

## 选择性融合多尺度筒体振动频谱的磨机负荷参数建模

汤 健<sup>1</sup>, 柴天佑<sup>2†</sup>, 丛秋梅<sup>3</sup>, 刘 卓<sup>2</sup>, 余 文<sup>4</sup>

(1. 92941 部队, 辽宁 葫芦岛 125001; 2. 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;

3. 辽宁石油化工大学 信息与控制工程学院, 辽宁 抚顺 113001;

4. 墨西哥国立理工大学 高级研究中心(CINVESTAV-IPN), 墨西哥 07360)

**摘要:** 针对目前采用经验模态分解(empirical model decomposition, EMD)得到的系列子信号构建的磨机负荷参数软测量模型泛化性能差、难以进行清晰物理解释, 以及 EMD 算法存在的模态混叠等问题, 本文提出了基于选择性融合多尺度筒体振动频谱的建模方法. 首先采用 EMD、集合 EMD(ensemble EMD, EEMD)、希尔伯特振动分解(Hilbert vibration decomposition, HVD)共 3 种多组分信号自适应分解算法获得磨机筒体振动多尺度子信号的集合, 接着通过相关性分析剔除虚假无关部分, 然后再将与原始信号相关性强的那部分多尺度子信号变换至频域, 进而更有利于构建这些多尺度频谱与磨机负荷参数间的映射模型, 最后通过改进分支定界选择性集成(improved branch and bound based selective ensemble, IBBSSEN)算法建立软测量模型, 实现对多源多尺度筒体振动频谱的最优选择性信息融合. 基于实验球磨机运行数据的仿真实验表明所提方法在模型可解释性和泛化性能上均优于之前研究所提出方法.

**关键词:** 多组分信号分解; 信息融合; 选择性集成建模; 振动频谱; 软测量

中图分类号: TP273 文献标识码: A

## Modeling mill load parameters based on selective fusion of multi-scale shell vibration frequency spectra

TANG Jian<sup>1</sup>, CHAI Tian-you<sup>2†</sup>, CONG Qiu-mei<sup>3</sup>, LIU Zhuo<sup>2</sup>, YU Wen<sup>4</sup>

(1. Unit 92941 of PLA, Huludao Liaoning 125001, China;

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

3. School of Information and Control Engineering, Liaoning Shihua University, Fushun Liaoning 113001, China;

4. Departamento de Control Automatico, CINVESTAV-IPN, Av. IPN 2508 Mexico D.F. 07360, Mexico)

**Abstract:** Soft sensor models of mill load parameters based on a set of sub-signals obtained by empirical model decomposition (EMD) have many shortcomings, such as low modeling accuracy and difficult interpretation. Moreover, EMD cannot get rid of the mode mixing problem. Thus, we propose a new soft sensor approach based on selective fusion of multi-scale shell vibration frequency spectra. At first, three multi-component signal decomposition algorithms, such as EMD, ensemble EMD (EEMD) and Hilbert vibration decomposition (HVD), are used to obtain a set of shell vibration sub-signals with different scales. Then, the correlation analysis between these sub-signals and the original signal is made, and the false decomposed part is excluded. Those sub-signals that have strong correlation with the original signal are transformed into frequency domain, which is helpful to construct the mapping model between these multi-scale frequency spectrum and mill load parameters. Finally, a new improved branch-and-bound-based selective ensemble (IBBSSEN) algorithm is used to construct soft sensor models. Thus, the optimized selective information fusion of the multi-source multi-scale shell vibration frequency spectra is realized. Simulation results based on operating data from a laboratory-scale ball mill shows that the proposed method outperforms the existing soft sensor approaches.

**Key words:** multi-component signal decomposition; information fusion; selective ensemble modeling; vibration frequency spectrum; soft sensor

收稿日期: 2014-09-06; 录用日期: 2015-06-13.

†通信作者. E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn; Tel.: +86 24-83671498.

中国博士后基金(2013M532118, 2015T81082), 国家自然科学基金(61573364, 61273177, 61503066), 流程工业综合自动化国家重点实验室开放课题基金, 国家“863”计划项目(2015AA043802), 江苏省优势学科PAPD、江苏省大气环境与装备技术协同创新中心CICAEET资助.

Supported by Post Doctoral National Natural Science Foundation of China (2013M532118, 2015T81082), National Natural Science Foundation of China (61573364, 61273177, 61273177), State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, China National “863” Projects (2015AA043802) and Project Funded by the Priority Academic Program Development of Jiangsu Higer Education Institutions (PAPD) and Jiangsu Collaborative Innovation Center on Atmospheric Environment and Equipment Technology (CICAEET) fund.

## 1 引言(Introduction)

准确检测球磨机负荷是实现选矿过程全流程优化控制的关键因素之一<sup>[1-2]</sup>。磨机负荷直接检测方法因安装维护困难、成本高等原因难以实施<sup>[3]</sup>。磨机研磨过程产生的筒体振动信号与磨机负荷参数(料球比(MBVR)、磨矿浓度(pulp density, PD)、充填率(charge volume ratio, CVR)间存在难以用精确数学模型描述的非线性关系。筒体振动信号是当前磨机负荷参数间接检测手段的研究热点<sup>[4-6]</sup>,并在干式球磨机、半自磨机上成功应用<sup>[7]</sup>,取得了一定的经济效益。如何对组成复杂、具有明显非平稳和多组分特性的磨机筒体振动信号进行有效分解是目前面临的挑战之一。经验模态分解(empirical model decomposition, EMD)<sup>[8]</sup>技术可将多组分信号分解为具有不同物理含义的平稳子信号,已在旋转机械故障诊断、高层建筑和桥梁健康状态监测等领域广泛应用<sup>[9-11]</sup>。本文中将对原始信号直接傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)获得的频谱称为单尺度频谱,对原始信号进行多组分分解后获得的平稳子信号再进行FFT变换获得的频谱称为多尺度频谱。

目前基于筒体振动信号进行湿式球磨机负荷软测量的研究多在实验磨机上进行<sup>[12-14]</sup>,其中文献[14]提出的基于分支定界选择性集成(branch and bound based selective ensemble, BBSEN)算法的软测量模型具有较佳预测性能。这些方法以提取或选择的单尺度频谱特征建立软测量模型,在提高模型可解释性、揭示筒体振动信号组成、剖析磨机内部研磨机理等方面存在难以克服的固有缺陷。汤等人率先综合EMD、功率谱密度(power spectrum density, PSD)和偏最小二乘(partial least squares, PLS)分析筒体振动<sup>[15]</sup>,并提出多尺度子信号蕴含信息量的度量准则及相应的软测量方法<sup>[16]</sup>;文献[17]定性分析了筒体振动及振声信号的产生机理和多组分特性,建立了基于EMD、互信息、核偏最小二乘(kernel partial least squares, KPLS)、BBSEN的磨机负荷参数软测量模型,但存在难以有效融合多源多尺度频谱特征、预测性能较差等问题。研究表明,EMD算法存在频谱分辨率低、分解产生虚假人工成分造成模态混叠、低能量成分不可分等问题。希尔伯特振动分解(Hilbert vibration decomposition, HVD)算法<sup>[18]</sup>及集合EMD(ensemble EMD, EEMD)等改进算法<sup>[19-20]</sup>可部分解决上述问题,但是同样存在分解参数难以自适应选择、蕴含有价值信息的子信号数量有限等问题。汤等人对筒体振动信号的研究表明不同算法及不同EMD分解参数获得的结果并不相同,其蕴含信息也有所差异<sup>[21]</sup>。选择性集成模型具有较高的泛化性、有效性及可信度。文献[22]提出基于遗传算法和模拟退火算法构建综合考虑子模型多样性、子模型选择及子模型合并策略等因素的选择性集成神经网络模型,但其子模型的构建阶段和子

