

基于振动信号和云推理的球磨机负荷软测量

阎高伟, 龚杏雄, 李国勇

(太原理工大学 信息工程学院, 太原 030024)

摘要: 采用振动信号对球磨机料位进行测量时, 特征值具有散度大、随机性强的特点. 对此, 基于具有将随机性、模糊性与稳定倾向性相结合能力的云模型, 提出一种利用云模型对球磨机料位进行概念表示和推理测量的方法. 首先, 利用逆向云发生器对振动信号的功率谱特征值进行概念提取以获得前件云; 然后, 由料位值信息建立相对应的后件云; 最后, 利用云模型的不确定推理实现球磨机料位的软测量. 对比实验结果表明了所提出方法的有效性和可行性.

关键词: 球磨机; 料位; 软测量; 云模型

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Soft sensor for ball mill fill level based on vibration signal and cloud model reasoning

YAN Gao-wei, GONG Xing-xiong, LI Guo-yong

(College of Information Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China. Correspondent: YAN Gao-wei, E-mail: yangaowei@tyut.edu.cn)

Abstract: The vibration signals of ball mill bearing are found to be highly divergent and strongly stochastic when being used as a parameter of fill level. Therefore, based on the cloud model, a mathematical tool which has the property of stable tendency and the ability to organically combine the fuzziness and the randomness of the data, a method is proposed to represent the concepts of fill level and efficiently measure the fill level in ball mill. Firstly, the antecedent cloud models are obtained by using normal backward cloud generator to extract the linguistic concept from characteristic sequence generated from the power spectral density(PSD) of the vibration signals. Then the consequent clouds corresponding to the antecedent clouds are figured out by employing the fill level information of the training samples. Finally, the soft sensor of the fill level is realized by uncertainty reasoning based on the cloud model. The comparison experiments show the effectiveness and feasibility of the proposed method.

Key words: ball mill; fill level; soft sensor; cloud model

0 引言

球磨机广泛应用于电力、冶金、建筑和化工等多个行业. 数据表明, 球磨机的研磨过程是高能耗的过程^[1], 对球磨机料位进行有效监测和控制对于球磨机系统的经济性、稳定性和安全性具有重要的意义. 由于球磨机的旋转特性使得直接测量球磨机料位难度大, 人们主要通过一些过程参数和相应的数学模型来估计球磨机料位, 可选的测量方法有功率法、差压法、振动法和噪声法等. 振动法具有灵敏度较高、受环境干扰小和传感器安装简便的特点, 是工业应用的主要测量方法. 但是, 球磨机料位与振动特征信号之间存在较强的非线性关系; 其特征值散度大, 即便是

在同一料位下也存在很强的随机性; 随着钢球和衬板的磨损, 振动信号存在较大的时变性. 因此, 采用数学回归方式建立的测量模型, 在低料位时难以克服随机性的影响, 估计值波动较大; 而在高料位时灵敏度低, 难以准确反映料位变化, 并且对噪声和球磨机的时变特性容忍性差, 测量精度和可靠性降低. 为了进一步提高估计精度和测量可靠性, 人们相继提出了多种振动信号处理方法和信息融合方法: 文献[2]采用前向复合型神经网络对过程参数分工况训练, 取得了良好的测量效果; 文献[3]提出采用自适应证据理论建立软测量模型, 并用免疫遗传算法并行搜索模型的全局最优解; 文献[4]采用主元成分分析法对频谱特征进

收稿日期: 2013-06-21; 修回日期: 2013-09-13.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60975032); 山西省自然科学基金项目(2011011012-2).

作者简介: 阎高伟(1970—), 男, 教授, 从事智能信息处理和多传感器信息融合的研究; 龚杏雄(1988—), 男, 硕士生, 从事云模型和多传感器信息融合的研究.

行降维后再用支持向量机建立测量模型;文献[5]先用经验模式分解的方法提取特征频谱,再用偏最小二乘建立起测量回归模型;文献[6]先采用偏最小二乘方法提取特征值,再用极限学习机实现球磨机料位的回归建模和信息融合.这些方法在精度上都取得了非常不错效果,但在特征选择上对经验依赖性大,建模过程相对复杂.

