

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209452

基于 CEEMDAN-GPR 的球磨机负荷软测量<sup>\*</sup>单显明<sup>1</sup> 那崇正<sup>1</sup> 汤健<sup>2</sup> 刘业峰<sup>3</sup>(1. 沈阳工学院信息与控制学院 抚顺 113122; 2. 北京工业大学信息学部 北京 100124;  
3. 沈阳工学院机械工程与自动化学院 抚顺 113122)

**摘要:** 为对球磨机软测量方法中的测量结果精度实时估计,同时改善软测量信号分解中的模态混叠问题,本文提出了一种新的基于自适应噪声完备集合经验模态分解、高斯混合模型与高斯过程的球磨机负荷软测量方法,核心思想是使用改进 CEEMDAN-GMM 方法将球磨机振声和振动时域信号分解为一系列的本征模态函数并分类,由高斯过程回归给出预测值。相较于其他软测量方法,完全集合经验模态分解可以很大程度上避免经验模态分解带来的模态混叠影响,高斯混合模型可以通过设定概率阈值的方法在特征聚类时同时识别异常信号,高斯过程回归不但可以给出基于数据驱动的预测值,还能给出相应的置信区间,并据此向操作人员发出异常预警。实验证明,相较于其他软测量方法,本方法在球磨机负荷参数软测量精度、异常检测等方面均有一定的改进。

**关键词:** 球磨机;软测量;自适应噪声完备集合经验模态分解;高斯混合模型;高斯过程回归

**中图分类号:** TP206 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 120.3030

## A CEEMDAN-GPR based ball mill load parameters soft sensor method

Shan Xianming<sup>1</sup> Na Chongzheng<sup>1</sup> Tang Jian<sup>2</sup> Liu Yefeng<sup>3</sup>

(1. School of Information and Control, Shenyang Institute of Technology, Fushun 113122, China;

2. Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;

3. School of Mechanical Engineering and Automation, Shenyang Institute of Technology, Fushun 113122, China)

**Abstract:** To give the real-time prediction of accuracy of the ball mill soft sensor, and to solve the model mixing problem in data decomposition of soft sensor, this paper proposed a new Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise (CEEMDAN), Gaussian Mixture Model (GMM) and Gaussian Process Regression (GPR) based ball mill load parameters soft sensor method. The key features of this method are using CEEMDAN-GPR to decompose and classify vibration and acoustical signals time domain signals to a series of intrinsic mode functions (IMFs). GPR is used to provide the predicted values. Comparing to the other soft sensor method, the CEEMDAN-based method is largely avoiding the mode mixing issue coming with the original EMD method. Anomalous signals can be classified while feature clustering by giving a probability threshold to the GMM. The GPR-based predicting method will not only provide the data-driven predict values, but also provide their confidence intervals, and warn the operator if necessary. The experiment result shows that comparing to the other soft sensor method, the proposed method has improvements on mill load predicting accuracy and ability of abnormal warning.

**Keywords:** ball mill; soft sensor; complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise; gaussian mixture model; gaussian process regression

## 0 引 言

湿式球磨机是国内钢铁生产过程中广泛使用的一种球磨机,作为选矿过程的前置工序,球磨机将粉碎的矿石研磨成为

合适粒度的原料。磨矿过程是整个选矿过程的瓶颈,也是选矿过程中主要的能耗环节。除了耗电以外,球磨机的钢耗也是一个不可忽视的因素,研究表明,球磨机的钢球消耗通常与球磨机的能耗成正比,其比值为 0.035~0.175 kg/kWh<sup>[1]</sup>。球

收稿日期:2022-03-29

\* 基金项目:辽宁省教育厅高等学校基本科研项目(2021-LJKZ1345)、辽宁省自然科学基金重点领域联合开放基金(2020-KF-11-09, 2021-KF-11-05)、沈抚示范区本级科技计划项目(2020JH13, 2021JH07)资助

磨机筒体内的料位等负荷参数是影响球磨机系统节能高效和安全稳定运行的关键因素之一,这些参数包括料球比(material to ball volume ratio, MBVR)、磨矿浓度(pulp density, PD)、充填率(charge volume ratio, CVR)等。研究表明,维持磨矿过程的优化负荷能够提高 2%~10% 的处理量,节约 5%~10% 的能耗,提高 25%~50% 的劳动生产率<sup>[1]</sup>。在实际生产过程中,由于矿石性质的波动等列因素的干扰,使球磨机的负荷难以维持在最佳水平。磨机负荷是影响磨矿效率及磨矿产品质量好坏的重要因素,特别是当负荷过大,操作不当时,就会造成磨机“胀肚”危险事故的发生<sup>[2]</sup>。因此在磨矿过程自动控制中,球磨机负荷的检测和控制是球磨机自动控制最重要的内容。能否准确地检测出球磨机的负荷是整个球磨机优化控制成败的关键。由于磨机筒体复杂的内部环境,上述其负荷参数难以通过直接的方法检测。现有方法通常是测量球磨机在工作过程中的振声信号以及振动信号等来确定磨机的负荷参数。这种对于那些难以直接测量选择一组与其相关的可测变量,通过构造某种数学关系来估计其真实值,我们称其为软测量方法。

