

一种多尺度球磨机筒体振动频谱分析与建模方法

刘卓¹, 柴天佑¹, 汤健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 110819; 2. 中国人民解放军92941部队, 辽宁 葫芦岛 125001)

摘 要: 针对基于传统快速傅里叶变换获得的单尺度筒体振动频谱难以有效揭示磨机研磨机理和筒体振动信号组成,以及现有文献中经验模态分解(EMD)技术预测精度低的问题,提出了基于偏最小二乘算法的多尺度筒体振动频谱分析与建模方法. 该方法首先采用经验模态分解技术将筒体振动信号分解为具有不同时间尺度的内禀模态函数(IMF),接着通过傅里叶变换获得多尺度频谱,最后采用基于偏最小二乘算法的潜变量贡献率分析和选择不同尺度频谱,并建立融合不同尺度频谱的磨机负荷参数软测量模型. 采用实验球磨机的实验数据仿真验证了所提方法的有效性.

关 键 词: 多尺度频谱;经验模态分解(EMD);偏最小二乘算法(PLS);筒体振动;磨机负荷

中图分类号: TP 274 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2015)03-0305-04

Multi-scale Shell Vibration Frequency Spectrum Analysis and Modeling Approach of Ball Mill

LIU Zhuo¹, CHAI Tian-you¹, TANG Jian²

(1. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. Unit 92941, PLA, Huludao 125001, China. Corresponding author: LIU Zhuo, E-mail: liuzhuo@ise.neu.edu.cn)

Abstract: Single-scale shell vibration frequency spectrum cannot reflect grinding mechanism of ball mill and analyze the composition of shell vibration signal. The empirical mode decomposition (EMD) based on soft sensor methods in present literature have poor prediction accuracy. Aiming at these problems, a new multi-scale shell vibration frequency spectrum analysis and modeling approach based on the partial least squares (PLS) algorithm was proposed. Firstly, the shell vibration acceleration signal was decomposed into different time-scale intrinsic mode functions (IMF) adaptively. Then, multi-scale frequency spectrum was obtained by using fast Fourier transform to different IMFs. Finally, different scale frequency spectrum was analyzed and selected by the latent variables contribution of the PLS algorithm. In addition, mill load parameters' soft sensor model was constructed by fusing these selected multi-scale frequency spectrum. Simulation results based on experimental data of the laboratory ball mill validate the effectiveness of the proposed method.

Key words: multi-scale frequency spectrum; empirical mode decomposition (EMD); partial least squares(PLS) algorithm; shell vibration; mill load

实时准确检测磨机负荷是实现磨矿过程优化运行的关键因素之一^[1]. 基于磨机筒体振动信号开发磨机负荷在线检测仪表已经成为应用干式球磨机、湿式球磨机、半自磨机等不同工艺流程磨矿

过程的关注焦点^[2-3]. 磨机内部的料球比(MBVR)、磨矿浓度(PD)和充填率(CVR)等磨机负荷参数与磨机负荷直接相关. 文献[4]对不同研磨工况下的实验球磨机筒体振动信号采用传

收稿日期: 2014-01-07

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61020106003, 61273031, 61304107); “十二五”国家科技支撑计划项目(2012BAF19G00); 国家博士后科学基金资助项目(2013M532118); 教育部新世纪人才支持计划项目(NCET-12-0104); 辽宁省优秀人才培养计划项目(LJQ2012020).

作者简介: 刘卓(1979-),女,辽宁锦州人,东北大学博士研究生; 柴天佑(1947-),男,甘肃兰州人,东北大学教授,博士生导师,中国工程院院士.

统快速傅里叶变换至频谱获得的单尺度频谱信号进行了对比分析,并建立了基于主元分析(PCA)和最小二乘支持向量机(LS-SVM)的磨机负荷参数软测量模型.针对单尺度频谱存在的高维共线性的特点,文献[5]通过提取和选择筒体振动信号的多种频谱特征建立了基于组合优化算法的磨机负荷参数软测量模型,但这种基于单尺度筒体振动频谱建立的软测量模型泛化性差、精度低.