云模型是一种描述不确定性语言概念的工具,这种知识表示方法通过其3个数字特征能够表征语言概念的模糊性和随机性,并且通过正向和逆向云发生器,云模型可以实现定性概念与定量数值之间的相互转换.云模型已经在多个领域得到应用,如不确定性知识表示、智能控制、数据挖掘等^[7].在球磨机料位测量过程中,利用云模型的特性可以很好地解决振动信号处理的关键技术问题.首先,在球磨机的滚筒内容观上确实存在一个精确的料位值,但是受测量方法的限制,不可能得到精确的料位值,所以可以考虑用语言概念来表示球磨机的料位;其次,云模型具有从随机和模糊的数据中获取稳定倾向的概念表示能力^[8],结合一维云模型推理系统对任意连续非线性函数的逼近性^[9],可以处理球磨机振动信号的随机性和非线性问题;此外,云模型的正向和逆向云算法提供了一种数据驱动的建模方法,能有效简化建模过程.

本文利用云模型对数据的概念表示和建模能力,建立球磨机料位特征的概念模型,并利用云模型推理方法,在所建立模型的基础上实现料位的软测量.实验结果表明,该方法具有较高的估计精度,对于工业过程中本身具有模糊性、随机性和非线性特性的参数,进行建模和测量是一种有益的探索.

1 云模型与云模型的不确定性推理

1.1 云模型的定义

定义1 设论域 $U = \{x\}$, C 是与论域 U 相关的一个语言概念, U 中的元素 x 以一定的程度隶属于概念 C , 这种隶属的程度用 $\mu(x)$ 表示, 并且 $\mu(x)$ 在 $[0, 1]$ 之间取值. 与模糊理论不同的是, 给定 x 的情况下, 隶属度 $\mu(x)$ 不是一个固定的值, 而是一个服从一定概率分布的随机数^[10]. 因此, 云模型可视为论域 U 到单位区间 $[0, 1]$ 之间的映射, 可表示为^[11]

$$\mu(x) : U \rightarrow [0, 1], \forall x \in U, x \rightarrow \mu(x). \quad (1)$$

其中: x 在论域上的分布称为云, 每一个 $(x, \mu(x))$ 称为一个云滴. 云模型用3个数字特征 (Ex, En, He) 描述一个定性概念. 其中: 期望 (Ex) 用来表征云模型的中心, 熵 (En) 是定性概念模糊程度的度量, 超熵 (He) 是隶属度随机离散程度的度量^[7]. 云模型的隶属度期望曲线决定云模型的形态, 常见形态的云模型有正态

云、三角云和梯形云等. 正态云模型是最基本的一种云模型, 其期望曲线可表示为^[7]

$$\text{MEC}_A(x) = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2En^2}}. \quad (2)$$

云模型提供了正向云发生器和逆向云发生器两种算法, 可以实现定性概念与定量数值之间的相互转换. 正向云发生器是由3个数字特征得到云滴的过程, 根据输入条件的不同又分为 X 条件云发生器和 Y 条件云发生器. X 条件云发生器是在已知正态云模型 $C(Ex, En, He)$ 的基础上, 输入定量值 x 获得 x 的隶属度的过程. Y 条件云发生器是在已知正态云模型 $C(Ex, En, He)$ 的基础上, 输入隶属度 μ 获得概念 C 下满足 μ 的定量值 y 的过程. X 条件云发生器和 Y 条件云发生器的计算方法参见文献[9].

逆向云发生器则是一个相反的过程, 实现由已知云滴构造云模型3个数字特征的过程.

1.2 云模型不确定性推理

云模型的不确定性推理模拟人类思维的不确定性语言概念之间的转换, 其基本形式是: If A , Then B , 可用 $A \Rightarrow B$ 表示, A 和 B 分别代表前件云和后件云模型. 图1是单条件单规则的云模型推理示意图. 图中: x_A 是推理的单条件输入, (Ex_A, En_A, He_A) 是前件云模型的数字特征, (Ex_B, En_B, He_B) 是后件云模型的数字特征, CG_A 和 CG_B 分别由 X 条件云发生器和 Y 条件云发生器实现^[12], $\text{Drop}(x_B, \mu_B)$ 是推理结果产生的输出云滴.