软测量方法在国内外已经被研究和发展几十年之久,诞生了大量的实用成果<sup>[3]</sup>,这些研究通常基于不同的技术方法,如基于最小二乘支持向量机(LS-SVM)的方法<sup>[4]</sup>,基于深度学习的方法<sup>[5]</sup>,以及基于卷积神经网络的方法<sup>[6]</sup>等。随着研究的发展,基于数据驱动与机器学习的软测量方法渐渐成为主流<sup>[7]</sup>。对于球磨机软测量研究方面,近年来国内外也取得了许多研究成果:文献[8]直接实用前向神经网络拟合球磨机载荷;文献[9]提出了一种基于最小二乘支持向量机(LS-SVM)和灰色模型(GM)的软测量方法。文献[10]基于主成分分析(principal component analysis, PCA)与支持向量机(support vector machine, SVM)的等算法建立了筒体内部负荷参数的预测模型;文献[11]通过基于最优定界椭球(optimal bounding ellipsoid, OBE)改进极限学习机(extreme learning machine, ELM)的建模方法建立球磨机软测量模型。文献[12]提出了一种基于深度信念网络(deep belief network, DBN)将球磨机信号逐层抽取,在通过极 ELM 建立软测量模型的方法;文献[13]提出了一种实用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)将原有信号分解成为不同时域信号,再提取相应的频域特征,使用核偏最小二乘(kernel partial least square, KPLS)建模的软测量方法。文献[14]提出基于自适应变分模态分解层数的评价参数,构建新型自相关函数提高球磨机负荷检测的准确性。现有软测量方法在测量精度上能够满足不同工业实践的要求,对软测量模型的误差估计往往是基于均值方法的,如均方根误差(root mean square error, RMSE)等方法,此类方法能够较好的说明模型整体的精度。然而,因为实验等因素制约,训练样本的集合往往难以覆盖整个解空间,而在预测时只是基于有限个数据点,

对于基于数据驱动的算法而言,预测点局部的模型精度往往比全局精度更为重要。因此引入高斯过程等基于概率的预测模型,可以更好的估计软测量模型局部精度,让使用者不但可以得到模型的预测值,还知道该预测有多大的信心。这也是本文在球磨机软测量引入高斯过程的主要原因之一。

球磨机软测量的输入量的是一段时期内采样的一组或者多组时域信号,这种输入维度较高,无法作为回归模型的直接输入信号,通常需要进行特征提取或降维处理。降维后的数据虽然可以满足使用的回归模型的基本需求,但维度仍然很高,在高维空间内优化和回归问题会引发维度灾难(curse of dimension)和不确定性灾难(curse of uncertainty)。在预测点远离训练样本点的时候,预测的误差会变得无法预期。而当球磨机运行在一些不常见工况,或者球磨机负荷异常时,特征空间中的预测点往往距离训练样本较远,给出的预测值会较正常工况下有所降低。针对上述问题,本文设计了一种新的软测量方法,先使用自适应噪声完备集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)将球磨机振动传感器和振声传感器采集到的时域信号分解为一系列的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF),与经典 EMD 方法相比,CEEMDAN 方法能够较好的避免 EMD 分解中的模态混叠问题,在球磨机相关领域已经取得了相关研究成果<sup>[15]</sup>。对分解得到 IMF 使用 Welch 法进行频域特征提取,获得低维特征值。最后使用高斯混合模型(gaussian mixture model, GMM)对不同 IMF 分量进行聚类并使用高斯过程回归(gaussian process regression, GPR)预测,上述两种方法均为基于多元高斯分布的算法,除了常规输出之外,这两种方法还能给出一个基于概率的附加输出,用以描述基于目前已知的训练数据,算法对自己的结果有多大的“信心”。如果对于某一预测信号的 IMF 分量未通过 GMM 聚类阈值检查,则将被叠加到 CEEMDAN 残差之中与频域特征值一起输入 GPR 模型,最终由 GPR 模型给出预测值以及该预测值基于概率的置信区间。该数据是基于统计概率的,可以从概率上估计磨机实际负荷是否在优化负荷的范围之内,并对可能出现的最差情况,对操作人员给出及时的预警信息,保证磨机高效运行,同时避免因为磨机负荷异常引发的“胀肚”等故障。在本文的后续章节,将对涉及技术方法及在球磨机软测量中的应用一一探讨,并给出本方法的整体结构框架,最终通过基于实验球磨机的实际运行数据仿真验证了本方法的有效性。

## 1 基于 CEEMDAN-GMM 方法的球磨机软测量信号分解

本文改进 CEEMDAN 法与 GMM 方法相结合,提出一种新的球磨机测量信号分解与分类方法。研究中可将球磨

机筒体近似看作板壳结构体,软测量常用的输入数据是通常包括磨机的振动信号与振声信号。振动信号主要来自于钢球冲击和研磨滑动阶段某一时刻受到的冲击力,这些力在磨机旋转一周的任意时刻都不相同,文献[13]表明单独分析固定在筒体上的振动加速度传感器在某一时刻采集的筒体振动信号不能包含磨机旋转一周内全部筒体振动信号的特性,球磨机软测量模型必须以旋转整周期的信号为单位长度进行分析。在本文中,记磨机一个旋转周期内的振动信号为  $\mathbf{x}_v^t$ , 一个周期内振声信号为  $\mathbf{x}_A^t$ 。

