

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905886

基于自适应 VMD 和改进功率谱估计的球磨机 负荷特征提取*

卿宗胜¹, 高云鹏¹, 吴 聪¹, 杨佳伟^{2,3}, 王庆凯^{2,3}

(1. 湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082; 2. 矿冶过程自动控制技术国家重点实验室 北京 100160;
3. 矿冶过程自动控制技术北京市重点实验室 北京 100160)

摘 要: 磨矿过程中的球磨机运行实时工况复杂, 球磨机内部负荷状态难以准确获取。提出以原始筒体振动信号与本征模式函数的能量差作为自适应变分模式分解(VMD)层数的评价参数, 构建新型自相关函数, 引入 Rife-Vincent 自卷积窗结合能量重心法对本征模式函数进行处理, 据此提出一种基于自适应 VMD 和改进功率谱估计的球磨机负荷特征提取方法, 并开发基于 LabVIEW 的球磨机负荷识别系统。该方法能自适应地确定本征模式函数分解层数, 提高算法的抗模态混叠、虚假分量能力, 从而提高球磨机负荷检测的准确性。实测结果表明, 所提方法可有效提取磨矿过程中球磨机内部负荷特征, 实现球磨机负荷状态的准确识别, 为磨矿优化控制和效率提高提供准确、可靠的依据。

关键词: 球磨机; 自适应变分模式分解; Rife-Vincent 自卷积窗; 改进功率谱; LabVIEW

中图分类号: TP274 TH86 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Feature extraction method of ball mill load based on the adaptive variational mode decomposition and the improved power spectrum analysis

Qing Zongsheng¹, Gao Yunpeng¹, Wu Cong¹, Yang Jiawei^{2,3}, Wang Qingkai^{2,3}

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

2. State Key Laboratory of Automatic Control Technology for Mining and Metallurgy Process, Beijing 100160, China;

3. Beijing Key Laboratory of Automatic Control Technology for Mining and Metallurgy Process, Beijing 100160, China)

Abstract: The real-time working conditions of the ball mill during the grinding process are complicated. It is difficult to accurately obtain the internal load status of the ball mill. In this study, the energy difference between the original cylinder vibration signal and the intrinsic mode function is utilized as the evaluation parameter of the adaptive variational mode decomposition (VMD) layer number. In this way, a new autocorrelation function is formulated. The intrinsic mode function is processed by introducing the Rife-Vincent self-convolution window and the energy centrobaric method. A feature extraction method for ball mill load based on the adaptive VMD and the improved power spectrum estimation is proposed. The ball mill load identification system based on LabVIEW is developed. The number of layers of intrinsic mode function can be adaptively determined. The algorithm's abilities to resist modal aliasing and false components are enhanced. The accuracy of ball mill load detection is improved. Measurement results show that internal load features of ball mill during grinding process are effectively extracted, and the mill load status is accurately identified. This method provides accurate and reliable basis for the optimization control and efficiency improvement of the grinding.

Keywords: ball mill; adaptive variational mode decomposition; Rife-Vincent self-convolution window; improved power spectrum; LabVIEW

收稿日期: 2019-12-10 Received Date: 2019-12-10

* 基金项目: 国家自然科学基金(51777061)、国家重点实验室开放基金研究项目(BGRIMM-KZSKL-2017-02)、长沙市重点研发计划(kq1901029)项目资助

0 引言

球磨机作为磨矿过程中最重要的核心生产设备,其效率的高低直接影响整个选矿厂的生产水平^[1]。球磨机负荷是指球磨机筒体内矿、研磨介质、水、矿浆等物料的总和,球磨机负荷特征可用于表征磨机负荷的运行状态,准确获取球磨机负荷特征,可为球磨机的优化控制提供重要依据^[2]。而实际生产中,球磨机具有时变性、非线性、随机干扰大等特性,使得球磨机负荷特征难以准确获取^[3]。

为准确获取球磨机负荷状态,近年来国内外领域研究者提出多种方法与先进技术。澳大利亚联邦科学和工业研究组织(CSIRO)提出基于球磨机筒体振动信号分析方法,相比传统功率法、压差法、噪声法,测量方式更直接,具有灵敏度高、抗干扰性强的优点^[4-5]。文献[6]通过对球磨机振动信号的频域特征提取,建立球磨机负荷的软测量模型。文献[7]对球磨机筒体振动信号的频谱进行频段划分,用于提取球磨机料位特征。文献[8]依据研磨机理,结合先验知识提出频谱聚类方法,将振动频谱自动划分具有不同物理意义的分频段,上述方法均未从产生机理对振动信号进行有效分析,经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)基于信号的局部特征,可将非平稳信号自适应分解为各本征模态函数(intrinsic mode function, IMF),文献[9]基于EMD和集成经验模态分解(ensemble-EMD, EEMD)对球磨机的振动信号自适应分解,进而提取负荷特征量,但EMD和EEMD均属于递归分解,存在模态混叠和端点效应的问题,导致从模态分量中提取的负荷特征不明显,负荷状态识别率低。