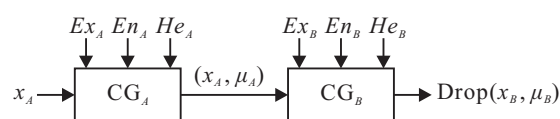


图1 单条件单规则云模型推理

这种基本的形式只规定了单条规则, 实际应用过程中一般需要推广到多规则的推理.

2 基于云模型推理的球磨机料位测量

基于云模型的料位测量过程分为离线的前后件云模型生成阶段和利用云模型不确定性推理实现在线料位测量的阶段, 其流程如图2所示.

2.1 特征提取和云滴生成

设在某一料位 H_i 下得到球磨机轴承振动信号的采样序列为

$$s = [s_1, s_2, \dots, s_k],$$

其中 s_k 为 $s_k(n)$, 是经 f_s 采样得到的长度为 N 的列向量. 采用 Welch 方法得到球磨机轴承振动信号 $s_k(n)$ 的功率谱为

$$\tilde{P}_{\text{PER}}(\omega) = \frac{1}{MUL} \sum_{i=1}^L \left| \sum_{n=0}^{M-1} s_k^i(n) d_2(n) e^{-j\omega n} \right|^2. \quad (3)$$

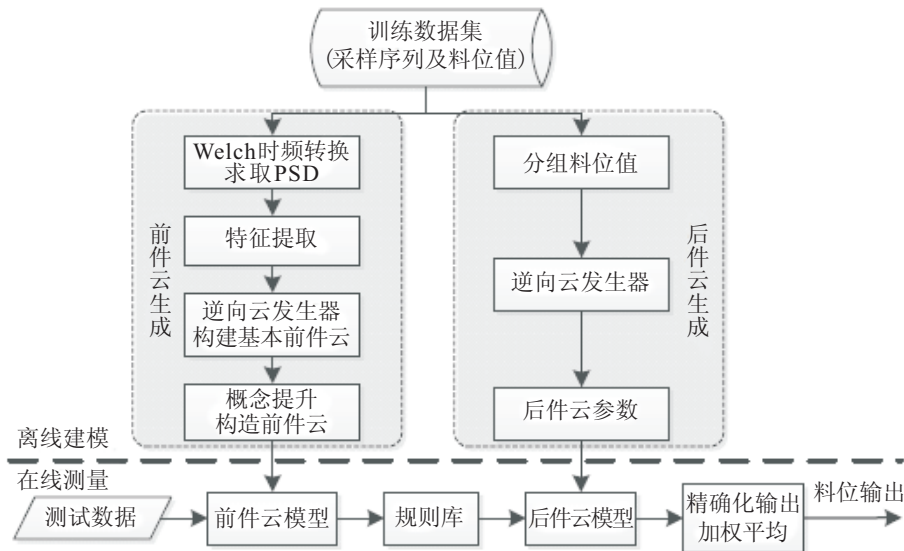


图2 系统流程

其中

$$U = \frac{1}{M} \sum_{n=0}^{M-1} d_2^2(n),$$

$d_2(n)$ 为加窗函数, L 为 Welch 方法的分段数量. 假设起止频率 ω_1 和 ω_2 的频段与料位相关性强, 则按下式计算料位特征值:

$$x = \sum_{\omega=\omega_1}^{\omega_2} \tilde{P}_{PER}(\omega). \quad (4)$$

此特征值 x 即为料位 H_i 下的一个云滴. 由此可得到料位 H_i 下与采样序列 $s = [s_1, s_2, \dots, s_k]$ 相对应的一组特征值序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$, 该序列即为料位 H_i 下的一组云滴.

2.2 前件云模型的生成

前件云模型的建立是在多个粒度层次上分步进行概念提升的过程. 将每种料位 H_i 视作一个概念 C_H , 料位 H_i 下的云滴 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ 中蕴含了料位概念 C_H 的 3 个数字特征 (Ex, En, He) 的信息, 称其为基本粒度层次的前件云模型 (简称为基本前件云), 表示为 C_{A_i} . 这里采用不需要确定度 μ 的基于云滴 X 统计信息的逆向云发生器算法来获取基本前件云的数字特征, 其计算过程可参见文献 [13] 中的算法 3.