模型的选择与加权阶段是分别单独进行优化的。

研究表明,候选子模型预测性能最优并不代表集成模型性能最优,还需要考虑子模型间的差异性。将选择性集成建模不同阶段的参数同时进行全局优化虽然是更为合理的建模策略,但其难度很大。在面对基于多尺度频谱的磨机负荷参数建模这样的具体问题,结合其自身特点可以简化其求解过程。

综上,目前基于多尺度频谱特征的磨机负荷参数软测量模型泛化性能较差,需要从筒体振动信号多组分信号自适应分解结果的优化融合、频谱特征的选择与提取、选择性集成建模的策略等多个角度结合工业实际情况进行深入研究。本文提出了基于选择性融合多源多尺度筒体振动频谱的磨机负荷参数软测量策略。采用EMD, EEMD和HVD共3种多组分信号分解算法获得磨机筒体振动多尺度信号集合。通过与原始信号的相关性分析剔除虚假无关多尺度子信号子集,将其余子信号变换至频域获得与磨机负荷参数相关性较强的多尺度频谱。通过改进分支定界选择性集成(improved branch and bound based selective ensemble, IBSEN)算法建立磨机负荷软测量模型,进而实现多尺度筒体振动频谱的选择性信息融合。基于实验球磨机实际运行数据的仿真实验表明,该方法在模型可解释性和预测性能上均优于之前所提方法。

本文所提方法的优势表现在: 1) 采用EEMD克服EMD算法的模态混叠效应获得更能反应筒体振动固有组成成分的子信号,能够有效模拟人耳带通滤波能力; 2) 采用HVD算法对振动信号按强弱进行分解,从另外的视角分解筒体振动信号,与领域专家在工业现场凭强弱估计磨机负荷参数相符; 3) 采用相关性分析在时域内剔除无关子信号; 4) BBSEN方法侧重于从多传感器信息融合的角度进行建模,忽视了从学习参数选择的角度提高子模型间的差异性; IBSEN算法从全局优化角度进行集成建模,提高子模型间的差异性,较之前方法更符合集成学习理论。

## 2 多组分信号自适应分解算法描述(Description of multi-component signal adaptive decomposition algorithm)

### 2.1 经验模态分解(EMD)算法(Empirical mode decomposition algorithm)

满足特定假设条件的非线性、非平稳信号可以采用EMD算法分解为具有不同时间尺度的内禀模态函数(IMFs),并且理论上每个子信号均有其物理含义,实际上是一个递归过程。EMD算法在处理机械振动和振声等多组分信号具有明显优势,但也存在虚假人工成分导致的模态混叠、具有分解端点效应、子信号非严格正交、有效子信号数量有限等问题。为了统一表示,本文采用EMD算法分解的IMFs记为EMDsub。

### 2.2 集合经验模态分解(EEMD)算法(Ensemble empirical mode decomposition algorithm)

基于白噪声统计属性的EEMD算法可以有效克服EMD算法的模态混叠问题,其基本思路是加入影响整个时频空间的白噪声后,重复进行整个EMD分解过程. EEMD算法的计算消耗成倍增长,并且需要选择分解参数,失去了EMD算法的自适应特征. 本文将采用EEMD算法分解的IMFs表示为EEMDsub.

### 2.3 希尔伯特振动分解(HVD)算法(Hilbert vibration decomposition algorithm)

HVD算法可将原始振动信号分解为慢时变的瞬时幅频模态振动子信号,本质上讲每个振动子信号也必须有一个真实存在的物理或数学信号与其相对应. HVD算法不同于EMD和EEMD算法,其分解子信号不是按频率从高到底进行的,而是按能量从高到底进行的,其原理详见文献[18]. 本文将采用HVDsub算法分解的子信号表示为HVDsub.

### 2.4 多组分信号分解算法小结(Summary of multi-component signal decomposition algorithm)

针对原始EMD算法的特点,还出现了其他各种改进算法,如小波包EMD(WPT-EMD)、在线EMD及各种基于预测模型的端点延拓算法等. 研究表明,不同算法具有不同的优缺点,需要结合各自的应用背景选择适合的算法. 同时,不同多组分信号分解算法获得的有价值子信号的数量是有限和不同的. 如何选择有效融合不同多组分分解算法获取的有价值子信号,如何进行合理的物理解释和建立高精度的预测模型是需要进一步关注的问题.

### 3 基于选择性融合多尺度筒体振动频谱的建模策略及其实现 (Modelling strategy based on selective fusion multi-scale shell vibration frequency spectrum with its application)

获取可靠、有效的多尺度频谱是深入理解和建立寓意明确的磨机负荷参数软测量模型的关键. 本文提出由数据预处理、多组分信号分解、子信号相关性分析、时频转换、改进分支定界选择性集成算法共5个模块组成的软测量策略,如图1所示.

图1中:  $x_V^o$ 和 $x_V^t$ 分别表示预处理前后的时域筒体振动信号;  $(x_V^t)_{j_{EEMD}}^o$ ,  $(x_V^t)_{j_{EEMD}}^o$ 和 $(x_V^t)_{j_{HVD}}^o$ 分别表示采用EMD, EEMD和HVD获得的振动子信号;  $(x_V^t)_{j_{EEMD}}^{sel}$ ,  $(x_V^t)_{j_{EEMD}}^{sel}$ 和 $(x_V^t)_{j_{HVD}}^{sel}$ 表示与 $x_V^t$ 经过相关性分析后选择的子信号;  $(z_V)_{j_{EEMD}}^{sel}$ ,  $(z_V)_{j_{EEMD}}^{sel}$ 和 $(z_V)_{j_{HVD}}^{sel}$ 表示相应的多尺度频谱;  $\hat{y}$ 表示选择性集成模型的输出;  $\{M_{para1}, M_{para2}, \dots\}$ 表示候选子模型的学习参数;  $J_{sel}$ 表示选择性集成模型所包含的子模型数量,即集成尺寸.