本文针对磨矿过程中球磨机负荷特征的准确提取开展研究,以原始筒体振动信号与其IMF能量差作为依据,将工业球磨机振动信号进行VMD自适应分解为 k 个IMF,构建新型自相关函数,引入Rife-Vincent自卷积窗能量重心法,提取各IMF功率谱层最大值对应频率作为球磨机负荷特征,据此提出基于自适应VMD和改进功率谱估计的球磨机负荷特征提取方法,研制基于LabVIEW的球磨机负荷状态识别系统,并采用工业现场实测数据验证本文所提方法的准确性和有效性。

1 自适应VMD分解

1.1 VMD分解基本原理

变分模态分解^[10](variational mode decomposition, VMD)是基于维纳滤波器、一维希尔伯特变换及混频的新型自适应和准正交信号处理方法,与EMD和EEMD相

比,该方法可有效克服模态混叠、端点效应现象。

VMD的本质是构造和解决变分问题^[11-12],对于原始信号 $f(t)$,其对应的约束变分模型为:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k, \omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t. } \sum_{k=1}^K u_k = f(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\delta(t)$ 表示冲击函数;“*”为卷积符号; $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ 为 k 个本征模态函数; $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ 为各模态中心频率。

引入拉格朗日乘数算子 λ 和惩罚因子 α 将有约束性条件变为非约束性的变分问题^[13]。扩展的拉格朗日表达式如下:

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (2)$$

利用乘法算子的交替方向法迭代求解式(2)的“鞍点”,得到模态分量 u_k 与中心频率 ω_k 分别为:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (3)$$

$$\hat{\omega}_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (4)$$

每次解得模态函数和中心频率后,利用式(5)对拉格朗日乘数运算符 λ 进行更新:

$$\hat{\lambda}^{n+1} = \hat{\lambda}^n + \sigma(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad (5)$$

式中: σ 为更新因子。

按照上述更新迭代,直到满足如下收敛条件。

$$\sum_k \left\| \hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n \right\|_2 / \left\| \hat{u}_k^n \right\|_2 < \varepsilon \quad (6)$$

式中: ε 是收敛标准的容差,使用标准VMD的默认值。经过上述计算,VMD的变分分解过程完成,得到 k 个本征模态分量 $\{u_k\}$ 。

1.2 自适应确定VMD模态数 k

利用VMD算法对信号分解时,需要预先设定本征模态分量分解的数量。分解模态数量太少,会导致信息缺失;取值太多则会产生频率混叠现象^[14]。

针对上述问题,本文提出一种基于能量差的自适应变分模态分解算法。原信号或各模态分量信号的能量计算如下:

$$E = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N u^2(i)}{N}} \quad (7)$$

式中: E 表示原信号或各模态分量信号的能量值; $u(i)$ 表示为信号序列; N 为序列长度。不同模态分解层数的能量值之和大小不同, 定义各模态分量能量之和与原信号能量的能量差参数计算式如下:

$$\rho = \frac{\left| \sum_{j=1}^k E_j - E_s \right|}{E_s} \quad (8)$$

式中: E_j 表示为第 j 个模态分量的能量; E_s 为原信号的能量。

通过能量差参数 ρ 选取分解数量, 当 ρ 随着分解模态数增加而增加, 在模态过分解前, ρ 的增长幅度很小, 而当模态过分解时, ρ 增长幅度会显著增大。

根据上述原理, 确定 VMD 分解的模态数。由分解层数 $k=2$ 开始逐层计算能量差参数 ρ , 直到 k 达到预先设定的最大分解层数 K , 观察各层 ρ 变化情况, 选择 ρ 出现显著增加前所对应的 k , 作为 VMD 分解的分解层数。

2 自适应 VMD 和改进功率谱的特征提取

球磨机筒体振动信号的分布规律是随时间变化的随机信号, 而对包含有大量样本集合的随机信号, 须从总体上研究其统计规律。本文采用改进的功率谱估计, 求取球磨机筒体振动信号各模态分量的功率谱, 进而得到特征量。

2.1 改进自相关函数

要求随机信号的功率谱密度, 首先求其自相关函数^[15]。对于离散信号 $u(i)$, 其自相关函数为:

$$r(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u(i)u(i+\tau) \quad (9)$$

式中: τ 为时延。由式(9)可知, $r(\tau)$ 随着时延 τ 的增大, 求和项数逐渐减少, 导致波形幅值衰减, 给峰值点的检测带来困难。为克服自相关函数该缺点, 对其进行改进, 改进后的自相关函数在做运算时保持求和项数不变, 改善幅值衰减的情况, 其改进流程如下:

- 1) 将自相关函数长度取为 N ;
- 2) 将离散信号 $u(i)$ 的序列长度从 N 延拓到 $2N$;
- 3) 当 $i>N$ 时, 令 $u(i) = u(i-N)$;
- 4) 以式(9)计算自相关函数。

2.2 Rife-Vincent 自卷积窗能量重心法

能量重心法依据窗离散频谱的能量重心无限靠近坐标原点的特性, 对频率进行校正。能量重心法的谐波信号频率 f_k 校正式为:

$$f_k = x_0 \cdot \frac{f_s}{N} = \frac{\sum_{i=-n}^n P(k_0+i) \cdot (k_0+i)}{\sum_{i=-n}^n P(k_0+i)} \cdot \frac{f_s}{N} \quad (10)$$

式中: x_0 为校正功率谱峰值谱线; f_s 为采样频率; N 为采样点数; 谐波信号经离散傅里叶变换得到的峰值谱线为 k_0 , $P(k_0+i)$ 为加窗功率谱第 i 条谱线功率值。

能量重心法的频谱分析精度易受到窗函数的影响^[16-17], 比较现有窗函数性能, 本文构建具有更低的旁瓣峰值电平、更快衰减速率 Rife-Vincent (RV) 自卷积窗, 建立 RV 自卷积窗能量重心法, 以提高频谱分析的精度。

RV 窗是一种余弦组合窗, 其离散表达式为:

$$w(n) = \sum_{m=0}^{M-1} (-1)^m b_m \cos(2\pi n \cdot m/N) \quad (11)$$

式中: $n=0, 1, 2, \dots, N-1$; M 为 RV 窗函数的项数; b_m 为 RV 的窗系数, 且满足 $\sum_{m=0}^{M-1} (-1)^m b_m = 0$ 的约束条件。余弦组合窗系数不同, 则窗旁瓣性能也不同, 常见余弦组合窗的旁瓣特性如表 1 所示。综合考虑旁瓣峰值电平与衰减速率, 本文采用 5 项 1 阶 RV 窗。

表 1 余弦组合窗的旁瓣性能

Table 1 The sidelobe performance of combination of cosine windows

窗的类型	旁瓣峰值电平/dB	旁瓣衰减速率/(dB·oct ⁻¹)
Hanning	-34.2	18
Blackman	-58.1	18
3 项 RV(I)	-46.8	18
4 项 RV(I)	-61	18
4 项 RV(III)	-73.9	12
5 项 RV(1)	-74.5	30

令 RV(I) 窗的频谱模函数 $W_{RV}(\omega)$ 为:

$$W_{RV}(\omega) = \sum_{m=0}^{M-1} (-1)^m \frac{b_m}{2} \left[W_R \left(\omega - \frac{2\pi}{N} m \right) + W_R \left(\omega + \frac{2\pi}{N} m \right) \right] \quad (12)$$

式中: ω 为角频率; W_R 是矩形窗的频谱函数。

由余弦自卷积窗定义, 可得 RV 自卷积窗的时域表达式为:

$$w_{RV-2}(n) = [w(n)]^2 \quad (13)$$

根据卷积定理, 函数的时域卷积相当于频域的乘积, 可得 RV 自卷积窗的频谱模函数为:

$$W_{RV-2}(\omega) = [W_{RV}(\omega)]^2 \quad (14)$$

令 $P_{RV-2}(\omega)$ 为 RV 自卷积窗的功率谱函数, 则其窗谱能量表达式为:

$$P_{RV-2}(\omega) = W_{RV-2}^2(\omega) = \left\{ \sum_{m=0}^{M-1} \frac{b_m}{2} \left[W_R\left(\omega - \frac{2\pi}{N}m\right) + W_R\left(\omega + \frac{2\pi}{N}m\right) \right] \right\}^4 \quad (15)$$

由数学推导可证, RV 自卷积窗满足能量重心法的应用条件,即离散窗谱的能量重心在坐标原点附近。

实际应用中, n 的取值不可能无穷大,可选取窗谱主瓣内的值参与校正计算,所以校正精度不是理论解,而是与窗函数类型和点数 n 有关的近似解。当信号序列长度 N 为固定值时,自卷积窗的主瓣宽度更宽。

为保证主瓣内较大的谱线均被利用,又减少旁瓣对结果的影响,本文采用 $n = 9$ 谱线进行频谱校正,由式(10)可得 RV 自卷积窗能量重心法谐波信号频率 f_k 校正式为:

$$f_k = \frac{\sum_{i=-9}^9 P_{RV-2}(k_0 + i) \cdot (k_0 + i)}{\sum_{i=-9}^9 P_{RV-2}(k_0 + i)} \cdot \frac{f_s}{N} \quad (16)$$