由基本前件云形成的推理规则库称为基本规则库, 相应的方法称为基本云规则推理 (basCR). 为了减少推理规则以降低计算复杂度, 采用云模型概念提升算法 [14] 对基本前件云进行合并, 获得概念层次更粗的前件云 (简称为合成前件云), 表示为 $C_{A_j}^s$. 合并时将前件云在论域中按期望的大小排列顺序, 取相邻的云进行均匀分组. 由提升前件云形成规则库的方法称为合成云规则推理 (synCR). 合成云规则推理能显著降低运算量, 但会带来一定程度的精度损失.

2.3 后件云模型的生成

后件云模型首先应以概念的形式客观表示料位的信息, 其次应与前件云保持对应关系. 为了表述方便, 基本前件云 C_{A_i} 和合成前件云 $C_{A_j}^s$ 所对应的后件云分别用 C_{B_i} 和 $C_{B_j}^s$ 表示. 假设给定某一料位值集合 $H = \{H_1, H_2, \dots, H_q\}$, 经过特征提取和基本前件云生成过程后得到的基本前件云集合为 $C_A = \{C_{A_1}, C_{A_2}, \dots, C_{A_q}\}$. 经概念提升后得到的合成前件云模型为 $C_A^s(Ex_A^s, En_A^s, He_A^s)$. 此时料位集合 H 的后件云的数字特征以料位集合 $H = \{H_1, H_2, \dots, H_q\}$ 为输入, 经正态逆向云算法直接得到与合成前件云模型 C_A^s 相对应的后件云 $C_B^s(Ex_B^s, En_B^s, He_B^s)$.

基本前件云 C_{A_i} 所对应的料位值集已经是样本集中料位的最小粒度层次, 导致所对应的后件云 C_{B_i} 的参数无法按上述方法确定. 因为料位在论域中是线性的, 所以对于表示料位 H_i 的后件云 C_{B_i} , 可按以下方法确定: 先求出 H_i 所在集合 H 对应的后件云参数 $C_B^s(Ex_B^s, En_B^s, He_B^s)$, 然后取基本后件云 C_{B_i} 的参数为 $Ex = H_i, En = En_B^s/q, He = He_B^s/q$.

2.4 云推理实现料位测量

本系统采用一维多规则的云推理. 给定系统输入 x_A 后, 利用 X 条件云模型对每个前件云模型各生成 n_{ANT} 个前件云滴, 然后对每组前件云滴计算平均隶属度 $\bar{\mu}_i$. 设定激活阈值 T_h , 如果第 i 组平均隶属度 $\bar{\mu}_i > T_h$, 则第 i 条规则被激活. 只有激活规则的前件云滴组参与 Y 条件云发生器的计算. 假如激活的规则有 N_{ACT} 条, 则将获得 $n_{ANT} \times N_{ACT}$ 个前件云滴. 将各规则下的前件云滴分别输入到相对应的后件云的 Y 条件云发生器, 每一个前件云滴对应产生一个后件云滴, 得到 $n_{ANT} \times N_{ACT}$ 个后件云滴. 获得后件云输出的一般方法是对所获得的后件云滴进行逆向云

计算, 最终得到测量结果的云输出形式. 由于已经得到每个云滴的确定度, 输出云的期望 Ex 采用下式进行加权平均计算:

$$Ex_{out} = \frac{\sum_{i=1}^{n_{ANT} \times N_{ACT}} \mu_{B_i} \times x_{B_i}}{\sum_{i=1}^{n_{ANT} \times N_{ACT}} \mu_{B_i}}, \quad (5)$$

其中 x_{B_i} 和 μ_{B_i} 为后件云滴的输出值及其隶属度值. 熵和超熵的计算方法采用文献 [15] 中的拟合法. 在实际测量过程中, 料位输出选择确定度最高的期望 Ex 作为精确输出值.