筒体振动信号由大量不同强度、不同频率的合力冲击而产生,具有较强的非平稳性.经验模态分解(EMD)可将原始时域信号分解为具有时频特性的内禀模态函数(IMFs)^[6],在故障诊断领域得到了广泛应用^[7-8].针对这一特点,文献[9]将筒体振动信号采用经验模态分解(EMD)自适应分解为具有时频特性的内禀模态函数(IMFs),结合功率谱密度(PSD)和偏最小二乘(PLS)算法进行了分析;文献[10]基于 PLS 模型潜变量方差贡献率选择子模型建立了基于 EMD 和 PLS 的选择性集成建模方法;文献[11]基于互信息(MI)方法分析和选择 IMF 频谱特征,建立了选择性融合筒体振动和振声频谱特征的软测量模型,对采用

IMF 频谱特征建模进行了有益尝试,但上述方法的建模精度均不理想.上述基于 EMD 的文献,只对磨机旋转 4 个周期的数据进行处理建模,未考虑磨机研磨过程中物料粒度逐渐变小对筒体振动及振声频谱的影响;而且测量模型建模时只是注重于单个尺度 IMF 频谱的建模精度,未考虑直接融合多尺度 IMF 频谱,未充分利用 PLS 算法所固有的能够消除高维输入变量共线性的特性.综上,本文对不同旋转周期的筒体振动信号进行了 EMD 分解和分析,并结合工业过程确定筒体振动信号的处理周期,基于已有研究基础,提出基于偏最小二乘的多尺度球磨机筒体振动频谱分析与建模方法,采用实验球磨机的实验数据验证了所提方法的有效性.

1 筒体振动信号自适应分解

采用与文献[4]相同的实验数据对空转筒体振动信号进行多尺度分析.磨机旋转 4 周期信号的时域和频域曲线如图 1 所示.