为比较构建的 RV 自卷积窗能量重心法的频率校正精度,采用采样频率 $f_s = 1\ 024\ \text{Hz}$, 采样点数 $N = 4\ 096$ 对单频正弦信号进行采样,并令信号频率 f 在分辨率区间 $[49.5, 50.5]\ \text{Hz}$ 等间隔取 51 个频率点,分别计算各常见余弦组合窗与 RV 自卷积窗能量重心法在不同频偏下的归一化校正频率误差,仿真结果如图 1 所示。

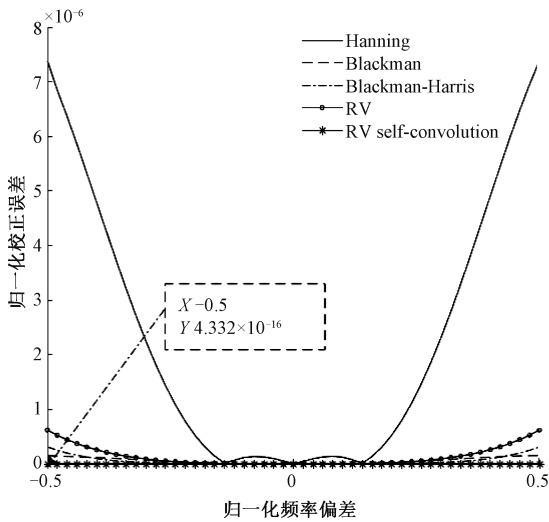


图 1 各窗频率校正误差

Fig.1 Correction errors of window frequency

由图 1 可知,与 Hanning 窗、Blackman 窗等余弦组合窗能量重心法相比, RV 自卷积窗频率校正精度明显提高,且当频偏增大时, Hanning 窗、RV 窗等窗的校正结果受到影响,而 RV 自卷积窗仍保持较高的准确度。

2.3 基于自适应 VMD 和改进功率谱的负荷特征提取

基于自适应 VMD 和改进功率谱估计的球磨机负荷特征提取方法具体步骤如下:

1) 获取球磨机筒体振动信号,初始化 VMD 分解模态数 $k=2$, 设定最大分解模态数 K , VMD 其他两个参数,即惩罚因子 α 和更新因子 σ 设定为默认值,依据式(7)计算筒体振动信号的能量值 E_s ;

2) 对球磨机筒体振动信号进行 VMD 分解,依据式(7)计算该分解模态数下的各个模态能量值之和 $\sum_{j=1}^k E_j$, 计算能量差参数 ρ 是否由有明显偏离,如没有明显偏离,则令 $k = k + 1$, 继续计算 ρ 的值;如有明显偏离或者分解层数达到最大设定模态数 K , 选定此时的分解模态数为 $k = k - 1$ (若达到最大分解模态数,则为 $K - 1$);

3) 将球磨机筒体振动信号分解为 k 个序列长度为 N 的本征模函数 $\{u_i\}$, $i=1, 2, \dots, k$, 将 $\{u_i\}$ 的序列长度延拓为 $2N$, 以式(9)计算其改进自相关函数 $\{r_i(\tau)\}$;

4) 对 $\{r_i(\tau)\}$ 作加窗长为 N 的 RV 自卷积窗的傅里叶变换,得到功率谱:

$$P_{RV-2}(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} r_i(\tau) W_{RV-2}(\omega) d\omega \quad (17)$$

5) 确定功率谱中最大值谱线 $\{k_0^i\}$, 以式(16) 计算能量重心法校正后的功率谱最大值对应频率 $\{f_k\}$ 。

3 实验与分析

为验证本文提出方法的提取球磨机负荷特征的准确性和有效性,基于山东黄金集团焦家金矿选矿厂磨浮车间的溢流型球磨机 (MQY $\Phi 5.5\ \text{m} \times 8.5\ \text{m}$) 实测进行验证。在球磨机筒体上安装加速度传感器,设置采样频率 f_s 为 $18\ 750\ \text{Hz}$, 分别采集球磨机处于欠负荷、正常负荷、过负荷 3 种球磨机负荷状态的筒体振动信号,每个振动信号的序列长度为 $N = 82\ 000$, 从 3 种负荷状态的振动信号中各提取 50 组样本共 150 组实验样本,3 种负荷状态的时域波形如图 2 所示。

