最终, 料球比、磨矿浓度和充填率模型选择的振动及振声信号的谱频段的个数分别为16和7, 9和8, 8和8.

4.3 磨机负荷参数软测量(Soft sensor of ML parameters)

采用AGA-PLS方法选择的特征谱变量, 采用13个样本建立融合时频信息的ML参数软测量模型. 采用与建模数据在同一数据空间的新样本对模型进行测试, 图5-7给出了模型的预测曲线. 采用主元回归(PCR)及基于全谱的PLS方法与本文所

提方法进行了比较. 误差统计结果详见表2.

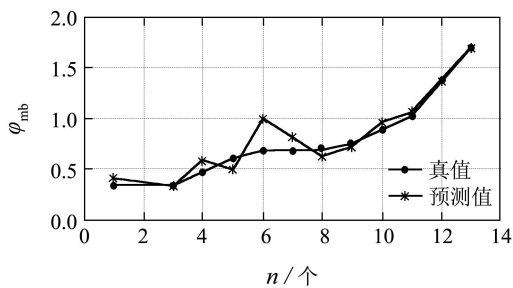


图5 球料比预测曲线

Fig. 5 Prediction curves of material to ball volume ratio

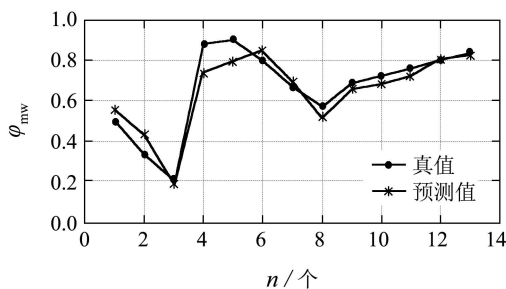


图6 磨矿浓度预测曲线

Fig. 7 Prediction curves of pulp density

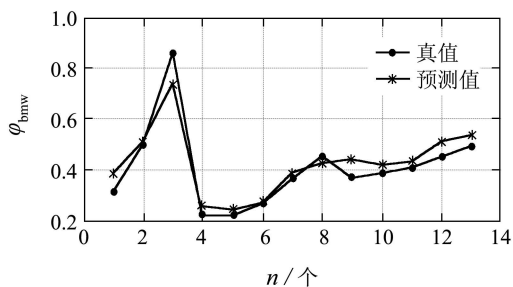


图7 充填率预测曲线

Fig. 7 Prediction curves of charge volume ratio

表2 软测量模型的误差(RMSSE)统计结果

Table 2 Errors statistic results of soft sensor models

	料球比	磨矿浓度	充填率
振动PLS	0.4002	0.1429	0.1793
振动PCR	0.3533	0.1358	0.1494
振动AGA-PLS	0.2328	0.0953	0.1811
振声PLS	0.3179	0.2932	0.2578
振声PCR	0.3329	0.3004	0.3557
振声AGA-PLS	0.2736	0.2046	0.1932
振动振声PLS	0.2711	0.2141	0.1922
振动振声PCR	0.2878	0.2135	0.1942
振动振声AGA-PLS	0.1771	0.1112	0.1273
振动振声AGA-PLS电流	0.1771	0.1104	0.1172

由表2可得如下结论: 1) 磨机筒体振动信号灵敏度高于振声信号; 2) 磨矿浓度与筒体振动具有较强的相关性, 符合振动信号的产生机理; 3) 基于

频谱特征选择的模型精度高; 4) 多源信号间存在冗余与互补, 融合能够提高模型精度. 但是, 磨机电流在模型中的作用并不明显, 这与实验磨机有关.

4.4 磨机负荷状态判别(Discrimination of ML status)

设定料球比阈值为0.60和0.85; 磨矿浓度阈值为0.57和0.80; 充填率阈值为0.32和0.45, 对负荷状态进行推理判别. 判别结果如表3所示.

表3 ML状态判别结果

Table 2 Discrimination results of ML status

	欠负荷	适中负荷	过负荷	识别率
电流信号	2/4	5/6	0/3	7/13
振声信号	2/4	6/6	0/3	8/13
振动信号	3/4	5/6	1/3	9/13
融合信号	4/4	6/6	2/3	12/13

由表3可知, 基于单一信号的ML状态识别率比较低, 但是不同信号误判样本并不相同, 说明了不同信号对不同的ML参数具有不同的相关性. 融合多传感器信息后, 对ML参数的检测精度提高, 从而提高了ML状态的识别率, 达到92.31%.

5 结论(Conclusion)

本文依据ML参数与筒体振动频谱的相关性和工业现场领域专家判别ML状态的经验, 提出了融合时频信息的ML软测量策略. 通过AGA-PLS算法对振动及振声频谱进行频谱特征选择, 建立了基于PLS的ML参数检测模型及基于规则推理的ML状态判别模型. 解决了磨机筒体振动及振声信号特征难以提取、ML参数难以检测、多传感器信息难以合理融合、频谱变量维数高导致模型泛化能力差等问题, 增强了ML参数检测模型的预测能力, 提高了ML状态判别模型的识别率. 通过实验磨机的间歇式的磨矿实验验证了该方法有效性. 进一步的研究是通过实验磨机的连续磨矿实验和工业磨机实验验证本文所提方法.