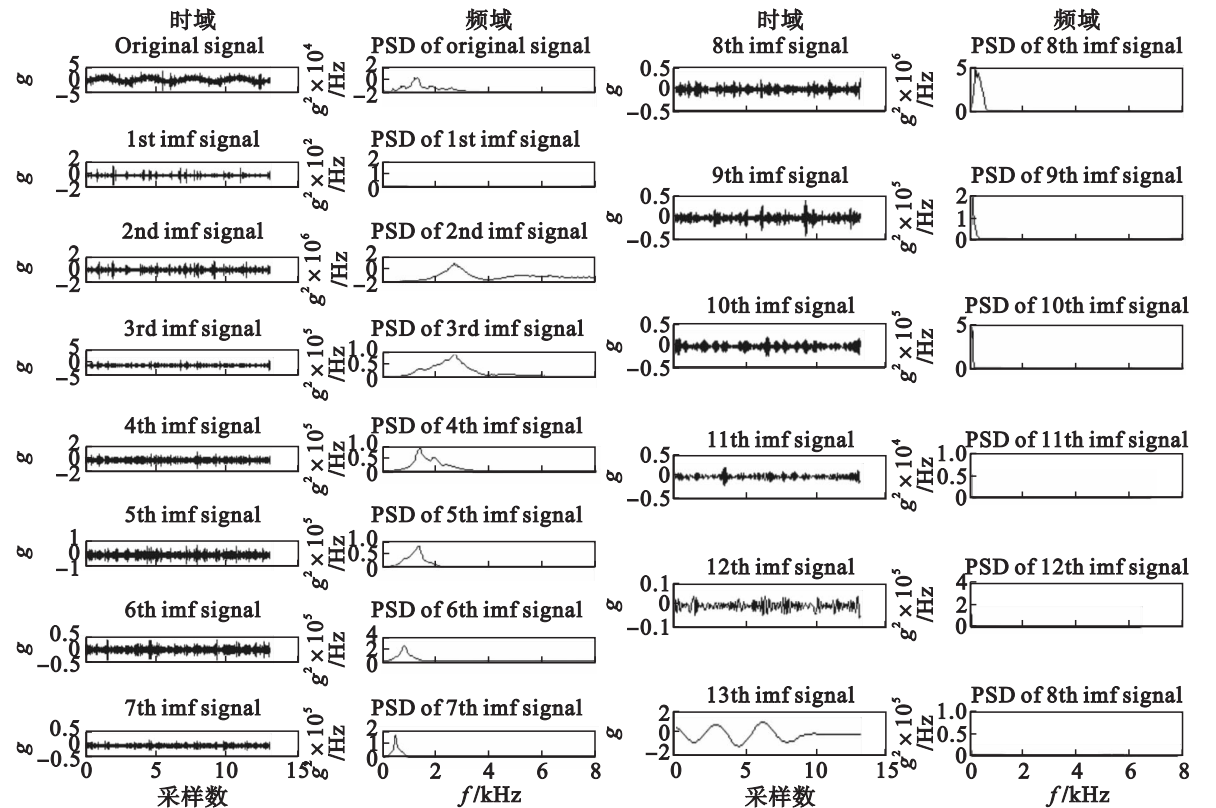


图 1 磨机空转时筒体振动信号的多尺度曲线
Fig. 1 Multi-scale curves of zero load for shell vibration

图 1 分别给出了实验球磨机筒体振动时域和频域的原和 1 ~ 13 IMF 曲线,其中原始频谱的频段的范围是从 100 ~ 12 000 Hz,主要原因是前

100 Hz 的频谱是由球磨机筒体的自身旋转传动引起的,其幅值远大于后面频谱.图 1 表明,EMD 可以将磨机空转振动信号按时间尺度从低到高进

行自适应分解,尤其是第 13 个 IMF 信号,明显为 4 个周期,与磨机旋转周期相符合;频谱信号的幅值范围为 0 ~ 0.02 Hz,是其他 IMF 频谱范围的 100 ~ 1 000 倍,表明引起磨机筒体振动信号的力主要是由磨机旋转引起的.这是由于实验磨机自身存在的偏心、质心不平衡等因素引起的.可见,不同磨机设备状态不同,其信号分解结果也将存在差异.

从工业实际的角度(如果监测不及时,磨机可在 1 min 内堵磨)和空转信号的稳定程度上(不同旋转周期 EMD 分析的 IMF 数量不同),选择 4 个分析周期较为适合.本文考虑到磨机研磨过程中物料粒度逐渐变小对筒体振动及振声频谱的影响,对磨机研磨 1 min 内的筒体数据按每段 4 个旋转周期求取多尺度频谱后,再对全部数据进行平均处理.

2 基于 PLS 潜变量的多尺度频谱分析与建模

借鉴已有文献[6]中判断 IMF 频谱贡献的方法,本文定义了 IMF 频谱相对系数;其定义综合考虑了磨机负荷参数和 IMF 频谱潜变量贡献率,固定潜在主元数量的 IMF 频谱模型测误差相对于原始信号频谱模型的建模精度,如式(1)所示:

$$J_{\text{IMF}j} = \gamma_1 c_Y^{\text{IMF}j} + \gamma_2 c_X^{\text{IMF}j} + \gamma_3 c_{\text{RMSSE}}^{\text{IMF}j}. \tag{1}$$

$$c_Y^{\text{IMF}j} = \frac{P_{Y-\text{Block}}^{\text{IMF}j}}{P_{\text{ORI}}^{\text{IMF}j}}, \tag{2}$$

$$c_X^{\text{IMF}j} = \frac{P_{X-\text{Block}}^{\text{IMF}j}}{P_{\text{ORI}}^{\text{IMF}j}}, \tag{3}$$

$$c_{\text{RMSSE}}^{\text{IMF}j} = \frac{1 - e_{\text{RMSSE}}^{\text{IMF}j}}{e_{\text{ORI}}^{\text{IMF}j}}. \tag{4}$$

其中: $c_Y^{\text{IMF}j}$ 和 $c_X^{\text{IMF}j}$ 表示 IMF 频谱相对于原始信号频谱采用 PLS 算法提取的第 1 个潜在变量在 $Y - \text{Block}$ 和 $X - \text{Block}$ 提取的方差贡献率; $c_{\text{RMSSE}}^{\text{IMF}}$ 表示 IMF 信号频谱模型相对于原始信号频谱模型的建模精度; $\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3$ 表示加权系数,且 $\gamma_1 + \gamma_2 + \gamma_3 = 1$.