由图 2 可知,不同负荷状态的振动信号波形十分相似,均表现为中间大两头小的纺锤形状,且波峰位置也基本相同,纺锤形状中间的波峰较大是因为此时加速度传感器正处于球磨机最下方衬板上,球磨机内部钢球等物体抛落到该衬板,产生更大的加速度造成,总体规律性一致,但振动信号时域波形受到噪声干扰严重,只通过振动信号时域特征难以判断球磨机的内部负荷状态。采用本文提出的球磨机负荷特征提取方法对振动信号进行处理,对原振动信号进行 VMD 分解,初始化分解模态数 $k=2$, 考虑到数据量较大,若最大模态数 K 设置过大,会造成效率低,计算量大,因此本文将最大模态数 K 设为

12,分别计算不同分解模态数下原始振动信号总能量与各模态信号能量和,并计算对应的能量差参数 ρ ,具体结果如表2所示。

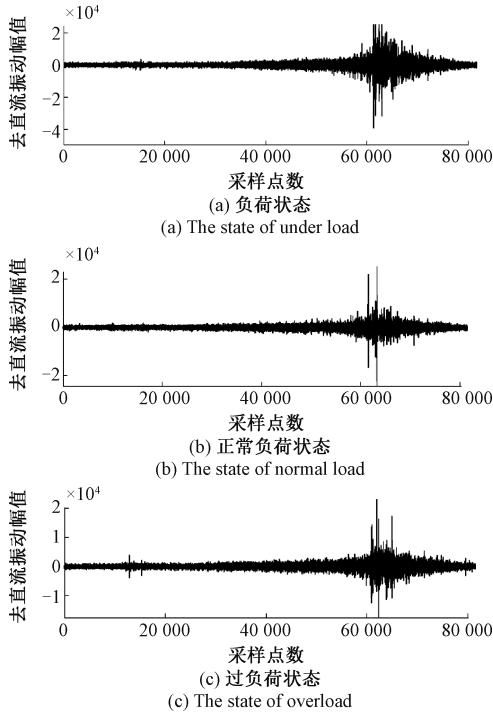


图2 不同负荷状态球磨机筒体振动信号
Fig.2 The ball mill vibration signal of different load states

表2 VMD各分解层数的能量差参数
Table 2 The energy difference parameters of VMD decomposition layers

分解模态数 k	能量差参数 ρ	分解模态数 k	能量差参数 ρ
2	0.010 7	8	0.095 7
3	0.023 0	9	0.103 7
4	0.036 0	10	0.442 8
5	0.045 9	11	0.523 4
6	0.065 3	12	0.635 1
7	0.081 9		

当 $k \leq 9$ 时,能量差参数 ρ 每层波动较小,当 $k = 10$ 时能量差参数 ρ 出现明显变化,基于本文提出方法,令 $k = 9$ 为VMD分解模态数最合理值,对3种负荷状态振动信号进行VMD分解得到的各IMF,再采用本文提出的改进功率谱估计对各IMF进行频谱校正得到功率谱。振动信号各IMF和其改进功率谱分别如图3和4所示。

对3种负荷状态的振动信号进行VMD分解,将各IMF进行改进功率谱估计得到功率谱最大值对应的频率 f_k 作为特征向量,3种负荷状态各IMF功率谱最大值对应的频率如表3所示。