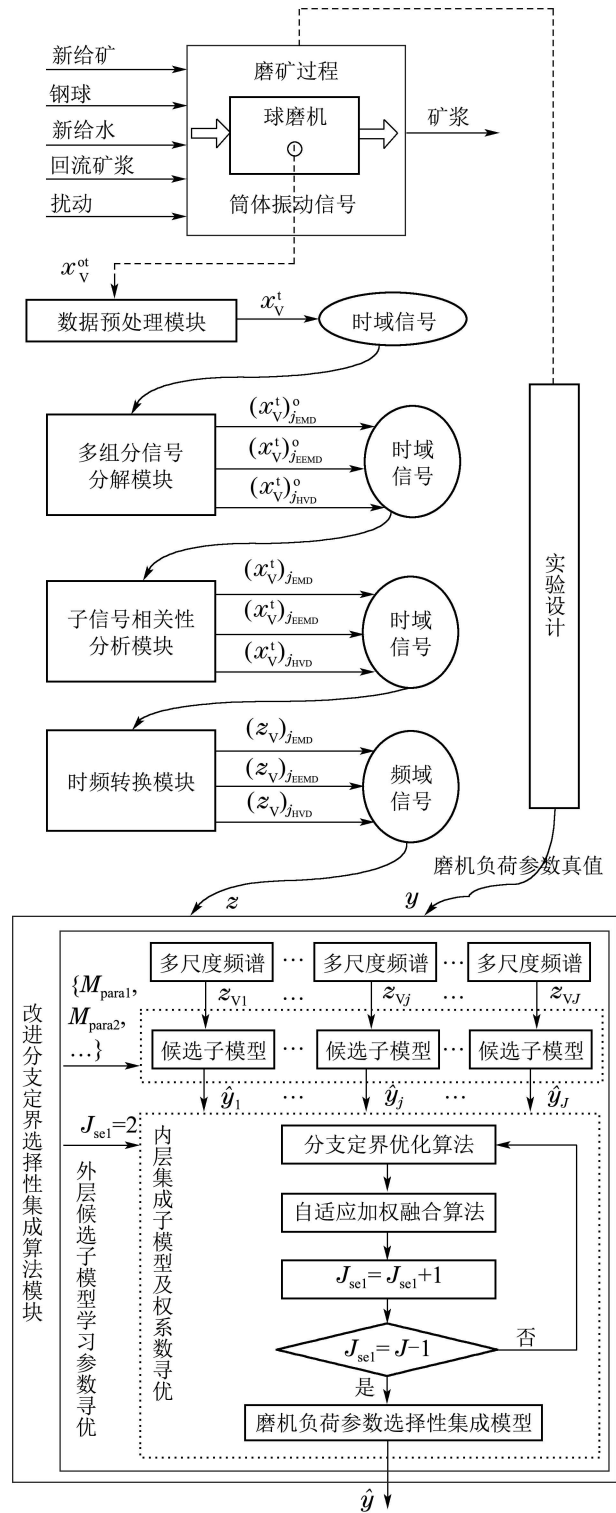


图1 基于选择性融合多尺度筒体振动频谱的建模策略  
Fig. 1 Modelling strategy based on selective fusion multi-scale shell vibration frequency spectrum

#### 3.1 信号分解模块(Signal decomposition module)

筒体振动是由多个子信号组合叠加而成的. 采用多组分信号分解算法可将筒体振动信号分解为若干个子信号和1个残差之和,与原信号间的关系可用如下公式表示:

$$x_V^t = \sum_{j_{EMD}=1}^{J_{EMD}} (x_V^t)_{j_{EMD}}^o + r_{J_{EMD}}, \quad (1)$$

$$\mathbf{x}_V^t = \sum_{j_{\text{EEMD}}=1}^{J_{\text{EEMD}}} (\mathbf{x}_V^t)_{j_{\text{EEMD}}}^{\circ} + r_{J_{\text{EEMD}}}, \quad (2)$$

$$\mathbf{x}_V^t = \sum_{j_{\text{HVD}}=1}^{J_{\text{HVD}}} (\mathbf{x}_V^t)_{j_{\text{HVD}}}^{\circ} + r_{J_{\text{HVD}}}, \quad (3)$$

其中:  $(\mathbf{x}_V^t)_{j_{\text{EMD}}}^{\circ}$ ,  $(\mathbf{x}_V^t)_{j_{\text{EEMD}}}^{\circ}$  和  $(\mathbf{x}_V^t)_{j_{\text{HVD}}}^{\circ}$  分别表示采用 EMD, EEMD, HVD 获得的第  $j_{\text{EMD}}$ th,  $j_{\text{EEMD}}$ th 和  $j_{\text{HVD}}$ th 个多尺度子信号;  $r_{J_{\text{EMD}}}$ ,  $r_{J_{\text{EEMD}}}$  和  $r_{J_{\text{HVD}}}$  分别表示分解后的相应残差;  $J_{\text{EMD}}$ ,  $J_{\text{EEMD}}$  和  $J_{\text{HVD}}$  表示相应数量。

### 3.2 子信号相关性分析模块(Sub-signal correlation analysis module)

选择与原始信号具有较强相关性的子信号是获取可靠、可用多尺度频谱和建立有效软测量模型的基础。采用如下公式计算原始信号和子信号间的相关系数:

$$r_{j_{\text{EMD}}} = \frac{\sum (\mathbf{x}_V^t - \bar{\mathbf{x}}_V^t) ((\mathbf{x}_V^t)_{j_{\text{EMD}}}^{\circ} - (\bar{\mathbf{x}}_V^t)_{j_{\text{EMD}}}^{\circ})}{\sum (\mathbf{x}_V^t - \bar{\mathbf{x}}_V^t)^2 \sum ((\mathbf{x}_V^t)_{j_{\text{EMD}}}^{\circ} - (\bar{\mathbf{x}}_V^t)_{j_{\text{EMD}}}^{\circ})^2}, \quad (4)$$

$$r_{j_{\text{EEMD}}} = \frac{\sum (\mathbf{x}_V^t - \bar{\mathbf{x}}_V^t) ((\mathbf{x}_V^t)_{j_{\text{EEMD}}}^{\circ} - (\bar{\mathbf{x}}_V^t)_{j_{\text{EEMD}}}^{\circ})}{\sum (\mathbf{x}_V^t - \bar{\mathbf{x}}_V^t)^2 \sum ((\mathbf{x}_V^t)_{j_{\text{EEMD}}}^{\circ} - (\bar{\mathbf{x}}_V^t)_{j_{\text{EEMD}}}^{\circ})^2}, \quad (5)$$

$$r_{j_{\text{HVD}}} = \frac{\sum (\mathbf{x}_V^t - \bar{\mathbf{x}}_V^t) ((\mathbf{x}_V^t)_{j_{\text{HVD}}}^{\circ} - (\bar{\mathbf{x}}_V^t)_{j_{\text{HVD}}}^{\circ})}{\sum (\mathbf{x}_V^t - \bar{\mathbf{x}}_V^t)^2 \sum ((\mathbf{x}_V^t)_{j_{\text{HVD}}}^{\circ} - (\bar{\mathbf{x}}_V^t)_{j_{\text{HVD}}}^{\circ})^2}, \quad (6)$$

其中:  $r_{j_{\text{EMD}}}$ ,  $r_{j_{\text{EEMD}}}$  和  $r_{j_{\text{HVD}}}$  分别表示第  $j_{\text{EMD}}$ th,  $j_{\text{EEMD}}$ th 和  $j_{\text{HVD}}$ th 子信号与原始信号间的相关系数。

本文同时计算与相关系数值对应的不相关假设检验值  $p_{j_{\text{EMD}}}$ ,  $p_{j_{\text{EEMD}}}$  和  $p_{j_{\text{HVD}}}$ , 其含义是: 在真实相关为 0 的前提下, 通过随机抽取获得观察值出现相关系数  $r_{j_{\text{EMD}}}$ ,  $r_{j_{\text{EEMD}}}$  和  $r_{j_{\text{HVD}}}$  的可能性。准则如下:

$$\xi_{j_{\text{sel}}} = \begin{cases} 1, & p_{j_{\text{EMD}}} \text{ OR } p_{j_{\text{EEMD}}} \text{ OR } p_{j_{\text{HVD}}} \geq p_{\text{threshold}}, \\ 0, & p_{j_{\text{EMD}}} \text{ OR } p_{j_{\text{EEMD}}} \text{ OR } p_{j_{\text{HVD}}} < p_{\text{threshold}}, \end{cases} \quad (7)$$

其中  $p_{\text{threshold}}$  为设定阈值。

选择  $\xi_{j_{\text{sel}}} = 1$  的子信号作为筒体振动信号的有效组成成分, 并记为  $(\mathbf{x}_V^t)_{j_{\text{EMD}}}^{\text{sel}}$ ,  $(\mathbf{x}_V^t)_{j_{\text{EEMD}}}^{\text{sel}}$  和  $(\mathbf{x}_V^t)_{j_{\text{HVD}}}^{\text{sel}}$ , 相应数量分别记为  $J_{\text{EMD}}^{\text{sel}}$ ,  $J_{\text{EEMD}}^{\text{sel}}$  和  $J_{\text{HVD}}^{\text{sel}}$ 。