磨机振声信号主要来自于振动辐射噪声即筒体结构噪声、磨机内部混合声场传输至磨机外部的空气噪声、与磨机负荷无关的环境噪声等三部分<sup>[13]</sup>。其中钢球撞击衬板与磨机筒体和钢球冲击与磨剥物料共同构成了磨机内部混合声场,可以认为该部分与磨机负荷关系较大。综上所述,磨机内的振动与振声信号均有不同源引发的分量叠加而成,使用 EMD 方法等时域分解方法将信号分解,分析与磨机负荷相关性较大的分量,成为磨机软测量的一种可靠手段。CEEMDAN 方法<sup>[16]</sup>是在 EMD 方法基础上发展而来的,作为一种经典的时域信号分解方法,EMD 方法能够自适应地将时间序列分解为若干个独立的 IMF 分量以及一个残差。以球磨机桶体振声信号 EMD 分解为例,若桶体若干圈振声信号记为  $\mathbf{x}_A^t$ , 将该信号分解为相应的 IMF 需要以下步骤:

- 1) 记  $i = 1, \mathbf{r}_{A0} = \mathbf{x}_A^t$ 。
- 2) 寻找  $\mathbf{r}_{A,i-1}$  的极值点并找到  $\mathbf{r}_{A,i-1}$  的上下包络线。
- 3) 计算包络线均值记为  $\mathbf{m}_{A,i}$ 。
- 4) 计算 IMF 值:

$$\mathbf{h}_{A,i} = \mathbf{r}_{A,i-1} - \mathbf{m}_{A,i} \quad (1)$$

5) 若  $\mathbf{h}_{A,i}$  满足 IMF 条件,即极值点和过零点的个数必须最多相差一个,并且任何点上局部最大包络和局部最小包络的均值是 0,则记  $\mathbf{h}_{A,i}$  为合法的 IMF。否则将  $\mathbf{h}_{A,i}$  作为新的输入信号重复执行 2)~5) 步骤。

6) 设上述步骤找到的 IMF 为  $\mathbf{x}_{AIMF,i}^t$ , 在原信号中减去  $\mathbf{x}_{AIMF,i}^t$  获得新的残差:

$$\mathbf{r}_{A,i} = \mathbf{r}_{A,i-1} - \mathbf{x}_{AIMF,i}^t \quad (2)$$

7) 若不满足终止条件,则将  $\mathbf{r}_{A,i}$  作为新的信号重复执行 1)~6), 同时  $i = i + 1$ 。若满足终止条件,则获得振声信号的最终分解残差

$$\mathbf{r}_A = \mathbf{r}_{A,i} \quad (3)$$

振动信号的 CEEMDAN 结果与振声信号相同,记为  $\mathbf{x}_{VIMF,i}^t$  和  $\mathbf{r}_V$ 。

EMD 方法分解出来的 IMF 分量通常有着一定的物理意义。经典的 EMD 方法存在着一定的模态混叠问题,为此集合经验模态分解算法(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)在原有 EMD 方法上做出改进,对原始信号添加白噪声信号,进行多次 EMD 分解并求取平均值,得到最终的 IMF 分量。该方法有效的克服了经典

EMD 方法中模态混叠问题,但仍存在引入的白噪声残留的问题。CEEMDAN 是在 EEMD 基础上的又一次改进,在原有 EMD 方法的基础上引入自适应白噪声并在得到第一阶段 IMF 之后进行平均计算,极大降低了 EEMD 方法中的重构误差。

使用 CEEMDAN 方法对测量振动和振声信号进行分解,可以得到不同频率的 IMF 分量,研究表明使用 EMD 分解方法得到的这些 IMF 分量通常具有一定的物理意义<sup>[18]</sup>。图 1 表示了球磨机转动 2.5 圈所测量的时域信号经 CEEMDAN 分解所得的时域信号,可见其中第 15 个 IMF 分量近似于正弦型号,该信号的周期与磨机旋转周期恰好相同,研究表明,该信号是由磨机旋转产生的<sup>[17]</sup>。由于磨机内部振声、振动信号成因复杂,更多 IMF 成因有待进一步研究。

可见 CEEMDAN 将原始信号分解为 14~16 个 IMF,对于同一信号样本如使用 EMD 方法,则通常会得到 12~13 个特征函数<sup>[18]</sup>。说明 CEEMDAN 方法有较强的克服模态混叠的能力,能够更精确的分解原信号中的不同分量。

通过上述方法,得到了磨机振声信号与振动信号的 IMF 分量,分别记为  $\mathbf{x}_{AIMF,i}^t$  与  $\mathbf{x}_{VIMF,i}^t$ 。对于每个测量样本,得到的 IMF 个数有所不同,而与球磨机负荷参数相关度较高的集中在某些特定的频段上<sup>[13]</sup>。这就需要使用可靠的聚类方法,对于某一样本,可以使用聚类方法判断该样本分解得到的所有 IMF 所对应的分类。

由于原 IMF 函数的维度较高,无法直接使用聚类方法,故先使用 Welch 法提取其频率特征,记  $\mathbf{x}_{AIMF,i}^f$  为球磨机第  $i$  个 IMF 的振声频谱,  $\mathbf{x}_{VIMF,i}^f$  为球磨机第  $i$  个 IMF 的振动频谱。使用 PCA 方法提取  $\mathbf{x}_{VIMF,i}^f$  和  $\mathbf{x}_{AIMF,i}^f$  的前  $n_p$  个主成分,记:

$$(\mathbf{z}_{V,i,1}, \mathbf{z}_{V,i,2}, \dots, \mathbf{z}_{V,i,p_n}) = PCA(\mathbf{x}_{VIMF,i}^f) \quad (4)$$

$$(\mathbf{z}_{A,i,1}, \mathbf{z}_{A,i,2}, \dots, \mathbf{z}_{A,i,p_n}) = PCA(\mathbf{x}_{AIMF,i}^f) \quad (5)$$

