

单向阀的小波包核主元分析故障检测

田 宁^{1,2}, 范玉刚^{1,2*}, 吴建德^{1,2}, 黄国勇^{1,2}, 王晓东^{1,2}

(1. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 昆明 650500; 2. 云南省矿物管道输送工程技术研究中心, 昆明 650500)

(*通信作者电子邮箱 ygfankm@gmail.com)

摘 要: 高压活塞隔膜泵是管道输送的最重要动力源,为了解决其内部单向阀故障的在线监测问题,提出一种基于声发射信号的小波包时频及核主元分析(KPCA)的检测方法。首先采用小波包对声发射数据进行处理,求出信号各频率段的能量值;然后采用 KPCA 方法对能量值在高维空间进行分解建立特征模型,利用特征模型中的 SPE 和 T^2 统计量对故障信号进行检测;最后对 GEHO 型隔膜泵单向阀的声发射数据进行实验验证。通过与主元分析方法的对比,表明所提方法能够快速、准确地对单向阀故障进行在线检测,在高压活塞隔膜泵无损故障检测领域具有良好的应用前景。

关键词: 声发射;小波包分解;核主元分析;故障检测

中图分类号: TP277 **文献标志码:** A

Check valve's fault detection with wavelet packet's kernel principal component analysis

TIAN Ning^{1,2}, FAN Yugang^{1,2*}, WU Jiande^{1,2}, HUANG Guoyong^{1,2}, WANG Xiaodong^{1,2}

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming Yunnan 650500, China;

2. Engineering Research Center for Mineral Pipeline Transportation of Yunnan Province, Kunming Yunnan 650500, China)

Abstract: High pressure piston diaphragm pump is the most important power source of the pipeline transportation. To solve the problem of on-line monitoring on the fault of internal piston, the authors put forward a detection method based on acoustic emission signal's wavelet packet frequency and Kernel Principal Component Analysis (KPCA). Firstly, the author adopted wavelet packet to deal with the acoustic emission data to get each frequency band energy value. Secondly, the authors used KPCA to decompose the energy in high dimensional space to find the feature model, and made use of statistics SPE and T^2 in feature model to make detection on fault signal. Finally, the authors conducted experiments to verify the statistics of acoustic emission of GEHO diaphragm pump's check valve. In comparison with the PCA method, the proposed method can make on-line monitoring on fault of internal piston fast and accurate, so it has good application prospect on the domain of the high pressure piston diaphragm pump's non-destructive fault detection.

Key words: acoustic emission; wavelet packet decomposition; Kernel Principal Component Analysis (KPCA); fault detection

0 引言

管道输送技术是新兴起的,继传统公路、铁路、水运、空运运输方式之后的第 5 种运输方式^[1]。高压活塞隔膜泵的健康、稳定运行是输送管道的重要保证。因此,对高压活塞隔膜泵的健康监控与故障诊断,有着重要的现实意义和经济价值。

一般来说,机械的故障检测常用的方法有振动检测及基于声发射的声音信号检测,其中对于振动检测缺点是对机械的内部零件振动检测不精确、由于振动的方向性检测时需要多点布控、振动信号的能量集中在 1500 Hz 以下的低频区,使信号分离较为困难^[2],由于高压活塞隔膜泵整体庞大而复杂,其中单向阀在整个泵中更是不可缺少的方向控制阀之一,由于阀体大部分都位于泵体内部,所以振动检测不精确。故本文将 GEHO 活塞隔膜泵单向阀为例,着力探讨针对高压活塞隔膜泵中单向阀的故障检测。

声发射可以定义为物体或材料内部迅速释放能量而产生

瞬态弹性波的一种物理现象。其中含有丰富的信息,是表征机器故障最灵敏的征兆参数,许多故障都表现为声音异常^[3]。所以本文采用了基于声发射的故障检测,通过对从实验室条件下采集到的单向阀声发射信号进行小波包分解,从而进行能量谱分析,以得到的信号频率段的能量谱作为输入,建立核主元模型,最终由核主元的平方预测误差(Squared Prediction Error, SPE)和霍特林 T 方检测(Hotelling T^2 , T^2)统计量实现对机械设备的故障检测。实验结果表明,小波包和核主元结合的检测方法对单向阀故障检测有着良好的分辨能力。

1 小波包的时频域分析

在信号处理过程中,怎样从采集到的信号中提取有用信息成为频谱分析的研究重点,信号频谱分析是在信号处理理论的基础上发展起来的,它现在经常作为机械等设备故障诊断的一种数据处理方法。