### 3.3 时频转换模块(Time frequency transformation module)

筒体振动子信号虽然与原始信号相关, 但其蕴含的磨机负荷参数信息仍然难以提取。研究表明, 多尺度振动频谱与负荷参数直接相关。多尺度子信号的时频域转换过程可表示为

$$(\mathbf{x}_V^t)_{j_{\text{EMD}}}^{\text{sel}} \rightarrow (\mathbf{z}_V)_{j_{\text{EMD}}}^{\text{sel}}, \quad (8)$$

$$(\mathbf{x}_V^t)_{j_{\text{EEMD}}}^{\text{sel}} \rightarrow (\mathbf{z}_V)_{j_{\text{EEMD}}}^{\text{sel}}, \quad (9)$$

$$(\mathbf{x}_V^t)_{j_{\text{HVD}}}^{\text{sel}} \rightarrow (\mathbf{z}_V)_{j_{\text{HVD}}}^{\text{sel}}, \quad (10)$$

其中:  $(\mathbf{z}_V)_{j_{\text{EMD}}}^{\text{sel}}$ ,  $(\mathbf{z}_V)_{j_{\text{EEMD}}}^{\text{sel}}$  和  $(\mathbf{z}_V)_{j_{\text{HVD}}}^{\text{sel}}$  分别表示第  $j_{\text{EMD}}$ th,  $j_{\text{EEMD}}$ th 和  $j_{\text{HVD}}$ th 个子信号的频谱。

将上述多尺度频谱重新改记为集合  $\mathbf{z}$ :

$$\mathbf{z} = \{\mathbf{z}_{V1}, \dots, \mathbf{z}_{Vj}, \dots, \mathbf{z}_{VJ}\} = \{(\mathbf{z}_V)_{1_{\text{HVD}}}^{\text{sel}}, \dots, (\mathbf{z}_V)_{j_{\text{HVD}}}^{\text{sel}}, \dots, (\mathbf{z}_V)_{J_{\text{HVD}}}^{\text{sel}}, (\mathbf{z}_V)_{1_{\text{EEMD}}}^{\text{sel}}, \dots, (\mathbf{z}_V)_{j_{\text{EEMD}}}^{\text{sel}}, \dots, (\mathbf{z}_V)_{J_{\text{EEMD}}}^{\text{sel}}, (\mathbf{z}_V)_{1_{\text{EMD}}}^{\text{sel}}, \dots, (\mathbf{z}_V)_{j_{\text{EMD}}}^{\text{sel}}, \dots, (\mathbf{z}_V)_{J_{\text{EMD}}}^{\text{sel}}\}, \quad (11)$$

其中:  $\mathbf{z}_{Vj}$  表示第  $j$ th 频谱;  $J = J_{\text{HVD}}^{\text{sel}} + J_{\text{EEMD}}^{\text{sel}} + J_{\text{EMD}}^{\text{sel}}$ , 表示多尺度频谱的数量。

### 3.4 改进分支定界选择性集成 (IBBSEN) 算法 (Improved branch and band based selective ensemble algorithm)

面对多尺度频谱, 本文作者之前的研究均是先建立基于多尺度频谱的候选子模型, 然后采用分支定界选择性集成 (BBSSEN) 算法同时寻优最佳子模型及其权系数<sup>[14]</sup>, 其简化描述如下。将采用振动信号多尺度频谱  $\mathbf{z}_{Vj}$  建立的候选子模型记为

$$\hat{\mathbf{y}}_j = f_j(\{\mathbf{z}_{Vj}, \mathbf{y}\}, \{M_{\text{para}1}, M_{\text{para}2}, \dots\}), \quad (12)$$

其中:  $f_j(\cdot)$  表示映射模型,  $\{\mathbf{z}_{Vj}, \mathbf{y}\}$  表示训练样本集,  $\hat{\mathbf{y}}_j$  表示子模型预测输出。

采用  $\hat{\mathbf{y}}_{j_{\text{sel}}}$  表示为磨机负荷参数选择的第  $j$ th 个集成子模型的预测输出, 其与  $\hat{\mathbf{y}}_j$  的关系为

$$\{\hat{\mathbf{y}}_{j_{\text{sel}}}\}_{j_{\text{sel}}=1}^{J_{\text{sel}}} \in \{\hat{\mathbf{y}}_j\}_{j=1}^J. \quad (13)$$

采用自适应加权融合 (AWF) 算法按下式计算集成子模型权系数:

$$w_{j_{\text{sel}}} = 1 / ((\sigma_{j_{\text{sel}}})^2 \sum_{j_{\text{sel}}=1}^{J_{\text{sel}}} \frac{1}{(\sigma_{j_{\text{sel}}})^2}), \quad (14)$$

其中:  $\sum_{j_{\text{sel}}=1}^{J_{\text{sel}}} w_{j_{\text{sel}}} = 1$ ,  $0 \leq w_{j_{\text{sel}}} \leq 1$ ,  $w_{j_{\text{sel}}}$  为第  $j_{\text{sel}}$ th 子模型的加权系数;  $\sigma_{j_{\text{sel}}}$  为子模型输出值  $\{\hat{\mathbf{y}}_{j_{\text{sel}}}^l\}_{l=1}^k$  的标准差;  $k$  为样本个数。给定候选子模型和加权算法后的最佳子模型选择类似最优特征选择。面向有限数量的候选子模型, BBSSEN 通过多次运行 BB 和 AWF 算法, 获得具有不同集成尺寸的最佳选择性集成模型, 最后通过排序这些模型获得最终的磨机负荷软测量模型, 其输出值  $\hat{\mathbf{y}}$  由下式计算:

$$\hat{\mathbf{y}} = \sum_{j_{\text{sel}}=1}^{J_{\text{sel}}} w_{j_{\text{sel}}} \hat{\mathbf{y}}_{j_{\text{sel}}}. \quad (15)$$

依据集成学习理论, 候选子模型预测性能最优并不代表集成模型性能最优。针对将选择性集成建模不同阶段的学习参数难以进行整体优化的问题, 提出如图 1 后半部分所示的改进分支定界选择性集成 (IBBSEN) 算法。其可表述为如下优化问题:

$$\max J_{\text{rmsre-ens}} = \theta_{\text{th}} - \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{l=1}^k \left( \frac{y^l - \sum_{j_{\text{sel}}=1}^{J_{\text{sel}}} w_{j_{\text{sel}}} \hat{\mathbf{y}}_{j_{\text{sel}}}^l}{y^l} \right)^2},$$

s.t.

$$\begin{cases} 2 \leq J_{sel} \leq J, \\ \hat{y}_{j_{sel}}^l = f_{j_{sel}}(\{z_{Vj_{sel}}, \mathbf{y}\}, \{M_{para1}^{sel}, M_{para2}^{sel}, \dots\}), \\ \hat{\mathbf{y}}_{j_{sel}} = \{\hat{y}_{1_{sel}}^1, \dots, \hat{y}_{j_{sel}}^l, \dots, \hat{y}_{j_{sel}}^k\}, \\ \hat{\mathbf{Y}}_{J_{sel}} = \{\hat{\mathbf{y}}_{1_{sel}}, \dots, \hat{\mathbf{y}}_{j_{sel}}, \dots, \hat{\mathbf{y}}_{J_{sel}}\}, \\ \mathbf{W}_{j_{sel}} = \{w_{1_{sel}}, \dots, w_{j_{sel}}, \dots, w_{J_{sel}}\}, \end{cases} \quad (16)$$