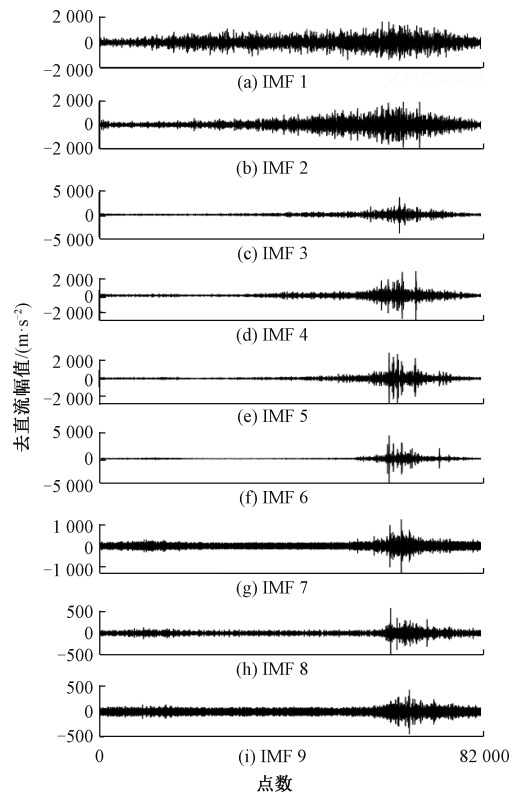


图3 振动信号各IMF

Fig.3 The IMFs of vibration signal

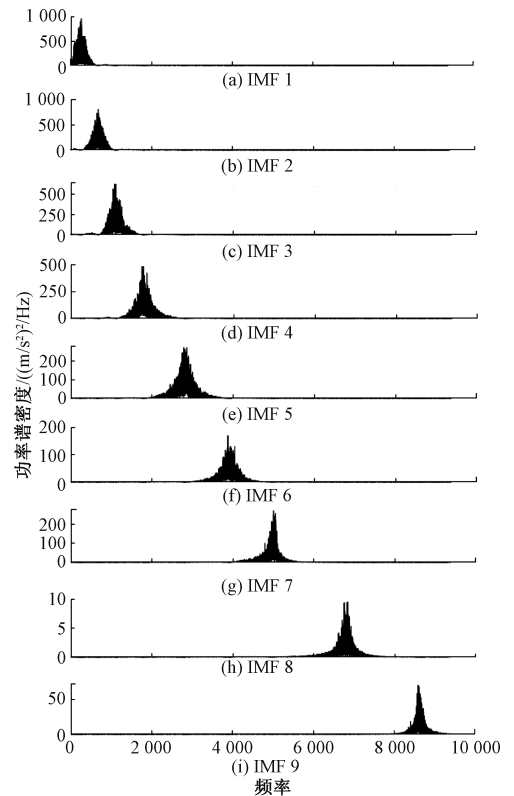


图4 振动信号各IMF改进功率谱

Fig.4 The improved power spectrum of IMFs

表 3 3 种负荷状态特征向量表

Table 3 The feature vector table of three kinds of load status

IMF 序号	各 IMF 功率谱最大值对应频率		
	欠负荷	正常负荷	过负荷
1	253.16	240.79	250.56
2	823.15	647.78	638.87
3	1 630.37	1 181.02	1 016.41
4	2 181.18	2 117.18	1 647.54
5	2 785.28	2 978.30	2 404.87
6	3 461.40	3 776.49	3 217.87
7	4 110.82	5 233.99	3 910.97
8	6 677.25	7 019.60	6 740.64
9	8 350.60	9 099.96	7 955.92

为验证本文所提的方法在球磨机负荷特征提取的高准确性,分别采用本文方法与 EMD 和 EEMD 提取的特征量(同取各 IMF 功率谱最大值频率)进行比较研究。将各方法提取的特征向量分别导入支持向量机(support vector machines, SVM)进行测试,每种负荷状态的 50 个样本数据随机分为两组,一组为训练集 30 个样本,另一组为测试集 20 个样本,再将每种状态的训练集与测试集分别构成总的训练集与测试集,即总训练集为 90 个样本,总测试集为 60 个样本。EMD、EEMD 和本文所提方法测试样本的识别结果如图 5~7 所示。