参考文献(References):

[1] ZHOU P, CHAI T Y, WANG H. Intelligent optimal-setting control for grinding circuits of mineral processing[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2009, 6(4): 730 – 743.

[2] 王泽红, 陈炳辰. 球磨机负荷检测的现状与发展趋势[J]. *中国粉体技术*, 2001, 7(1): 19 – 23.
(WANG Zehong, CHEN Bingchen. Present state and development trend for ball mill load measurement [J]. *China Powder Science and Technology*, 2001, 1(1): 19 – 23.)

[3] 张立岩, 柴天佑. 氧化铝回转窑制粉系统磨机负荷的智能控制[J]. *控制理论与应用*, 2010, 27(11): 1471 – 1478.

- (HANG Liyang, CHAI Tianyou. Intelligent mill-load control for pulverizing system in alumina sintering process[J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(11): 1471 – 1478.)
- [4] ZBHAUMIK A, SIL J, BANERJEE S. Designing of intelligent expert control system using petri net for grinding mill operation[J]. *WSEAS Transactions on Applications*, 2005, 4(2): 360 – 365.
- [5] NIEROP M A V, MOYS M H. Exploration of mill power modeled as function of load behaviour[J]. *Minerals Engineering*, 2001, 14 (10): 1267 – 1276.
- [6] 周平, 柴天佑. 磨矿过程磨机负荷的智能监测与控制[J]. *控制理论与应用*, 2008, 25(6): 1095 – 1099.
(ZHOU Ping, CHAI Tianyou. Intelligent monitoring and control of mill load for grinding processes[J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(6): 1095 – 1099.)
- [7] 白锐, 柴天佑. 基于数据融合与案例推理的球磨机负荷优化控制[J]. *化工学报*, 2009, 60(7): 1746 – 1751.
(BAI Rui, CHAI Tianyou. Optimization control of ball mill load in blending process with data fusion and case-based reasoning[J]. *Journal of Chemical Industry and Engineering*, 2009, 60(7): 1746 – 1751.)
- [8] ZENG Y G, FORSSBERG E. Application of vibration signal measurement for monitoring grinding parameters[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 1994, 8(6): 703 – 713.
- [9] 毛益平. 磨矿过程智能控制策略的研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2001.
(MAO Yiping. *Study on intelligence control strategy of ball mill Process*[D]. Shenyang: Northeastern University, 2001.)
- [10] GUGEL K, PALCIOS G, RAMIREZ J, et al. Improving ball mill control with modern tools based on digital signal processing (dsp) technology[C] // *Proceedings of IEEE Cement Industry Technical Conference*. New York: IEEE, 2003, 1: 311 – 318.
- [11] HUANG P, JIA M P, ZHONG B L. Investigation on measuring the fill level of an industrial ball mill based on the vibration characteristics of the mill shell[J]. *Minerals Engineering*, 2009, 22(14): 1200 – 1208.
- [12] TANG J, ZHAO L J, ZHOU J W, et al. Experimental analysis of wet mill load based on vibration signals of laboratory-scale ball mill shell[J]. *Minerals Engineering*, 2010, 23(9): 720 – 730.
- [13] LIU J L. On-line soft sensor for polyethylene process with multiple production grades[J]. *Control Engineering Practice*, 2007, 15(7): 769 – 778.
- [14] QIN S J. Statistical process monitoring: basics and beyond[J]. *Journal of Chemometric*, 2003, 17(8): 480 – 502.
- [15] FELICIO C C, BRAS L P, LOPES B J, et al. Comparison of PLS algorithms in gasoline and gas oil parameter monitoring with MIR and NIR[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2005, 78(1/2): 74 – 80.
- [16] HAWKINS D M. The problem of overfitting[J]. *Journal of Chemical Information and Computer Sciences*, 2004, 44 (1): 1–12.
- [17] YANG Z J, YOU W J, JI G L. Using partial least squares and support vector machines for bankruptcy prediction[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(7): 8336 – 8342.
- [18] LEARDI R, GONZALEZ A L. Genetic algorithms applied to feature selection in PLS regression: how and when to use them[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 1998, 41(2): 195 – 207.
- [19] WIEGAND P, PELL R, COMAS E. Simultaneous variable selection and outlier detection using a robust genetic algorithm[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2011, 38(7): 8336 – 8342.
- [20] SRINIVAS M, PATNAIK L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithm[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1994, 24(4): 656 – 667.

作者简介:

汤健 (1974—), 男, 博士研究生, 目前研究方向为综合自动化系统, 基于数据的软测量建模等, E-mail: tjian001@126.com;

柴天佑 (1947—), 男, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士, 主要研究方向为自适应控制、多变量智能解耦控制与流程工业综合自动化等, E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn;

赵立杰 (1970—), 女, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为建模、故障诊断及复杂工业过程优化等, E-mail: zljunlun@163.com;

岳恒 (1968—), 男, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为多变量智能解耦、复杂工业过程的建模与优化等, E-mail: hengyue@mail.neu.edu.cn;

郑秀萍 (1966—), 女, 教授, 主要研究方向为流程工业综合自动化研究与应用等, E-mail: xiupingzheng@263.net.