其中:  $\hat{y}_{j_{sel}}^l$  表示选择的频谱子模型(集成子模型)的第  $l$ th 样本的输出;  $\hat{\mathbf{y}}_{j_{sel}}$  表示  $f_{Vj_{sel}}(\cdot)$  的预测输出集合;  $\hat{\mathbf{Y}}_{J_{sel}}$  表示  $J_{sel}$  个集成子模型的预测输出集合. 本文采用双层寻优策略求解上述问题: 外层寻优候选子模型学习参数, 内层寻优集成模型尺寸、集成子模型及其加权系数. 最终构建的选择性集成模型可记为

$$y = \sum_{j_{sel}=1}^{J_{sel}} w_{j_{sel}} f_{j_{sel}}(\{z_{Vj_{sel}}, \mathbf{y}\},$$

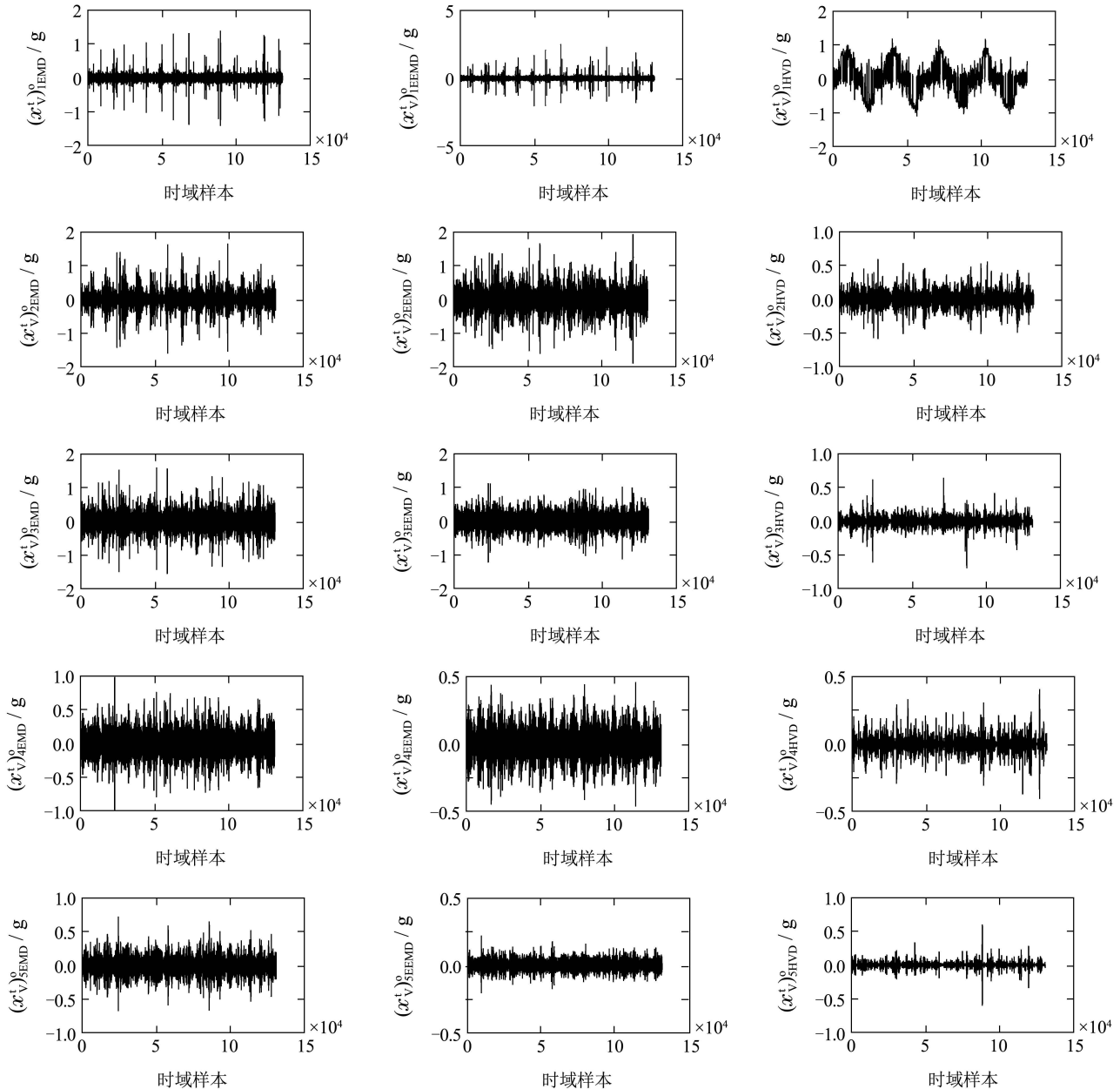
$$\{M_{para1}^{sel}, M_{para2}^{sel}, \dots\}). \quad (17)$$

### 4 实验研究(Experimental research)

实验在钢球最大装载量80 kg、磨粉能力10 kg/h、转速57 r/min 的XMQL420×450球磨机上进行. 实验用铜矿石直径小于6 mm, 钢球规格为Φ30, Φ20和Φ15 mm. 为便于研究筒体振动与磨机负荷间的映射关系, 实验工况的覆盖范围较宽, 详见文献[5].

#### 4.1 多组分信号分解结果(Multi-component signal decomposition results)

采用EMD、EEMD和HVD算法对磨机旋转4个周期的筒体振动信号进行分解, 其中: EMD算法采用默认参数; EEMD算法中聚合数量为10, 噪声幅值为0.1; HVD算法中分解子信号的数量为15, 其他采用默认. 首先对磨机空磨信号(即零负荷)进行多组分分解, 其时域曲线如图2所示.