3 实验及结果

本系统实验在实验室环境下的一个小型球磨机上进行. 振动传感器安置于滚筒轴承处, 传感器数据经过信号调理后通过 USB 型的数据采集卡进行采集和存储. 球磨机滚筒的转速为 60 r/min. 滚筒内加入适量的钢球后, 物料每增加 1 L, 让球磨机运行 1 min, 并以 50 kHz 的采样频率采集数据. 实验结束时, 滚筒内物料为 20 L, 共采集 20 组数据, 每一组数据采样点数为 3×10^6 . 每组数据取前 2×10^6 点用作训练集生成前件云模型, 剩下的数据作为测试集, 以测试模型的有效性.

对 20 组训练集数据按照 2.2 节的方法建立基本前件云模型, 提取出 20 个基本前件云的参数, 分别对应 20 个料位值, 并用正态正向云发生器复现 20 个云, 如图 3 下半部分所示, 其中标号 1~20 的云模型分别对应 1~20 L 的料位. 由图 3 可以看出如下规律:

- 1) 随着料位升高, 云模型的期望逐步减小, 但期望减小的规律呈现较大的非线性;
- 2) 中低料位时信号特征的随机性很强, 随着料位升高, 所对应云模型的熵逐步减小, 说明球磨机振动信号特征值的随机性由强逐步减弱;

3) 振动信号特征值的分辨力随着料位升高逐步降低, 尤其在高位料时灵敏度很低.

上述规律与球磨机特性和运转规律相符, 反映了云模型表示球磨机振动信号的有效性.

对 20 个基本前件云模型分组进行概念提升, 相邻 4 个云成为一组, 共分为 5 组 G1~G5. 提升的过程采取概念逐步提升的方法, 4 个基本前件云先合并成 2 个云, 再将 2 个云提升成 1 个云, 最后得到 5 个经概念提升后的合成前件云, 如图 3 上半部分 $C_{A_1}^s \sim C_{A_5}^s$

表 1 基本云推理规则库

序号	$C_A(Ex, En, He) / 10^5$	$C_B(Ex, En, He)$
1	(5.2528, 0.3729, 0.0570)	⇒ (1, 0.3133, 0.0774)
2	(4.4366, 0.1974, 0.0231)	⇒ (2, 0.3133, 0.0774)
3	(4.2070, 0.2628, 0.0730)	⇒ (3, 0.3133, 0.0774)
4	(3.7124, 0.2459, 0.0516)	⇒ (4, 0.3133, 0.0774)
5	(3.6874, 0.1506, 0.0680)	⇒ (5, 0.3133, 0.0774)
6	(2.6122, 0.2006, 0.0716)	⇒ (6, 0.3133, 0.0774)
7	(2.5824, 0.1830, 0.0321)	⇒ (7, 0.3133, 0.0774)
8	(2.3948, 0.1360, 0.0540)	⇒ (8, 0.3133, 0.0774)
9	(2.2418, 0.1423, 0.0683)	⇒ (9, 0.3133, 0.0774)
10	(2.1406, 0.1443, 0.0597)	⇒ (10, 0.3133, 0.0774)
11	(1.9761, 0.1533, 0.0240)	⇒ (11, 0.3133, 0.0774)
12	(1.6050, 0.1459, 0.0683)	⇒ (12, 0.3133, 0.0774)
13	(1.2780, 0.1101, 0.0768)	⇒ (13, 0.3133, 0.0774)
14	(1.0549, 0.1142, 0.0146)	⇒ (14, 0.3133, 0.0774)
15	(0.8690, 0.0835, 0.0433)	⇒ (15, 0.3133, 0.0774)
16	(0.5795, 0.0634, 0.0124)	⇒ (16, 0.3133, 0.0774)
17	(0.3754, 0.0416, 0.0193)	⇒ (17, 0.3133, 0.0774)
18	(0.2716, 0.0303, 0.0111)	⇒ (18, 0.3133, 0.0774)
19	(0.1891, 0.0186, 0.0068)	⇒ (19, 0.3133, 0.0774)
20	(0.1412, 0.0200, 0.0032)	⇒ (20, 0.3133, 0.0774)