收稿日期: 2012-07-10; **修回日期:** 2012-08-16。 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(51169007); 云南省科技计划项目(2010DH004); 云南省中青年学术和技术带头人后备人才培养计划项目(2011CI017)。

作者简介: 田宁(1984-),男,山西大同人,硕士研究生,主要研究方向:基于声发射的故障检测系统; 范玉刚(1973-),男,山东威海人,副教授,博士,主要研究方向:基于机器学习的智能信息处理、数据挖掘; 吴建德(1979-),男,云南保山人,副教授,博士,主要研究方向:基于嵌入式技术的工业机器人技术、矿物管道输送实时检测与控制。

小波变换建立了一种时频空间的概念,并且提供了一个灵活的时频窗口,可以在高频处有很细的时间分辨率,并且在低频处有好的频率分辨率^{[4]1463},这就可以直观地识别故障特征信息在不同频率通道上的反映及能量的分布情况,具有傅里叶变换无法比拟的优越性^[5],有其他信号分析技术没有的检测隐藏在数据中的能力,这对损伤检测尤为重要,这也使得小波变换作为一种很有前途的损伤识别技术的方法^[6]。小波包分解是根据需要对小波分解过程中没被分解的高频信号进行再分解,其目的是根据代价函数选取合适的基波函数,然后对在最佳小波包基函数下分解后的信号进行时频分析。它不但具有小波分析的优点,而且还扩展了小波分析的优点^[7]。

小波包函数包括尺度函数和小波函数,其二者的关系如下:

$$\begin{cases} \varphi(t) = \sqrt{2} \sum_k h_{0k} \varphi(2t - k) \\ \psi(t) = \sqrt{2} \sum_k h_{1k} \psi(2t - k) \end{cases} \quad (1)$$

其中 h_{0k}, h_{1k} 是多分辨率分析中的滤波器系数。为它们定义下列的递推关系,如式(2):

$$\begin{cases} w_{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_{0k} w_n(2t - k) \\ w_{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_{1k} w_n(2t - k) \end{cases} \quad (2)$$

当 $n = 0$ 时 $w_0(t) = \varphi(t), w_1(t) = \psi(t)$ 。以上定义的函数集合 $\{w_n(t)\}_{n \in \mathbb{Z}}$ 为 $w_0(t) = \varphi(t)$ 所确定的小波包,由此,小波包 $\{w_n(t)\}_{n \in \mathbb{Z}}$ 是包括尺度函数 $w_0(t)$ 和母小波函数 $w_1(t)$ 在内的一个具有一定联系的函数的集合。

小波包在信号处理方面有很多应用,它在 $L^2(\mathbf{R})$ 空间中提供了很多正交基,并且这些基底能将 $L^2(\mathbf{R})$ 空间划分为一系列封闭空间的和^[8],而按照能量方式表示的小波包分解结果称为小波包能量谱,由于能量谱 E 可由式(3)^[9]求得:

$$E(t_j) = \int_{\mathbf{R}} |f(t_j)|^2 dt = \sum |x_j|^2 \quad (3)$$

其中 x_j 是重构信号 $f(t_j)$ 的离散幅值,且在小波包变换中,原始信号 $f(x)$ 在 $L^2(\mathbf{R})$ 上的 2 范数定义为式(4):

$$\|f\|_2^2 = \int_{\mathbf{R}} |f(x)|^2 dx \quad (4)$$

而小波包变换中,信号的 2 范数的平方等于原始信号在时域上的能量,存在:

$$\int_{\mathbf{R}} da \int_{\mathbf{R}} db |W_{\psi} f(a, b)/a|^2 = \|f\|_2^2 \quad (5)$$

所以,可得:

$$E(t_j) = \sum |x_j|^2 = \|f\|_2^2 \quad (6)$$

由此也可以看出,小波包变换后的频带能量与原始信号的能量之间存在等价关系,这样用小波包能量谱来表示原始信号中的能量分布是可靠的^{[4]1464}。由于经小波包分解后,信号被分解到不同频率段,且频谱变化非常分散,而由此直接判断或者读取信号的故障非常困难,所以以频谱能量值为变量的核主元分析(Kernel Principal Component Analysis, KPCA)显得很有必要。

2 核主元分析方法

核主元分析方法是 Scholkopf 等提出的一种非线性主元算

法^[10],它的核心思想是通过核函数的将输入数据 \mathbf{X} 映射到一个高维特征空间 F 中,对输入到高位空间中输入数据进行线性主元分析。核主元的计算过程^[11]如下。