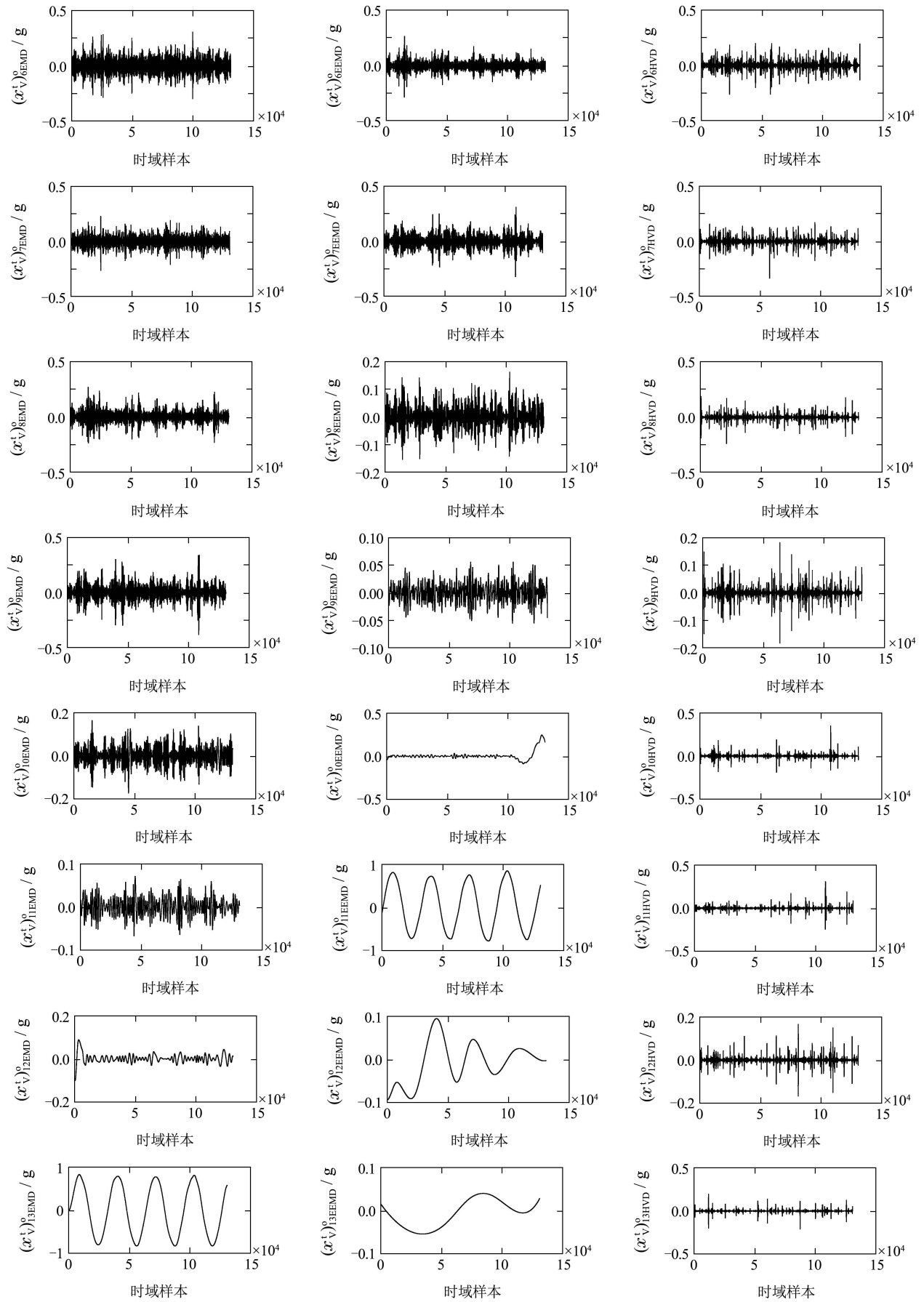


图 2 第1-13个筒体振动子信号

Fig. 2 The 1st-13th shell vibration sub-signals

结合图2和不同子信号的频谱曲线可知: 1) EMD和EEMD算法按照频率由高到低的次序对筒体振动进行分解的. EMDsub13和EEMDsub11都是4周期正弦信号. 这与选择进行多尺度分解的筒体振动信号的长度是相同的, 即磨机4个旋转周期. 可见, EMD和EEMD算法分解得到的某些子信号的确是具有明确物理含义的. 2) HVD算法按照能量由高到低的方式对筒体振动进行分解的. HVDsub1具有最大振幅的4周期信号, 其频谱在100 Hz以内. 正常情况下, 磨机空载运行应该低噪声, 但本文所用实验磨机在空载运行过程中也具有很强振动, 这与磨机磨损程度相关. 这些结果表明HVD算法是有效的. 3) 对比EMD和EEMD的频谱可知, EEMD算法

较好抑制了EMD算法中存在的模态混叠现象. 但是, HVD算法获得多尺度频谱与磨机负荷参数的映射关系需要结合软测量模型预测性能说明. 可见, 结合多种不同的多组分信号分解算法可明显提高对磨机筒体振动信号的认知水平. 更详细的认知还需要结合球磨机研磨过程的机理分析、磨机筒体有限元仿真和机械振动理论等方面的知识逐步深入研究.

#### 4.2 多尺度子信号选择结果 (Multi-scale sub-signals selection results)

筒体振动原始信号与自适应分解获后的子信号间的相关性分析统计结果如表1所示.

表1 筒体振动原始信号与时域子信号的相关性分析

Table 1 Correlation analysis between shell vibration original signal and its time domain sub-signals

序号	分解算法					
	EMD		EEMD		HVD	
	$r_{j\text{EMD}}$	$p_{j\text{EMD}}$	$r_{j\text{EEMD}}$	$p_{j\text{EEMD}}$	$r_{j\text{HVD}}$	$p_{j\text{HVD}}$
1	0.0060	0	0.0346	0	0.0432	0
2	0.0119	0	0.0092	0	0.0119	0
3	0.0070	0	0.0101	0	0.0090	0
4	0.0074	0	0.0105	0	0.0027	0.0105
5	0.0066	0	0.0045	0	0.0046	0
6	0.0004	0.6903	0.0019	0.0725	0.0048	0
7	-0.0008	0.4362	-0.0012	0.2218	0.0043	0
8	0.0013	0.1894	-0.0025	0.0152	0.0020	0.0576
9	-0.0017	0.1054	0.0065	0	0.0032	0.0022
10	-0.0010	0.3043	0.0003	0.7348	0.0046	0
11	-0.0010	0.3200	-0.0965	0	0.0025	0.0154
12	-0.0009	0.3722	0.0573	0	0.0031	0.0028
13	-0.0138	0	-0.0532	0	0.0031	0.0031

通常, 如果 $P$ 小于0.05, 认为两信号相关性较强. 本文设定 $p_{\text{threshold}} = 0.05$ , 由表1可知, EMD分解获得的子信号EMDsub1-5和EMDsub13与原始信号相关, 其中IMF13与自身磨机旋转周期密切相关, EMDsub6-12可认为包含较多虚假模态; EEMD分解获得的子信号EEMDsub1-5, EEMDsub8-9, EEMDsub11-13与原始信号相关, 其中EEMDsub11-13与磨机自身特性相关; HVD算法分解获得的前13个振动子信号除HVDsub8外, 均与原始信号具有较强的相关性. 综上, EMD, EEMD和HVD算法分解获得的多尺度子信号分别有5, 7和12个与原始信号相关. 不同多尺度频谱的形状和有效频谱范围均不相同. HVD算法获得的其他多尺度频谱如HVDsub6-13形状比较杂乱, 虽然与原始信号相关

但对构建软测量模型却不一定具有较好贡献. 需要结合软测量模型的泛化性能深入分析.

#### 4.3 选择性集成模型构建结果 (Selective ensemble model construction results)

本文将24个与原始筒体振动信号相关性较强的子信号重新排序: {HVDsub1-sub7, HVDsub9-13, EEMDsub1-5, EEMDsub8-9, EMDsub1-5, 其中编号1-12, 13-19和20-24分别为基于HVD, EEMD和EMD获得的子信号频谱.

采用与文献[17]相同的候选子模型构建算法即PLS和KPLS为每个负荷参数构建24个候选子模型. IBBSN算法需为候选子模型选择的相同模型学习参数有: PLS算法的潜变量个数LV、KPLS算法的核参数Ker和核潜变量个数KLV, 这些参数采用网格法

寻优确定. BBSSEN算法需为每个PLS/KPLS候选子模型选择模型参数, 其中核参数采用网格法寻优确定, 潜变量个数采用留一交叉验证方法确定. 软测量模型中的其他参数: 子模型加权算法采用自适应加权融合(adaptive weight fusion, AWF)算法, KPLS

采用RBF核函数, 训练样本和测试样本数量均为13. 基于BBSSEN和IBBSSEN算法的不同集成尺寸的选择性集成模型的测试误差(root mean square relative error, RMSRE), 以及软测量模型测试曲线和统计结果如图3-4和表2所示.