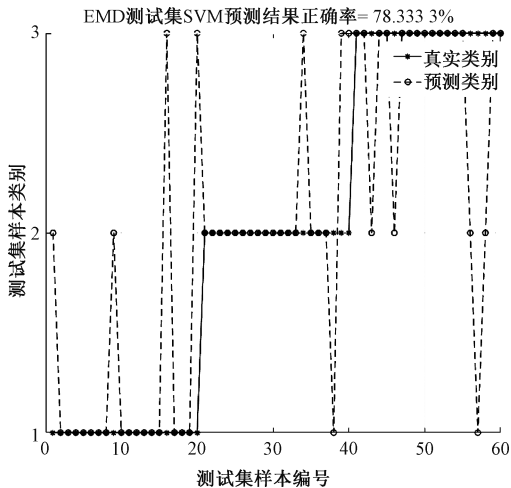


图 5 EMD 方法 SVM 预测结果

Fig.5 The SVM prediction results of EMD method

图 5~7 中测试样本类别 1 代表欠负荷、2 代表正常负荷、3 代表过负荷,基于本文提出的自适应 VMD 分解

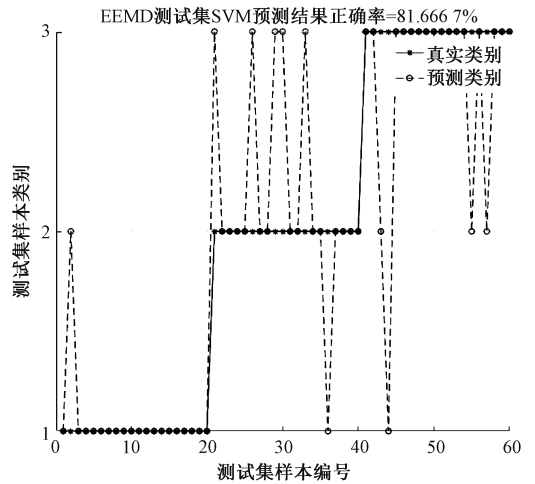


图 6 EEMD 方法 SVM 预测结果

Fig.6 The SVM prediction results of EEMD method

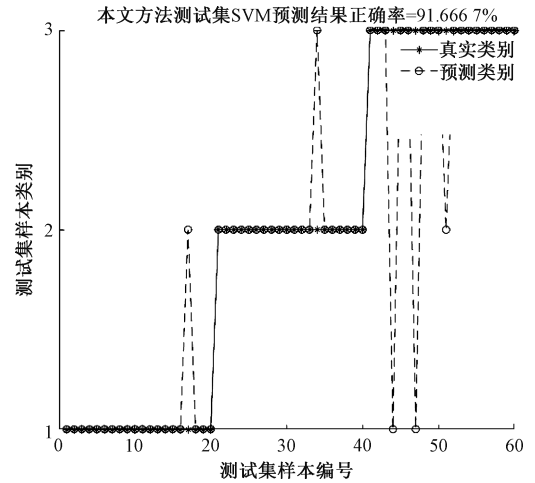


图 7 本文方法 SVM 预测结果

Fig.7 The SVM prediction results of proposed method

改进功率谱估计的球磨机负荷特征提取方法测试集预测结果准确率达到 91.67%,相比于 EMD、EEMD 分解方法具有更高的准确性。

4 基于 LabVIEW 的负荷状态识别系统

根据本文提出方法,建立基于 LabVIEW 的球磨机负荷状态识别系统,其总体结构如图 8 所示,工业现场球磨机负荷监测系统实物如图 9 所示。

球磨机筒体振动信号由美国 ADI 公司的 MEMS 振动传感器 ADXL001 采集,经 C8051F06X 单片机集成高精度 ADC 处理后,通过低功耗 nRF24L01+数据传输模块以无线方式发送至地面。考虑球磨机为大型旋转结构,振动信号采集单元选用太阳能供电设计,供电单元采用

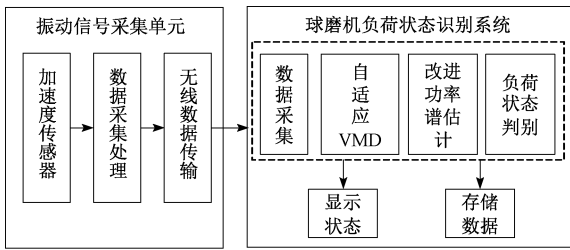


图8 球磨机负荷识别结构

Fig.8 The block diagram of ball mill load identification

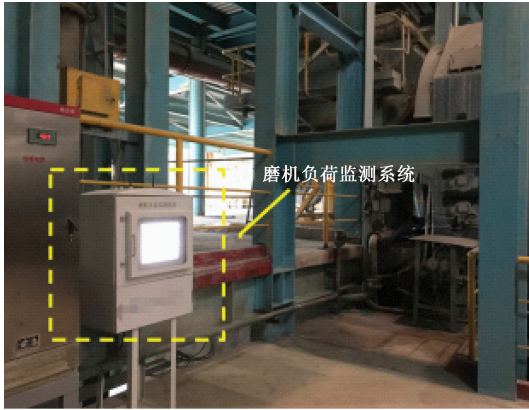


图9 磨机负荷监测系统现场实物

Fig.9 The monitoring system of ball mill load

低压差线性稳压器替代常用 DC-DC 变换器,其具有外接元件少、静态电流小、电源稳定性更高的优点。地面无线接收端接收到采集单元传输的信号后,通过 NI 公司的 myDAQ 采集与传输到上位机,在上位机基于 LabVIEW 开发的球磨机负荷状态识别系统,通过对输入信号进行自适应 VMD 和改进功率谱估计提取特征参数,实现负荷状态判别。该系统平均单次识别时长 2 min,识别准确率达 91.67%,用户管理分 3 级,负荷状态判别 3 种,可 7×24 h 在线运行,满足系统运行与优化控制识别要求;能实时显示工业现场球磨机振动信号波形、特征向量及其对应负荷状态,具有在线分析、数据存储、用户管理等功能,为工业现场的磨矿优化控制提供重要判据。

5 结 论

针对磨矿过程球磨机负荷状态难以准确获取的问题,本文提出基于自适应 VMD 分解改进功率谱估计的球磨机负荷特征提取方法,理论分析与实测结果表明:应用 VMD 对球磨机振动信号进行分解,有效避免了当前 EMD 与 EEMD 方法的模态混叠与端点效应;针对分解模态数的确定,提出能量差法有效实现了最优分解,比主观决策更准确可靠;通过移位相加改进自相关函数,构建 Rife-

Vincent 自卷积窗能量重心法有效提高了振动信号模态分量的频率校正精度;比较现有 EMD、EEMD 特征提取方法,本文提出的方法可更准确的提取球磨机负荷特征且能有效实现状态识别与分类,为磨矿优化控制和效率提高提供准确、可靠依据。