设输入数据 \mathbf{x}_k 被映射为 $\Phi(\mathbf{x}_k)$,假设它们已经被中心化,即满足式(7):

$$\sum_{k=1}^M \Phi(\mathbf{x}_k) = 0 \quad (7)$$

其中: $\mathbf{x}_k (k = 1, \dots, M)$ 是 M 个输入样本; $\Phi(\mathbf{x}_k)$ 是变换后的训练样本。

映射后训练样本的协方差矩阵 \mathbf{C} 为:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \Phi(\mathbf{x}_j) \Phi(\mathbf{x}_j)^T \quad (8)$$

求解下列特征方程:

$$\lambda \mathbf{v} = \mathbf{C} \mathbf{v} \quad (9)$$

\mathbf{v} 可以由 $\Phi(\mathbf{x}_1), \dots, \Phi(\mathbf{x}_M)$ 的线性组合表示:

$$\mathbf{v} = \sum_{i=1}^M \alpha_i \Phi(\mathbf{x}_i) \quad (10)$$

其中 $\alpha_1, \dots, \alpha_i$ 为常数。定义一个 $M \times M$ 的矩阵 \mathbf{K} :

$$K_{ij} = \Phi(\mathbf{x}_i)^T \Phi(\mathbf{x}_j) \quad (11)$$

称 \mathbf{K} 为核矩阵,将式(6)、(8)和式(9)代入式(7)得:

$$\mathbf{K} \boldsymbol{\alpha} = M \lambda \boldsymbol{\alpha} \quad (12)$$

这样求解式(7)的特征向量 \mathbf{v} 的问题就转化为求特征方程(10)的特征向量 $\boldsymbol{\alpha}$,由式(9)可知核矩阵 \mathbf{K} 是对称、半正定方阵,且它的特征值将是非负的。通过对特征方程(10)的求解,可得到一组非零特征值 λ_j 以及对应的满足归一化条件(11)的特征矢量 $\boldsymbol{\alpha}^j (j = 1, 2, \dots, M)$ 。

$$\lambda_j (\boldsymbol{\alpha}^j, \boldsymbol{\alpha}^j) = 1 \quad (13)$$

特征空间上的投影主分量 $v_j (j = 1, 2, \dots, M)$ 。设 \mathbf{x} 是一检验样本,则其在 v_j 上的投影为:

$$\mathbf{v} = \sum_{i=1}^M \alpha_i^j \Phi(\mathbf{x}_i)^T \Phi(\mathbf{x}_i) = \sum_{i=1}^M \alpha_i^j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) \quad (14)$$

这样得到原始信号的投影特征矢量, KPCA 模型建立后,故障检测通常是用 Hotelling T^2 检测图和 Q 残差检测图实现。

2.1 Hotelling T^2 检测

Hotelling T^2 检测统计量是用来估算模型内部的数据变化,在第 i 个样本时:

$$T_i^2 = \mathbf{t}_i \boldsymbol{\lambda}^{-1} \mathbf{t}_i^T = \mathbf{X}_i \mathbf{P} \boldsymbol{\lambda}^{-1} \mathbf{P}^T \mathbf{X}_i^T \quad (15)$$

其中: \mathbf{t}_i 是矩阵 \mathbf{T}_k 的第 i 行, \mathbf{T}_k 矩阵是由 \mathbf{t}_i 组成, $\boldsymbol{\lambda}$ 是主元特征值的平均值, T^2 统计量通过计算向量模型的波动反映出变量的变化趋势^{[12]526}。 T^2 统计量的限值服从 F 分布:

$$T_{k,m,\alpha}^2 = \frac{k(m-1)}{m-k} F_{k,m-1,\alpha} \quad (16)$$

其中: m 代表样本数, α 代表显著水平,当 $T^2 > T_{k,m,\alpha}^2$ 时显示当前 T^2 统计量有异常。

2.2 Q 残差检测

Q 残差统计也被称为 SPE 统计,是模型外部变量的波动检测,即样本在残差子空间上投影的平方。

$$SPE = \mathbf{e}^T \mathbf{e} \quad (17)$$

其中 \mathbf{e} 是主元模型中的残差空间。正常工况下, SPE 应满足式 $SPE < Q_\alpha$, 其中:

$$Q_\alpha = \theta_1 \left[\frac{C_\alpha (2\theta_2 h_0^2)^{\frac{1}{2}}}{\theta_1} + 1 + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} \right]^{\frac{1}{h_0}} \quad (18)$$

其中 C_α 是高斯分布的 $(1 - \alpha)\%$ 的置信极限^{[12]525}。

3 基于小波包能量谱变换的核主元分析模型

核主元分析在一些实际的生产过程中效果显著,但采集到的数据有时并不能准确表现故障信息等问题,数据直接用于核主元分析则会导致误报或者漏报,所以本文提出一种通过小波包对声音信号进行频谱分析的方法,将分解后各频率段的能量值作为核主元分析的特征变量进行故障检测,希望能准确得到故障信息。