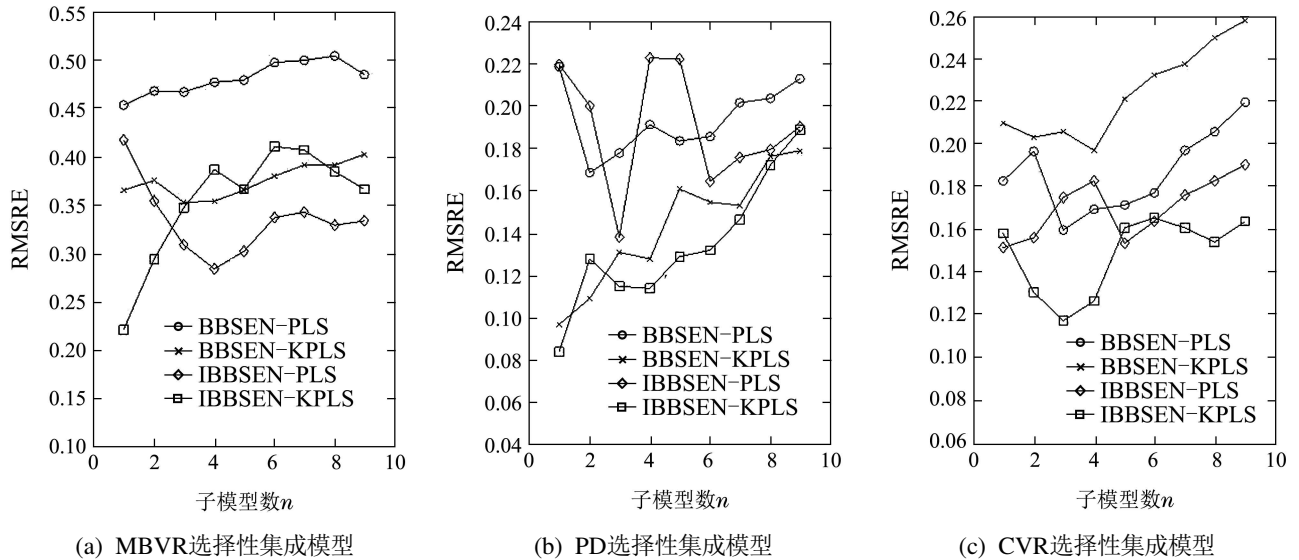


图 3 基于BBSSEN和IBBSSEN算法的不同集成尺寸选择性集成模型的测试误差

Fig. 3 Selective ensemble models' prediction errors with different ensemble size based on BBSSEN and IBBSSEN algorithms

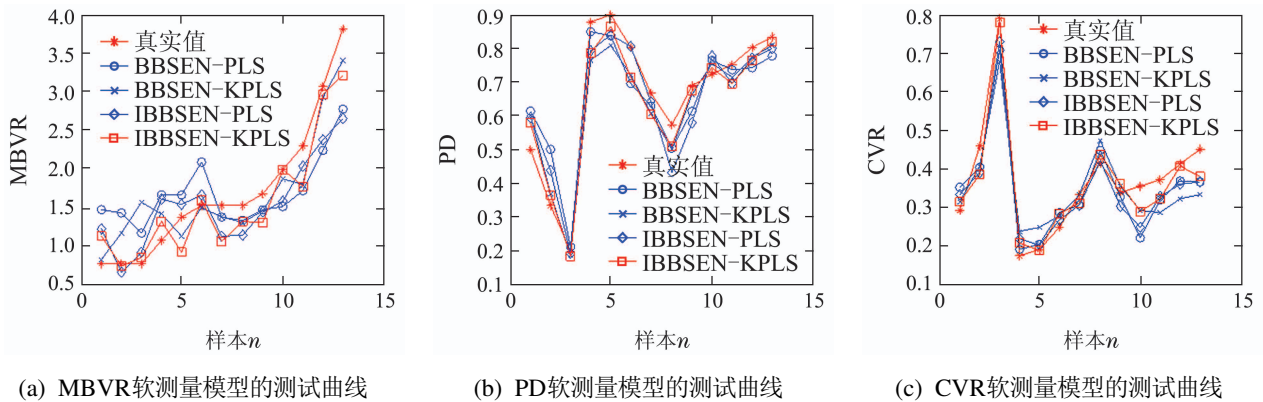


图 4 基于BBSSEN和IBBSSEN算法的磨机负荷参数软测量模型测试曲线

Fig. 4 Prediction curves of mill load parameters' soft sensor models based on BBSSEN and IBBSSEN algorithms

表 2 基于BBSSEN和IBBSSEN算法的磨机负荷参数软测量模型统计结果

Table 2 Statistical results of mill load parameters' soft sensor models based on BBSSEN and IBBSSEN algorithms

建模方法与子模型合并方法	子模型与测试误差						RMSRE	频谱
	MBVR		PD		CVR			
	参数及子模型	RMSRE	参数及子模型	RMSRE	参数及子模型	RMSRE		
BBSSEN-PLS <sup>[14]</sup>	{8,1}	0.4533	{1, 2, 15}	0.1685	{15, 2, 3, 4}	0.1594	0.2604	单尺度
BBSSEN-KPLS <sup>[14]</sup>	{18, 13, 16, 15}	0.3531	{14, 15}	0.09714	{1, 4, 3, 22, 21}	0.1969	0.2157	
IBBSSEN-PLS	{LV: 3} {8, 16, 23, 19, 13}	0.2846	{LV: 7} {4, 11, 3, 15}	0.1385	{LV: 2} {4, 15}	0.1512	0.1914	多尺度
IBBSSEN-KPLS	{Ker: 9, LV: 8} {2, 15}	0.2219	{Ker: 30, LV: 5} {15, 14}	0.08459	{Ker: 30, LV: 10} {3, 15, 2, 23}	0.1169	0.1411	



由图3-4及表2知:

1) 针对MBVR模型: IBBSSEN-KPLS方法选择了{HVDsub2, EEMDsub3}, 其中HVDsub2代表了除磨机自身引起的周期振动之外的最强筒体振动子信号; EEMDsub3的频谱范围是1000~4000 Hz, 为中频段, 结合之前研究, 可知该频谱主要是由磨机负荷冲击筒体引起, 表明MBVR与振动能量直接相关, 这与现场操作人员凭声音强弱估计MBVR相符合; 而且, MBVR没有选择EMD子信号, 表明EMD算法难以有效分解出蕴含较丰富MBVR信息的子信号, 这也是之前研究中为什么基于EMD算法的软测量模型精度低的原因之一. 表2中4个MBVR集成模型共选择了13次多尺度频谱, 其中EEMD占9次, HVD占3次, EMD占1次, 表明EEMD算法能更有效的分解出蕴含MBVR信息的振动子信号.

2) 针对PD模型: IBBSSEN-KPLS方法只选择了{EEMDsub2, EEMDsub3}, 预测误差为0.08459, 是表2中4种方法精度最高的软测量模型, 这之前文献中的研究结论即筒体振动与PD直接相关相符合, 也说明了EEMD算法的有效性. 表2中4个PD集成模型共选择了11次多尺度频谱, 其中: EEMD占6次, HVD占5次, EMD占0次; 基于KPLS的非线性模型只选择EEMD频谱, 基于PLS的线性模型则同时选择EEMD和HVD频谱, 表明多尺度频谱的优化选择与子模型构建算法直接相关, 也说明本文所提融合不同多组分信号分解算法策略的合理性.