则某样本的频谱特征可表达为:

$$\mathbf{Z} = \{\mathbf{z}_{v,1}^{imf}, \mathbf{z}_{v,2}^{imf}, \dots, \mathbf{z}_{v,n_{VIMF}}^{imf}, \mathbf{z}_{A,1}^{imf}, \mathbf{z}_{A,2}^{imf}, \dots, \mathbf{z}_{A,n_{AIMF}}^{imf}\} \quad (6)$$

$$\mathbf{z}_A^{imf} = \{\mathbf{z}_{A,n,1}, \mathbf{z}_{A,n,2}, \dots, \mathbf{z}_{A,n,p_n}\} \quad (7)$$

$$\mathbf{z}_V^{imf} = \{\mathbf{z}_{V,n,1}, \mathbf{z}_{V,n,2}, \dots, \mathbf{z}_{V,n,p_n}\} \quad (8)$$

其中,  $n_{VIMF}$  是 IMF 分量的最大个数,  $\mathbf{z}_{V,n}^{imf}$  代表某个 IMF 分量的特征向量。

GMM 是一种基于概率的聚类方法,该方法假设待分类样本是由  $n_c$  个多元高斯分布叠加而成,以振动信号为例,根据训练样本计算现有数据的后验概率,其似然函数为:

$$L_M = \prod_{j=1}^{m_{imf}} \sum_{k=1}^G \pi_k f_k(\mathbf{z}_{V,j}^{imf} | \theta_k) \quad (9)$$

其中,  $m_{imf}$  为所有振动样本的 IMF 个数之和,  $j$  某 IMF 在全体 IMF 中的序号,  $G$  是高斯分布的个数,  $\pi_k$  是表示某一个观察值属于第  $k$  高斯分布的概率,  $\theta_k$  代表高斯分

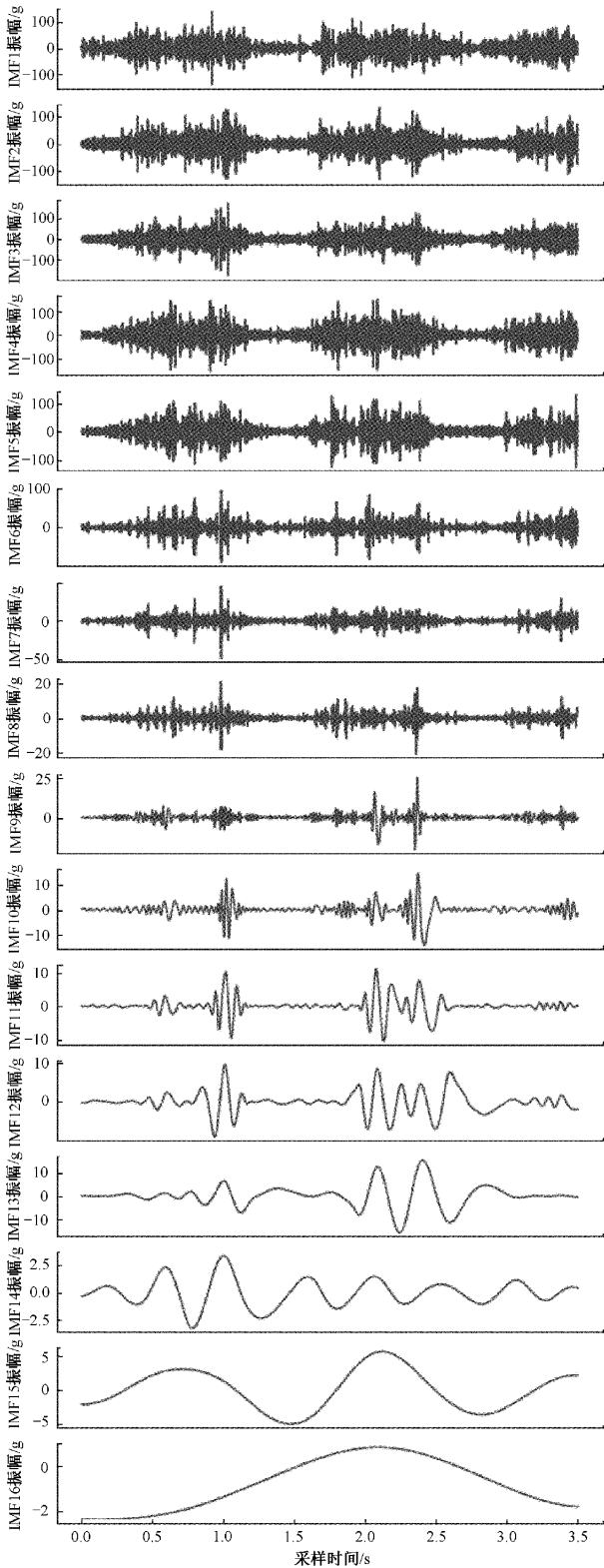


图 1 振动信号 IMF 曲线

布的参数,由样本的均值和协方差矩阵决定。 $z_{j,i}^{imf}$  是总体 IMF 中的第  $j$  个函数。根据极大似然法的原则,求得似然函数的最大值即代表最大化当前训练样本的后验概率。求