采用式(1)计算得到不同尺度 IMF 频谱的相对系数,可以分析不同尺度频谱所蕴含的磨机负荷参数信息的多少,为选择哪些 IMF 频谱作为磨机负荷参数软测量模型的输入提供量化依据.采用如下公式选择有价值的 IMF 频谱:

$$\xi_j = \begin{cases} 1, & \text{if } J_{\text{IMF}j} \geq \theta_{\text{IMF}}; \\ 0, & \text{else } J_{\text{IMF}j} < \theta_{\text{IMF}}. \end{cases} \tag{5}$$

其中: $J_{\text{IMF}j}$ 表示第 j 个 IMF 频谱的相对系数; θ_{IMF}

表示依据经验设定的频谱选择阈值,当 $\xi_j = 1$ 该 IMF 频谱被选择,否则放弃该频谱.被选择的频谱统一表示为

$$\mathbf{x} = [x_1, \cdots, x_{J_{\text{sel}}}, \cdots, x_{J_{\text{sel}}}] . \tag{6}$$

其中, J_{sel} 表示选择的 IMF 频谱数量.

以选择后的频谱 \mathbf{x} 为输入,充分利用 PLS 算法固有消除高维输入变量共线性的特性,建立基于 PLS 算法的磨机负荷参数软测量模型.

3 仿真实验

实验在 XMQL 420 mm × 450 mm 球磨机上进行,该磨机的最大钢球装载量为 80 kg,设计磨粉能力为 10 kg/h,转速为 57 r/min,实验方案和实施方法详见文献[3].采用与处理球磨机空转数据相同的方法获得建模数据,采用第 1 节的方法处理 IMF 频谱,其中 PLS 模型的潜变量个数统一设为 4, γ_1, γ_2 和 γ_3 的取值为 0.2, 0.2 和 0.6.对于不同的磨机负荷参数,IMF 频谱相对原始频谱的相对系数如表 1 所示.

表 1 IMF 频谱相对原始频谱的相对系数
Table 1 The relative coefficient of the IMF spectrum relative to the original spectrum

IMF	MBVR	PD	CVR
IMF1	0.513 30	-0.140 3	0.469 7
IMF2	0.642 80	-1.764 1	0.283 7
IMF3	0.446 00	-0.481 0	0.234 7
IMF4	0.605 70	-1.309 9	-0.166 8
IMF5	0.088 15	-0.183 6	-0.183 3
IMF6	-0.024 85	-1.298 9	-0.117 8
IMF7	-0.102 90	-1.003 2	-0.672 9
IMF8	0.491 30	-1.538 8	0.097 2
IMF9	0.974 30	-0.759 1	0.445 0
IMF10	0.353 00	-3.960 8	-0.133 4

由表 1 可知,采用本文准则,不同的 IMF 频谱相对于原始信号的重要程度不同,并且对于不同的磨机负荷参数各 IMF 频谱相关系数差别也较大,表明不同尺度频谱蕴含信息不同.针对不同磨机参数,设定不同阈值进行多尺度频谱的选择,根据频谱选择的结果建立 PLS 模型.本文方法(PSD - IMF - Sel)同时与之前文献中采用的单尺度频谱(PSD - Old)、本文方法处理的单尺度频谱(PSD - Ori)、串行组合全部多尺度频谱(PSD - IMF - All)进行了对比.本文以充填率(CVR)的软测量为例,预测精度和相应建模参数如表 2 所示,对比曲线见图 2.

表 2 磨机负荷参数软测量模型的建模统计结果
Table 2 Soft sensing models' statistical results of the mill load parameters

建模方法	IMF 选择阈值	预测误差	选择的 IMF 频谱
PSD - Old	-	0.230 6	-
PSD - Ori	-	0.234 0	-
PSD - IMF - All	-	0.173 7	{ 1 ~ 10 }
PSD - IMF - Sel	Thresh_value = 0	0.210 9	{ 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9 }
	Thresh_value = 0.35	0.238 5	{ 1, 2, 3, 6, 8, 9 }
	Thresh_value = 0.4	0.169 5	{ 1, 9 }
	Thresh_value = 0.45	0.223 3	{ 1 }