表 2 合成云推理规则库

序号	$C_A^s(Ex, En, He) / 10^5$	$C_B^s(Ex, En, He)$
1	(4.4540, 0.6648, 0.0731)	⇒ (2.5, 1.253, 0.3096)
2	(2.8908, 0.4909, 0.0715)	⇒ (6.5, 1.253, 0.3096)
3	(2.0105, 0.3053, 0.0683)	⇒ (10.5, 1.253, 0.3096)
4	(0.9539, 0.2664, 0.0768)	⇒ (14.5, 1.253, 0.3096)
5	(0.2535, 0.0868, 0.0194)	⇒ (18.5, 1.253, 0.3096)

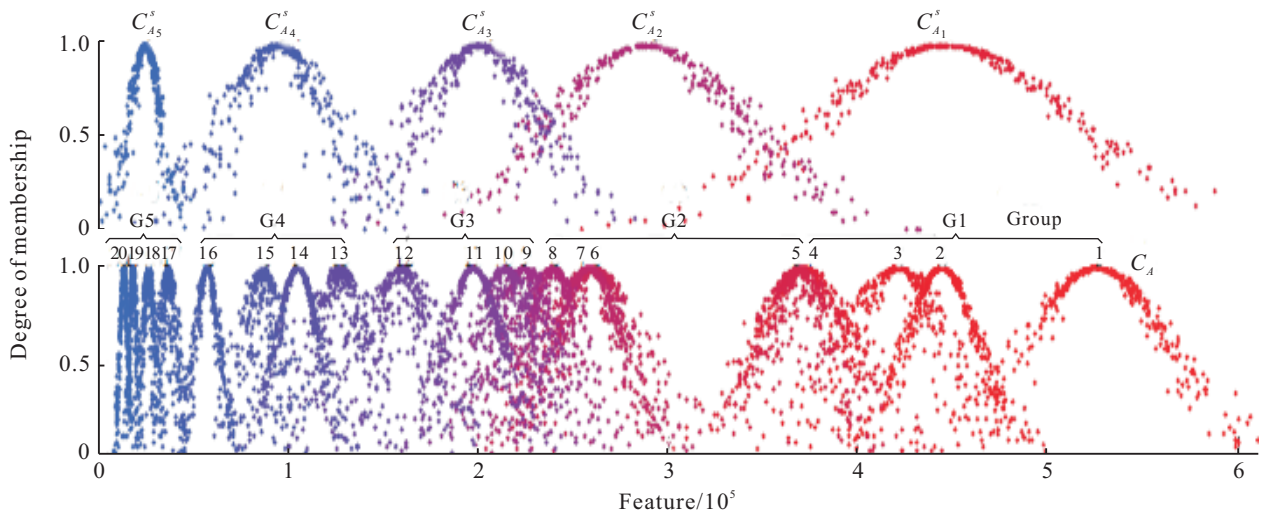


图 3 基本前件云模型与合成前件云模型

所示. 云模型 $C_{A_1}^s \sim C_{A_5}^s$ 同样对应料位由低到高的过程, 但是每个云不再对应单独的一个料位值, 而是更粗粒度层次的料位概念.

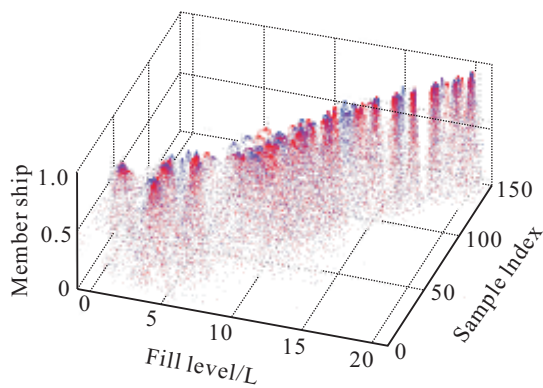
在获得基本前件云和合成前件云的基础上设定对应的后件云参数, 就可以分别得到基本云推理规则库和合成云推理规则库(如表1和表2所示). 在下面的实验中, 基本云规则推理和合成云规则推理分别采用这两个规则库进行料位测量.