解该问题最长使用期望最大算法 (expectation maximization, EM)。GMM 方法除了聚类基本的聚类功能之外,还能给出给定样本  $j$  属于某一分类  $k$  的概率估计,记为  $p_{j,k}$ ,如认为某 IMF 分量属于第  $k$  个 IMF,则应须满足:

$$p_{j,k} > Th \tag{10}$$

$Th$  为预设定的概率阈值。

如对于同一  $j$  所有的  $p_{j,k}$  均不满足式(9),则认为该样本无法确切分类,可将该信号叠加到总体分解残差之中,用  $\Phi_A$ 、 $\Phi_V$  代表分类失败的 IMF 分量的集合。

$$r_{VIMF,i}^l = \begin{cases} x_{VIMF,i}^l, & \forall p_{i,k} < Th \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{11}$$

$$R_{V,l} = r_{V,l} + \sum_i^{n_{imf,l}} r_{VIMF,i}^l \tag{12}$$

$$\Phi_V = \{i \mid r_{VIMF,i}^l \neq 0, 1 \leq i \leq n_{Vimf}\} \tag{13}$$

$$\Phi_A = \{i \mid r_{VIMF,i}^l \neq 0, 1 \leq i \leq n_{\Delta imf}\} \tag{14}$$

则第  $l$  个样本处理后的残差为  $R_{V,l}$ , 其频谱特征为  $Zr_{V,l}$ 。图 2 为对多组样本使用 GMM 聚类后的结果。

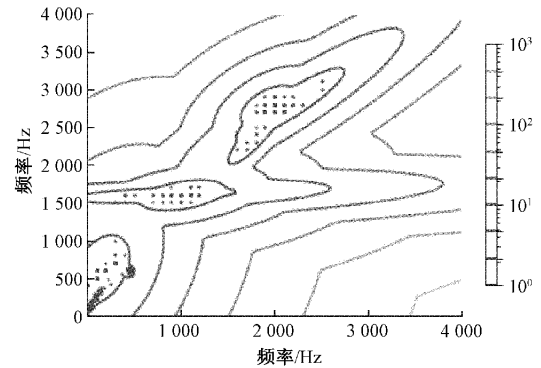


图 2 GMM 聚类结果

图中等高线为聚类负对数似然度,越低代表这里的点属于相应分类的概率越高。横轴和纵轴为相应 IMF 信号的一 3 dB 频宽。

## 2 使用 GPR 方法预测球磨机负荷

高斯过程回归是一种基于概率的回归方法,该方法假设多元随机变量符合多元高斯分布,某一过程的输入值与输入之间的关系可表示为:

$$y = f(x) + \epsilon \tag{15}$$

其中,  $\epsilon$  服从高斯分布。已知一定的样本集合  $(X, Y)$ , 对于测试样本输入  $X^*$  对应的  $Y^*$ , 其多元高斯分布可写为:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Y^* \end{bmatrix} \sim N \left[ 0, \begin{bmatrix} K(X, X) + \sigma_n^2 & K(X, X^*) \\ K(X^*, X) & K(X^*, X^*) \end{bmatrix} \right] \tag{16}$$

其中,  $K(*, *)$  为相关变量的协方差矩阵,在本问题中可以选择核函数计算,本方法选取高斯核函数与白噪声函

数,可以导出其后验概率的似然函数为:

$$L = -\frac{1}{2} \mathbf{Y}^T (\mathbf{K} + \sigma_n^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{Y} - \frac{1}{2} \lg |\mathbf{K} + \sigma_n^2 \mathbf{I}| - \frac{n}{2} \lg 2\pi \quad (17)$$

可通过极大似然法,求得使上述似然函数为最大情况下的参数,则可根据现有数据,预测  $\mathbf{X}^*$  集合对应的输出  $\mathbf{Y}^*$  和预测值  $\overline{\mathbf{Y}^*}$  的协方差矩阵:

$$\overline{\mathbf{Y}^*} = \mathbf{K}(\mathbf{X}^*, \mathbf{X})(\mathbf{K}(\mathbf{X}, \mathbf{X}) + \sigma_n^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{Y} \quad (18)$$

$$\text{cov}(\overline{\mathbf{Y}^*}) = -\mathbf{K}(\mathbf{X}^*, \mathbf{X})(\mathbf{K}(\mathbf{X}, \mathbf{X}) + \sigma_n^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{K}(\mathbf{X}, \mathbf{X}^*) + \mathbf{K}(\mathbf{X}^*, \mathbf{X}^*) \quad (19)$$

在工程应用中,通常使用拉伊达准则,95%概率置信区间对应系数 1.96,即取  $(\overline{\mathbf{Y}^*} - 1.96 \sqrt{\text{cov}(\overline{\mathbf{Y}^*})}, \overline{\mathbf{Y}^*} + 1.96 \sqrt{\text{cov}(\overline{\mathbf{Y}^*})})$  作为高斯过程回归预测的置信区间。

将高斯过程回归用于球磨机负荷预测,输入变量可选取样本的频谱特征  $\mathbf{Z}$ , 残差特征  $\mathbf{Z}_{r_v}, \mathbf{Z}_{r_A}$  输出变量选取球磨机负荷  $\mathbf{Y}_{mbvr}, \mathbf{Y}_{cvr}, \mathbf{Y}_{pd}$  可得磨机负荷的预测值  $\overline{\mathbf{Y}_{mbvr}}, \overline{\mathbf{Y}_{cvr}}, \overline{\mathbf{Y}_{pd}}$ , 及该样本下参数预测值的置信区间,如该区间超出磨机优化运行负荷预设阈值,则向操作人员提出预警。