3) 针对CVR模型: IBBSSEN-KPLS方法选择了{EEMDsub3, HVDsub3, HVDsub2, EMDsub4}, 其中: EEMDsub3和EMDsub4均为冲击能量较为集中的中频段, HVDsub2和HVDsub3则代表能量较强的振动子信号, 表明3种多组分信号分解算法提供的多尺度频谱信息是具有互补性; 该方法预测误差为0.1169, 是目前已经发表的文献中精度最高的, 进一步表明了本文所提融合多种分解算法策略的有效性. 表3中4个CVR集成模型共选择了18次多尺度频谱, 其中EEMD占5次, HVD占10次, EMD占3次, 表明基于能量高低对原始振动信号进行分解的HVD算法占主导地位, 也表明CVR与筒体振动信号能量的强弱具有强映射关系.

4) 从选择的多尺度筒体振动频谱上看, 表2中3个磨机负荷参数共12个集成模型共进行了42次多尺度频谱选择, 其中EEMDsub3频谱在4个软测量模型中被选中频率最高, 高达11次, 表明该信号蕴含丰富的磨机负荷参数信息; 在42次多尺度频谱选择中, EEMD共20次, HVD共18次, EMD共4次, 可见在分解信号蕴含信息的贡献率上, EEMD和HVD算

法相当, 基于频率递减和基于能量递减的多尺度信号分解策略在面对软测量问题是互补的, 表明所提选择性融合多种多组分信号分解算法的建模策略是有效的.

综上, 本文所提软测量方法的建模精度较高, 平均预测误差为0.1411, 为目前非在线更新软测量模型中预测性能最好方法; 而且, 本文并未融合振声信号, 说明该方法是有效的并且模型性能还有进一步提升的潜力.

## 5 结语(Conclusions)

本文从综合分析各种多组分信号分解算法获取有效多尺度频谱和全局优化基于特征子集的分支定界选择集成学习算法的视角出发, 提出了基于选择性融合多源多尺度筒体振动频谱的磨机负荷参数建模方法. 通过对经验模态分解、集合经验模态分解、希尔伯特振动分解3种多组分信号分解算法获得的多尺度信号分析, 剔除了分解中产生的无关虚假成分, 为建模提供了更可靠、有效的多源多尺度频谱. 结合新提出的基于全局优化策略的改进分支定界选择集成建模算法, 建立了磨机负荷参数软测量模型. 通过实验球磨机的筒体振动数据验证了本文所提方法在建模精度和模型可解释性上均优于之前文献中所采用的方法. 该方法可以推广到其他基于多源多尺度频谱进行关键变量测量的复杂工业过程.

为与之前的研究相对比, 本文只对4个旋转周期的筒体振动信号进行自适应分解. 多组分信号分解算法参数选择需要结合磨机机理和工业实际进行选择. 建立磨机研磨过程的数值仿真模型, 结合多组分信号分解算法深入分析磨机研磨机理, 加深对筒体振动信号组成成分的理解和有效测量工业磨机负荷参数是本课题的长远研究方向.

## 参考文献(References):

- [1] 柴天佑. 复杂工业过程运行优化与反馈控制 [J]. 自动化学报, 2013, 39(11): 1744 - 1757.  
(CHAI Tianyou. Operational optimization and feedback control for complex industrial processes [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(11): 1744 - 1757.)
- [2] 柴天佑, 丁进良, 王宏, 等. 复杂工业过程运行的混合智能优化控制方法 [J]. 自动化学报, 2008, 34(5): 505 - 515.  
(CHAI Tianyou, DING Jinliang, WANG Hong, et al. Hybrid intelligent optimal control method for operation of complex industrial processes [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(5): 505 - 515.)
- [3] KESHAV P, DE HAAS B, CLERMONT B, et al. Optimisation of the secondary ball mill using an on-line ball and pulp load sensor The Sensomag [J]. *Minerals Engineering*, 2011, 24(34): 325 - 334.
- [4] 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, 14(22): 1200 - 1208.

- [5] 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
- [6] DAS S P, DAS D P, BEHERA S K, et al. Interpretation of mill vibration signal via wireless sensing [J]. *Minerals Engineering*, 2011, 24(3/4): 245 – 251.
- [7] 冯天晶, 王焕钢, 徐文立, 等. 基于筒壁振动信号的磨机工况检测系统 [J]. *选矿*, 2012, 19(2): 66 – 69.  
(FENG Tianjing, WANG Huangang, XU Wenli, et al. An on-line mill load monitoring system based on shell vibration signals [J]. *Mining Metallurgy*, 2012, 19(2): 66 – 69.)
- [8] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R. A new view of nonlinear water waves: the Hilbert spectrum [J]. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 1999, 31(1): 417 – 457.
- [9] YANG J N, LEI Y, PAN S, 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.
- [10] 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.
- [11] CHEN J. Application of empirical mode decomposition in structural health monitoring: some experience [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(4): 601 – 621.
- [12] 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.
- [13] 汤健, 柴天佑, 赵立杰, 等. 基于振动频谱的磨矿过程球磨机负荷参数集成建模方法 [J]. *控制理论与应用*, 2012, 29(2): 183 – 191.  
(TANG Jian, CHAI Tianyou, ZHAO Lijie, et al. Ensemble modeling for parameters of ball-mill load in grinding process based on frequency spectrum of shell vibration [J]. *Control Theory & Applications*, 2012, 29(2): 183 – 191.)
- [14] TANG J, CHAI T Y, YU W, et al. Modeling load parameters of ball mill in grinding process based on selective ensemble multisensor information [J]. *IEEE Transaction on Automation Science and Engineering*, 2013, 10(3): 726 – 740.
- [15] 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(1): 646 – 652.
- [16] 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.
- [17] 汤健, 柴天佑, 丛秋梅, 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 Tianyou, CONG Qiumei, 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.)
- [18] FELDMAN M. Time-varying vibration decomposition and analysis based on Hilbert transform [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2006, 295(3/5): 518 – 530.
- [19] FELDMAN M. Hilbert transform in vibration analysis [J]. *Mechanical System and Signal Processing*, 2011, 25(3): 735 – 802.
- [20] LEI Y G, LIN J, HE Z J, et al. A review on empirical model decomposition in fault diagnosis of rotating machinery [J]. *Mechanical System and Signal Processing*, 2013, 35(1/2): 108 – 126.
- [21] TANG J, LIU Z. Multi-scale shell vibration signal analysis of ball mill in grinding process [C] // *International Conference on Logistics Engineering, Management and Computer Science (LEMCS 2014)*. Paris: Atlantis Press, 2014.
- [22] SOARES S, ANTUNES C H, ARAÚJO R. Comparison of a genetic algorithm and simulated annealing for automatic neural network ensemble development [J]. *Neurocomputing*, 2013, 121(18): 498 – 511.

#### 作者简介:

**汤健** (1974–), 男, 博士, 现在北方交通大学计算技术研究所做博士后研究工作, 目前研究方向为工业过程综合自动化系统、基于数据驱动的软测量和复杂系统建模与仿真等, E-mail: tjian001@126.com;

**柴天佑** (1947–), 男, 中国工程院院士, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为自适应控制、智能解耦控制和流程工业综合自动化理论、方法与技术等, E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn;

**丛秋梅** (1978–), 女, 讲师, 目前研究方向为复杂工业过程的建模、控制与能效优化等, E-mail: cong-0828@163.com;

**刘卓** (1979–), 女, 博士研究生, 目前研究方向为复杂工业过程建模等, E-mail: liuzhuo@mail.neu.edu.cn;

**余文** (1965–), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为复杂工业过程建模与控制、机器学习等, E-mail: yuw@ctrl.cinvestav.mx.