各料位下的测试数据被分成7段, 一共 20×7 段数据对测量模型进行测试. 测量误差采用均方根误差(RMSE)表征, 即

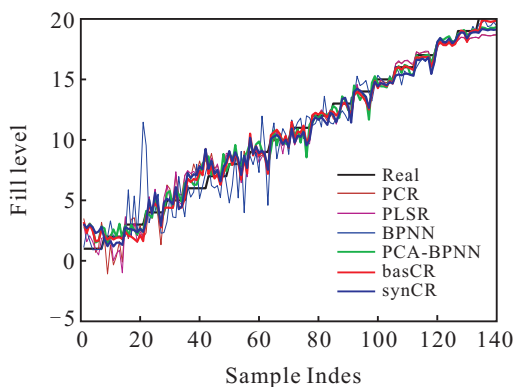
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{k_{test}} \sum_{i=1}^{k_{test}} (y_i - \hat{y}_i)^2}. \quad (6)$$

其中: k_{test} 是测试的次数, y_i 和 \hat{y}_i 分别是真实值和测量值. 为了验证云推理测量方法的有效性, 采用主元回归(PCR)^[16]、偏最小二乘回归(PLSR)^[5]、反向传播神经网络(BPNN)^[17]和主元提取特征后的反向传播神经网络(PCA-BPNN)4种方法进行对比.

图4(a)是基本云规则推理测量的140个云输出, 以概念的形式体现了料位的模糊性和不确定性, 但是每个概念都有稳定的倾向性. 图4(b)是基本规则云推理、合成云规则推理和4种对比方法的测量曲线, 其中深色曲线是真实料位的变化曲线. 表3是各种方法的参数说明和RMSE的评价结果. 观察测量曲线和结



(a) 推理云输出



(b) 测量曲线对比

图4 云推理输出和测量曲线

表3 测量评价及参数

方法	Parameters	RMSE
PCR	$N_{comp} = 10$	1.0472
PLSR	$N_{comp} = 10$	0.9585
BPNN	$lr = 0.1$	1.414
PCA-BPNN	$N_{comp} = 10, lr = 0.1$	0.7739
basCR	$T_h = 0.0111$	0.7432
synCR	$T_h = 0.0111$	0.8571

果, PCR和PLSR两种多元线性回归的方法获得了较为普通的测量效果. BPNN在低中料位阶段的测量结果呈现出较大波动性, 虽然高料位阶段很好地逼近了真实值, 但是整体测量效果依然不及其他方法. 采用PCA提取特征值以后的BPNN方法由于特征值得到了优化, 测量效果得到了大幅度的提升. basCR较其他方法, 其测量误差最小, 在整个料位变化过程中都获得了较好的测量效果. synCR在测量效果上有所降低, 误差大于basCR和PCA-BPNN, 说明由于前件云的概念提升, 导致前件云和规则库的粗糙化, 从而降低了云推理方法测量的精度, 但是测量精度依然优于PCR、PLSR和BPNN方法.

4 结 论

基于对球磨机料位的模糊性和随机性的认识, 本文采用能够有机结合模糊性与随机性的云模型来表示球磨机振动特征数据和料位概念, 并建立起了二者之间的推理规则, 在此基础上采用不确定性推理模型实现了对球磨机料位的软测量. 基于云模型推理的球磨机料位测量方法具有如下优点: 首先, 该方法简单易行, 在获得采样数据的基础上只需利用云模型的4个算法就能获得测量模型, 是一种有效的数据驱动建模方法; 其次, 除了需要设定一个云规则激活阈值 T_h 以外, 没有其他调整性参数; 再者, 不需要复杂的训练方法和训练过程. 对比实验结果表明, 基于云模型推理的方法测量效果良好. 但是, 实验室环境的小型球磨机与工业现场的球磨机不论是从尺寸规模上还是特征值分布情况上, 都存在很大的区别, 所以云模型推理方法在工业现场的实际应用尚有待进一步深入研究.

参考文献(References)

[1] Tromans D. Energy efficiency considerations minerals engineering[J]. Mineral Comminution, 2008, 21(8): 613-620.
 [2] 王东风, 宋之平. 基于神经网络的制粉系统球磨机负荷软测量[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(12): 97-99.
 (Wang D F, Song Z P. A study on the soft-sensing of coal load in ball mill tube of pulverized system based on neural networks[J]. Proc of the CSEE, 2001, 21(12): 97-99.)