### 3 基于 CEEMDAN-GPR 的球磨机负荷软测量方法

将上述方法融合,即可得到基于 CEEMDAN-GPR 球磨机负荷软测量方法,对分解得到 IMF 使用 Welch 提取频谱特征,使用 PCA 法对该频谱特征提取主成分进行降维,获得低维特征值。由于 CEEMDAN 方法分解得到的 IMF 数量不定通常有 14~16 个不等,为了确定输入信号的某 IMF 分量和训练样本的对应关系,用 GMM 法对不同 IMF 分量进行聚类,要求某分量属于特定分类的概率大于阈值  $Th$ 。如果对于某一预测信号的 IMF 分量未通过 GMM 聚类,其属于任意分类的概率均小于阈值  $Th$ , 则将该信号分量叠加到 CEEMDAN 残差之中,最终由 GPR 模型给出预测值以及该预测值基于概率的置信区间。在 GPR 的工程应用中,常取正负 1.96 倍标准差,对应 95% 概率的置信区间,本方法框架如图 3 所示。

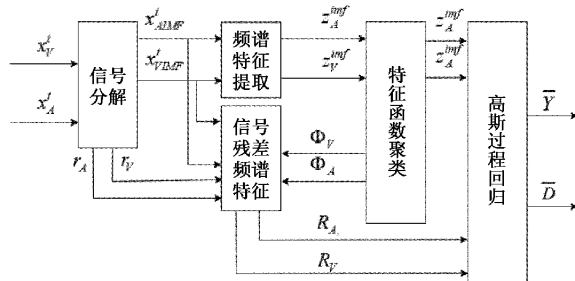


图 3 CEEMDAN-GPR 方法框架

其中,  $\overline{\mathbf{Y}}$  为测试样本磨机负荷的预测值,  $\overline{\mathbf{D}}$  为测试样本的置信区间。如该置信区间的全部可能取值均处于合理

范围内,则可认为目前磨机处于安全高效运行之中,如图 4 所示对于某球磨机而言,料球比大于 0.4 处于优化运行区间,CEEMDAN-GPR 软测量方法给出的预测值和置信区间,可以见样本 1 置信区间没有突破阈值,可认为是处于安全运行的,样本 2 和样本 3 预测值存在较大方差,均突破阈值,样本 3 的磨机负荷在优化运行范围之外,因此在 2、3 情况下可对操作人员做出预警提示。

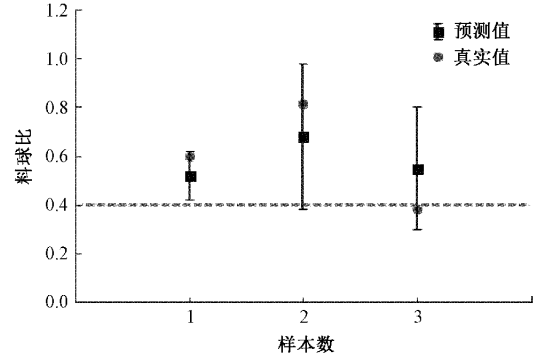


图 4 预测值与真实值

### 4 实验分析

为分析本 CEEMDAN-GPR 软测量方法性能,选取 XMQL420×450 球磨机上进行实验,磨机的钢球装载量为 80 kg,设计磨粉能为 10 kg/h,转速为 57 r/min。铜矿直径小于 6 mm,钢球选取 3:4:3 配比 3 种钢球,直径分别为 15 mm、20 mm 和 30 mm。根据相关研究结果低频 IMF 和负荷参数相关度较低<sup>[13]</sup>。故在测试时本方法选取第 1~8 个 IMF 作为频谱特征提取对象。实验共获得 90 个数据样本,包括不同样本的振动信号  $x_v^f$ 、振声信号为  $x_A^f$ , 与对应的磨机负荷  $\mathbf{Y}_{mbvr}, \mathbf{Y}_{cvr}, \mathbf{Y}_{pd}$ 。选取 80 个样本进行训练, 10 个样本进行测试,对于球磨机的 3 种重要负荷参数包括料球比 MBVR、磨矿浓度 PD、充填率 CVR 进行预测,可得如下结果:

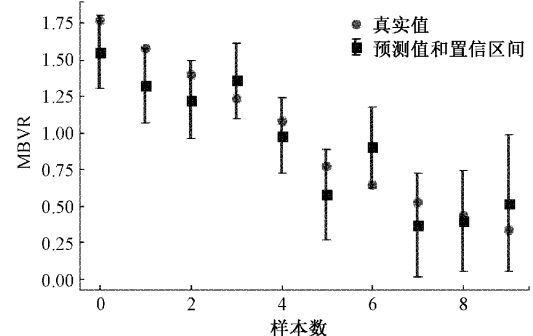


图 5 MBVR 软测量结果

对于 30 项负荷预测值,真值在预测值置信区间共计 28 次,准确率为 93.3%,与 1.96 倍标准差对应的 95% 置信区间的预期基本相符。可见,通过置信区间的端点可较好的预测磨机负荷的最差情况。