参考文献

- [1] 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 J, CHAI T Y, CONG Q M, et al. A soft load measurement of mill load parameters based on EMD and selective integrated learning algorithm [J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(9): 1853-1866.
- [2] TANG J, CHAI T Y, YU W, et al. A comparative study that measures ball mill load parameters through different single-scale and multiscale frequency spectra-based approaches [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2016, 12(6): 2008-2019.
- [3] 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 Transactions on Automation Science and Engineering, 2013, 10(3): 726-740.
- [4] 杨佳伟,陆博,周俊武. 基于振动信号分析的球磨机工况检测技术的研究与应用[J]. 矿冶, 2013, 22(3): 99-104.
YANG J W, LU B, ZHOU J W. Research and application of ball mill condition detection technology based on vibration signal analysis [J]. Mining and Metallurgy, 2013, 22(3): 99-104.
- [5] 李舜酩,郭海东,李殿荣. 振动信号处理方法综述[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(8): 1907-1915.
LI SH M, GUO H D, LI D R. Summary of vibration signal processing methods [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(8): 1907-1915.
- [6] 汤健,郑秀萍,赵立杰,等. 基于频域特征提取与信息融合的磨机负荷软测量[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(10): 2161-2167.
TANG J, ZHENG X P, ZHAO L J, et al. A soft load measurement of mill load based on frequency domain feature extraction and information fusion [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(10): 2161-2167.
- [7] 汤健,赵立杰,岳恒,等. 基于多源数据特征融合的球磨机负荷软测量[J]. 浙江大学学报(工学版), 2010, 44(7): 1406-1413.
TANG J, ZHAO L J, YUE H, et al. A ball mill load soft measurement based on multi-source data feature

- fusion[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2010, 44(7): 1406-1413.
- [8] 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 J, CHAI T Y, ZHAO L J, et al. A integrated modeling method for load parameters of ball mill based on vibration spectrum of grinding process[J]. Control Theory & Applications, 2012, 29(2): 183-191.
- [9] 汤健, 柴天佑, 丛秋梅, 等. 选择性融合多尺度筒体振动频谱的磨机负荷参数建模[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(12): 1582-1591.
TANG J, CHAI T Y, CONG Q M, et al. A modeling method of mill load parameters by selective fusion of multi-scale tube vibration spectrum[J]. Control Theory & Applications, 2015, 32(12): 1582-1591.
- [10] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [11] HONG K, WANG L, XU S. A variational mode decomposition approach for degradation assessment of power transformer windings [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(4): 1221-1229.
- [12] LIU W, CAO S Y, WANG Z M, et al. Spectral decomposition for hydrocarbon detection based on VMD and Teager-Kaiser energy [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(4): 539-543.
- [13] 朱永利, 贾亚飞, 王刘旺, 等. 基于改进变分模态分解和 Hilbert 变换的变压器局部放电信号特征提取及分类[J]. 电工技术学报, 2017, 32(9): 221-235.
ZHU Y L, JIA Y F, WANG L W, et al. Feature extraction and classification of transformer partial discharge signal based on improved variational mode decomposition and Hilbert transform[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(9): 221-235.
- [14] LIAN J, LIU Z, WANG H, et al. Adaptive variational mode decomposition method for signal processing based on mode characteristic [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 7(107): 53-77.
- [15] 张俊甲, 马增强, 王梦奇, 等. 基于VMD与自相关分析的滚动轴承故障特征提取[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(9): 1372-1378.
ZHANG J J, MA Z Q, WANG M Q, et al. Rolling bearing fault feature extraction based on VMD and autocorrelation analysis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2017, 31(9): 1372-1378.
- [16] LIN H B, DING K. Energy based signal parameter estimation method and a comparative study of different frequency estimators[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(1): 452-464.
- [17] ZENG B, TENG ZH SH. Parameter estimation of power system signals based on cosine self-convolution window with desirable side-lobe behaviors[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2011, 26(1): 250-257.

作者简介



卿宗胜, 于2014年在湖南工学院获得学士学位, 现为湖南大学电气与信息工程学院硕士研究生, 主要研究方向为智能检测与仪器。

E-mail: qing5361@126.com

Qing Zongsheng received his B. Sc. degree from Hunan Institute of Technology in 2014. He is currently a M. Sc. candidate in the College of Electrical and Information Engineering at Hunan University. His main research interests include intelligent detection and instrument.



高云鹏(通信作者), 2004年和2009年于湖南大学分别获得硕士学位和博士学位, 现为湖南大学电气与信息工程学院副教授、博士生导师, 主要研究方向为智能检测与仪器。

E-mail: gfront@126.com

Gao Yunpeng (Corresponding author) received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Hunan University in 2004 and 2009, respectively. He is currently an associate professor and a Ph. D. advisor in the College of Electrical and Information Engineering at Hunan University. His main research interests include intelligent control and instrument..