- [3] Su Z G, Wang P H, Yu X J. Immune genetic algorithm-based adaptive evidential model for estimating unmeasured parameter: Estimating levels of coal powder filling in ball mill[J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(7): 5246-5258.
- [4] Tang J, Zhao L J, Yu W, et al. Soft sensor modeling of ball mill load via principal component analysis and support vector machines[C]. *Advances in Neural Network Research and Applications*. Berlin Heidelberg: Springer, 2010: 803-810.
- [5] Tang J, Zhao L J, Yue H, et al. Vibration analysis based on empirical mode decomposition and partial least square[J]. *Procedia Engineering*, 2011, 16: 646-652.
- [6] Tang J, Wang D H, Chai T Y. Predicting mill load using partial least squares and extreme learning machines[J]. *Soft Computing*, 2012, 16(9): 1585-1594.
- [7] Li D Y, Liu C Y, Gan W Y. A new cognitive model: Cloud model[J]. *Int J of Intelligent Systems*, 2009, 24(3): 357-375.
- [8] Wang S X, Zhang L, Ma N, et al. An evaluation approach of subjective trust based on cloud model[C]. *Int Conf on Computer Science and Software Engineering 2008*. Wuhan: IEEE Press, 2008: 1062-1068.
- [9] 李众, 高键, 张日勋. 一维云模型系统的逼近性研究[J]. *自动化学报*, 2011, 37(3): 1190-1196.
(Li Z, Gao J, Zhang R X. On approximation of one-dimension cloud model systems[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 37(10): 1190-1196.)
- [10] Li D Y. Comparative study on mathematical foundations of type-2 fuzzy set, rough set and cloud model[C]. *Rough Set and Knowledge Technology*. Berlin Heidelberg: Springer, 2010: 604-611.
- [11] Li D Y, Cheung D, Shi X M, et al. Uncertainty reasoning based on cloud models in controllers[J]. *Computers & Mathematics with Applications*, 1998, 35(3): 99-123.
- [12] Wang S L, Li D R, Shi W Z, et al. Cloud model-based spatial data mining[J]. *Geographic Information Sciences*, 2003, 9(1/2): 60-70.
- [13] 刘常昱, 冯芒, 戴晓军, 等. 基于云 X 信息的逆向云新算法[J]. *系统仿真学报*, 2004, 16(11): 2417-2420.
(Liu C Y, Feng M, Dai X J, et al. A new algorithm of backward cloud[J]. *J of System Simulation*, 2004, 16(11): 2417-2420.)
- [14] 蒋嵘, 李德毅, 范建华, 等. 数值型数据的泛概念树的自动生成方法[J]. *计算机学报*, 2000, 23(5): 470-476.
(Jiang R, Li D Y, Fan J H, et al. Automatic generation of pan-concept-tree on numerical data[J]. *Chinese J of Computer*, 2000, 23(5): 470-476.)
- [15] 吕辉军, 王晔, 李德毅, 等. 逆向云在定性评价中的应用[J]. *计算机学报*, 2003, 26(8): 1009-1014.
(Lv H J, Wang Y, Li D Y, et al. The application of backward cloud in qualitative evaluation[J]. *Chinese J of Computer*, 2003, 26(8): 1009-1014.)
- [16] Zeng Y G, Forssberg E. Monitoring grinding parameters by vibration signal measurement — A primary application[J]. *Minerals Engineering*, 1994, 7(4): 495-501.
- [17] 沙毅, 曹英禹, 郭玉刚, 等. 磨煤机振声信号分析及基于 BP 网的料位识别[J]. *东北大学学报: 自然科学版*, 2006, 27(12): 1319-1323.
(Sha Y, Cao Y Y, Guo Y G, et al. Analysis of acoustic signal and BP neural network-based recognition of level of coal in ball mill[J]. *J of Northeast University: Natural Science*, 2006, 27(12): 1319-1323.)

(责任编辑: 曹洪武)