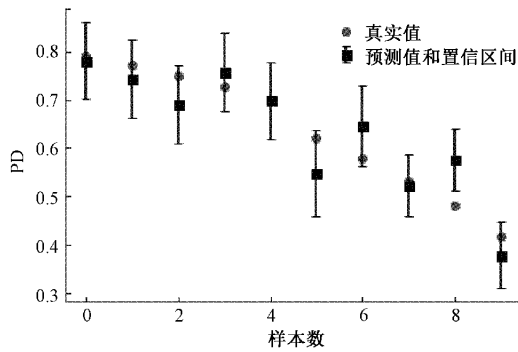


图 6 PD 软测量结果

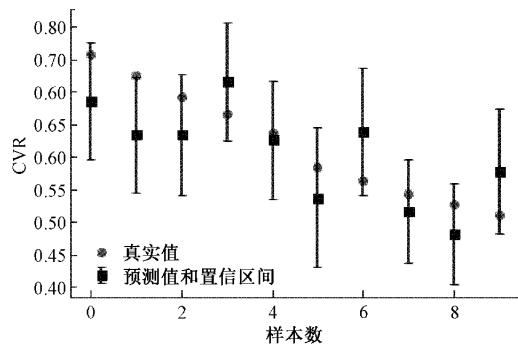


图 7 CVR 软测量结果

为了证明本文提出的软测量方法的有效性,从如下几个方面设计对比实验:

为对比本方法较现有方法在信号分解模态混叠问题上的改进,分析 CEEMDAN 在分解方法较传统 EMD 方法的优劣,本文选取基于 EMD-GPR 的球磨机负荷软测量方法的作为对比实验;同时,为测试引入 GMM 方法在特征函数分类问题中改进和影响,本文选取现有研究中使用较多的基于频宽的 IMF 选择的软测量方法作为对比实验,其他算法流程保持不变,并将这种方法记为 CEEMDAN-GPR (BS),相对的,记本文主要研究的方法即基于 GMM 的 IMF 分类方法为 CEEMDAN-GPR(GMM);最后,为排除实验环境与实验数据的影响,在实践中通常取有一定差异的方法比较,因此本文另取较为经典的 PCA-LSSVM 法作为对比实验,该方法使用 PCA 法直接提取原信号频谱特征 SVM 进行数据回归作为对比实验。上述对比实验方法使用均方根相对误差 (root mean square relative error, RMSRE) 作为性能指标:

表 1 软测量精度对比 (RMSRE)

方法	MBVR	PD	CVR	准确率
EMD-GPR(GMM)	0.294 1	0.166 7	0.188 0	100%
CEEMDAN-GPR (WS)	0.274 3	0.109 5	0.123 0	90.0%
CEEMDAN-GPR (GMM)	0.265 3	0.110 4	0.121 7	93.3%
PCA-LSSVM	0.424 2	0.323 9	0.352 8	N/A

测试中,第 2、第 10 个样本存在着 GMM 分类失败的问题,这两个样本在基于频宽选择的方法中也难以分类。在结果上,第 2 个样本实际值不符合预测值的置信区间;第 10 个样本高斯过程的标准差较大,可能会产生一定的误差,但仍负荷预期。通过对比实验可知,较传统方法,本文在预测精度方面有一定的提高。

表 2 置信区间均值

方法	MBVR	PD	CVR
EMD-GPR(GMM)	0.552 0	0.227 5	0.282 5
CEEMDAN-GPR (WS)	0.486 8	0.180 1	0.202 7
CEEMDAN-GPR (GMM)	0.486 0	0.189 0	0.192 6
PCA-LSSVM	N/A	N/A	N/A

可见 GMM 过程在一定程度上会影响最后的预测结果。使用 GMM 分类较传统方法中的基于频宽选择,得到的分类精度更高,对无法精确分类的样本也使用增大残差输入的方式有效处理,在结果中体现在基于 GMM 的方法误差更小,在准确率方面也更加与设计 95% 贴合。其中对分类失败 IMF 信号分量的处理方式以及概率阈值等超参数的选取仍有一定的改进空间。EMD-GPR 有着较高的预测准确率,但误差较基于 CEEMDAN 为大,究其原因,除了样本数量导致的一定不确定性之外,EMD-GPR 得到的预测值置信区间也较后者更大,这意味着 CEEMDAN 方法得到的结果更加精确,并且同等概率下基于 CEEMDAN 信号内含有的噪声较小,结论的可靠性也越高。

作为软测量方法,计算时间也是必须考虑的因素,方法必须保证一定的实时性,否则无法对设备运行异常及时反映。对上述几种方法进行对比,记本文提出的方法 CEEMDAN-GPR (GMM) 的计算时间为 1,可对比其他 3 种方法的相对计算时间如图 8 所示。

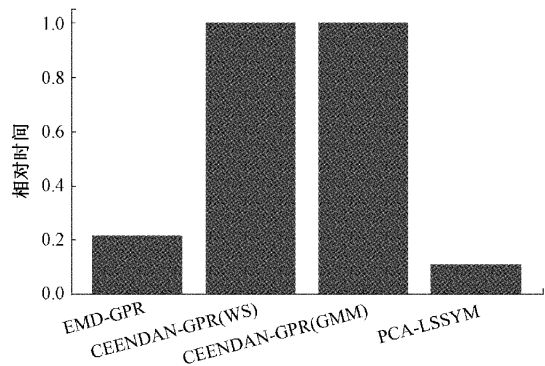


图 8 相对计算时间

基于 CEEMDAN 的方法明显较其他两种方法更慢,这是因为 CEEMDAN 需要做多次重复的 EMD 分解,时间复杂度较 EMD 方法为高,但两者的使用时间仍在同一个数