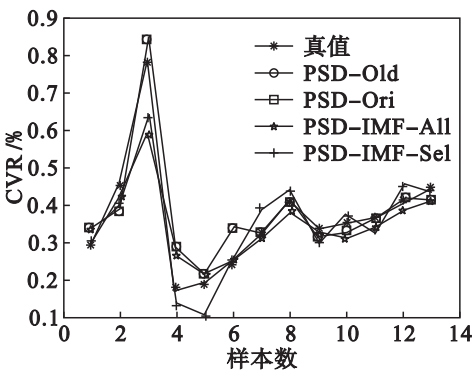


图 2 充填率 (CVR) 软测量模型测试曲线
Fig. 2 Test curves of CVR soft sensing model

表 2 和图 2 表明,CVR 模型选择的 IMF 频谱为第 1 个和第 9 个;建模精度表明本文所提方法是有效的.不同 IMF 的物理含义需要结合球磨机的有限元仿真和研磨实验深入进行.

4 结 语

本文提出了基于偏最小二乘算法的多尺度球磨机筒体振动频谱分析与建模方法.该方法基于经验模态分解和傅里叶变换获得多尺度频谱,采用基于偏最小二乘算法进行了较为深入分析;定义了不同尺度频谱相对原始频谱的相对系数,基于该系数选择蕴含信息较丰富的多尺度频谱建立磨机负荷参数软测量模型;并采用实验球磨机的实验数据仿真验证了所提方法的有效性.下一步将研究更为有效的多尺度频谱特征的选择和提取方法,并建立更加有效的非线性模型.

参考文献:

[1] 汤健,赵立杰,岳恒,等. 磨机负荷检测方法研究综述[J]. 控制工程,2010,17(5):565-570.
(Tang Jian, Zhao Li-jie, Yue Heng, et al. Present status and future developments of detection method for mill load [J]. *Control Engineering of China*, 2010, 17 (5) : 565 - 570.)

[2] 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.

[3] 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.

[4] 汤健,赵立杰,岳恒,等. 湿式球磨机筒体振动信号分析及负荷软测量[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2010, 31 (11) : 1521 - 1523.
(Tang Jian, Zhao Li-jie, Yue Heng, et al. Analysis of vibration signal of wet ball mill shell and soft sensing for mill load [J]. *Journal of Northeastern University: Natural Science*, 2010, 31 (11) : 1521 - 1523.)

[5] Tang J, Chai T Y, Yu W, et al. Feature extraction and selection based on vibration spectrum with application to estimate the load parameters of ball mill in grinding process [J]. *Control Engineering Practice*, 2012, 20 (10) : 991 - 1004.

[6] Huang N E, Long S R, Shen Z. The mechanism for frequency downshift in nonlinear wave evolution [J]. *Advances in Applied Mechanics*, 1996, 32 : 59 - 117.

[7] Yang J N, Lei Y, Pan S W, et al. System identification of linear structure based on Hilbert-Huang spectral analysis. part 1: normal modes [J]. *Earthquake Engineering & Structure Dynamics*, 2003, 32 (9) : 1443 - 1467.

[8] Yan R Q, Gao R X. Rotary machine health diagnosis based on empirical mode decomposition [J]. *Journal of Vibration and Acoustics*, 2008, 130 (2) : 1 - 12.

[9] Tang J, Zhao L J, Yue H, et al. Vibration analysis based on empirical mode decomposition and partial least squares [J]. *Procedia Engineering*, 2011, 16 : 646 - 652.

[10] Zhao L J, Tang J, Zheng W R. Ensemble modeling of mill load based on empirical mode decomposition and partial least squares [J]. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 2012, 45 (1) : 179 - 191.

[11] 汤健,柴天佑,赵立杰,等. 基于 EMD 和选择性集成学习算法的磨机负荷参数软测量[J]. 自动化学报, 2014, 40 (9) : 1853 - 1866.
(Tang Jian, Chai Tian-you, Zhao Li-jie, et al. Soft sensor approach for modeling mill load parameters based on EMD and selective ensemble learning algorithm [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40 (9) : 1853 - 1866.)