量级上,生产实践中可通过多线程并行计算等方式减少计算实践,确保软测量的实时性。

## 5 结 论

本文通过使用分解球磨机筒体振动信号与振声信号,将原问题分解成为一系列的 IMF 分量,并通过 GMM 方法对测试信号进行聚类 and 分类,使用 Welch 法和 PCA 方法提取 IMF 分量的频谱特征并使用 GPR 方法对磨机负荷参数进行预测,得到磨机当前工况下的负荷参数预测值和置信区间,经实验论证,可得到如下结论:

在磨机振声信号与振动信号分解方面,将信号分解后提取特征,比直接提取特征有着更好的精度。这与其他领域的相似研究结果相同<sup>[18]</sup>。使用 CEEMDAN 对比经典 EMD 分解可以提取到更多的 IMF 分量,可以更好的描述问题的特性,这是由于 CEEMDAN 可以有效地避免频率混叠的问题。

在 IMF 分类方面,使用 GMM 方法对 IMF 分类,可避免人工经验分类带来的误差,得到测试信号的某 IMF 属于具体某一 IMF 集合的概率。对于难以划分的 IMF 分量集中输出,避免在 GPR 模型阶段对于 IMF 频谱特征归属的误判,可有效增加置信区间的可靠性。

GPR 方法在软测量研究中有较大的应用价值,对比其他非概率方法获得单一的预测值,高斯过程回归可以输出该值在某一概率下的置信区间,在实验中该预测的准确率为 93.3% 基本符合预期。通过分析置信区间,可知球磨机负荷在某一概率下的最坏情况,该信息可以用于向操作人员预警或者参与其他控制过程。

综上所述,本方法对于球磨机软测量问题上在测量精度上有所改进,同时可在输出预测值的同时输出不确定性,为操作人员和控制系统提供了更加准确、可靠的信息,实验验证了本方法的有效性,结果符合设计预期。本方法对保证磨机高效、安全运行等方面具有较好的实际效果,在球磨机运行优化、过程控制和故障检测方面具有一定的应用价值。在接下来的工作中,可进一步讨论本方法中涉及的测量值与磨机优化运行负荷之间的关系,以及建立在这些关系上的控制方法;对于不同 IMF 分量可以建立数据仿真模型对其物理意义进行进一步探讨;对于算法中相关超参数的选取也可进一步进行讨论。这些内容均可作为本研究的后续研究方向。

## 参考文献

- [1] 汤健, 乔俊飞, 刘卓, 等. 磨矿过程的球磨机研磨机理数值仿真及磨机负荷参数软测量综述[J]. 北京工业大学学报, 2018, 44(11): 1459-1470.
- [2] 李和付, 叶国华, 李平定. 优化球磨机工艺参数的研究[J]. 云南冶金, 2020, 49(1): 80-84.
- [3] SOUZA F A A, ARAÚJO R, MENDES J. Review of soft sensor methods for regression applications[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2016, 152: 69-79.
- [4] 赵彦涛, 单泽宇, 杨黎明, 等. 基于互信息和约减 LSSVM 的水泥生料细度软测量[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(12): 173-182.
- [5] 付华, 赵俊程, 付昱, 等. 基于量子粒子群与深度学习的煤矿瓦斯涌出量软测量[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(4): 160-168.
- [6] 陈星. 基于卷积神经网络算法的飞机发电机故障诊断研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(11): 57-60.
- [7] YUAN X, LI L, SHARDT Y A W, et al. Deep learning with spatiotemporal attention-based LSTM for industrial soft sensor model development[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(5): 4404-4414.
- [8] 孟巍, 王智强, 叶茂, 等. 基于组合神经网络模型的球磨机数据插补方法研究[J]. 现代矿业, 2021, 37(7): 176-178.
- [9] 王恒, 花国然, 贾民平, 等. 基于 LS-SVM 和 GM 的球磨机料位动态软测量[J]. 热力发电, 2015, 44(1): 77-81.
- [10] TANG J, ZHAO L, YU W, et al. Soft sensor modeling of ball mill load via principal component analysis and support vector machines [M]. Berlin: Advances in Neural Network Research and Applications, 2010.
- [11] 程瑞辉, 阎高伟. 基于 OBE-ELM 的球磨机料位软测量[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2017, 38(5): 574-579, 598.
- [12] 康岩, 卢慕超, 阎高伟. 基于 DBN-ELM 的球磨机料位软测量方法研究[J]. 仪表技术与传感器, 2015(4): 73-75, 92.
- [13] 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.
- [14] 卿宗胜, 高云鹏, 吴聪, 等. 基于自适应 VMD 和改进功率谱估计的球磨机负荷特征提取[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5): 234-241.
- [15] 蔡改贫, 赵小涛, 胡显能, 等. CEEMDAN-小波阈值联合的球磨机筒体振动信号去噪方法研究[J]. 机械科学与技术, 2020, 39(7): 1077-1085.
- [16] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise [C]. 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2011: 4144-4147.
- [17] TANG J, ZHAO L, YUE H, et al. Vibration analysis based on empirical mode decomposition and partial least square[J]. Procedia Engineering, 2011, 16: 646-652.
- [18] LEE T, Ouarda T B. An EMD and PCA hybrid approach for separating noise from signal, and signal in climate change detection[J]. International Journal of Climatology, 2012, 32(4): 624-634.

## 作者简介

单显明, 硕士, 教授, 主要研究方向为智能优化算法及应用、人工智能。  
E-mail: 409332208@qq.com