本文没有采用核主元传统的多变量降维得到新主元的方法来实现故障诊断,而是利用小波包良好的频域特性将硬件单元最终采集到的声音信号通过小波包分解,转化到频域范围内进行研究,而后计算出各频率段能量值的基础上进行核主元的映射,小波包的能量谱作为核主元的初始变量进行特征值及特征空间的分解,通过和训练数据建立的限值比较继而检测能量谱的核主元过程变化是否超限,检测信号是否有故障产生,为监控提供可靠依据。

监控系统整体分析步骤如下。

1) 读取传感器获得的数据,并转换为十进制得到正常样本数据。

2) 计算机上计算正常样本数据的均值和标准差,对原始数据 x_i 进行标准化处理如式(19),得到训练矩阵 x_i^* :

$$x_i^* = \frac{x_i - E(x_i)}{\sqrt{Var(x_i)}} \quad (19)$$

3) 由式(1)小波包分解得到的小波包节点系数,后由式(3)、(6)求得信号分解后不同频率段能量值 $E(x_i^*)$ 。

4) 以不同频率段能量值 $E(x_i^*)$ 为输入,计算正常样本数据的均值和标准差,并对样本数据进行归一化,构建训练矩阵 $\varphi(E(x_i^*))$ 。

5) 利用式(11)求出核矩阵 K ,并中心化得到 K^* 。

6) 由式(12)求得特征值和特征向量,由式(13)求得标准化特征向量 α^j 。

7) 通过式(16)求得特征向量 α 在特征空间上投影 v 。

8) 由式(16)、(18)求出 T^2 统计量和 SPE 统计量的控制限。

9) 对采集到的新数据归一化,得到测试矩阵 y_i^* ,经小波包分解,由节点系数得到不同频率段能量值 $E(y_i^*)$,重复步骤4)到7),计算新数据的 T^2 统计量和 SPE 统计量,并判断统计量是否超限,超限则报警。

4 实验研究及结果

本文实验系统分为信号采集单元和故障分析单元两个方面。信号采集单元负责采集模拟单向阀运行所需要的数据,故障分析单元负责进行数据的处理和分析。

4.1 信号采集单元

信号采集部分主要有6大部分构成:传感器、前置放大器、模数转换器、数据缓存器(First Input First Output, FIFO)及微处理器(ST micro electronics, STM32)及个人计算机(Personal Computer, PC),整个系统有 N 条并行互不干扰的

通道同时向 STM32 传输数据。各主要部分的作用分别是:当信号从传感器采集并发送出来,先经过前置放大器对信号进行放大处理。由于 STM32 处理的是数字信号,故由信号采集器采集并放大的信号必须在模数转换器中转换,并且由于考虑到速度匹配问题所以加入一个 FIFO 对数据进行缓存处理,其中脉冲宽度调制(Pulse Width Modulation, PWM)是利用微处理器的输出,对模数转换器(Analog-to-Digital Converter, ADC)和 FIFO 的时钟进行控制,经 STM32 处理后的数据最终传到 PC 机上进行最后的数据分析,硬件系统如图1所示。

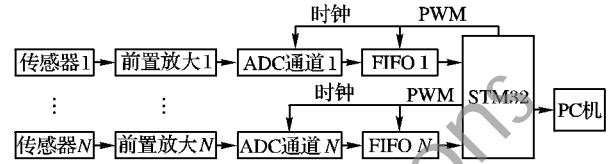


图1 硬件采集系统

4.2 故障分析单元

本文将以模拟高压活塞隔膜泵单向阀的声音信号作为故障检测的依据,单向阀故障检测的数据分析的主要步骤如下。

1) 将对单向阀运行进行模拟,从传感器采集到的声音信号由十六进制转换为十进制,方便下一步的数据处理。

2) 产生600组训练数据和600组测试数据,在测试数据产生的后半阶段加入干扰噪声模拟故障信号。

3) 对所有数据进行三层小波包变换,由于本文采样频率为200 kHz,故分析范围为0~100 kHz,将每组信号分解成8个频段,各节点频率范围分别为:(0, 12.5 kHz], (12.5 kHz, 25 kHz], (25 kHz, 37.5 kHz], (37.5 kHz, 50 kHz], (50 kHz, 62.5 kHz], (62.5 kHz, 75 kHz], (75 kHz, 87.5 kHz], (87.5 kHz, 100 kHz],计算各节点的小波系数,并求出其能量值。训练数据的平均能量值由图2所示。

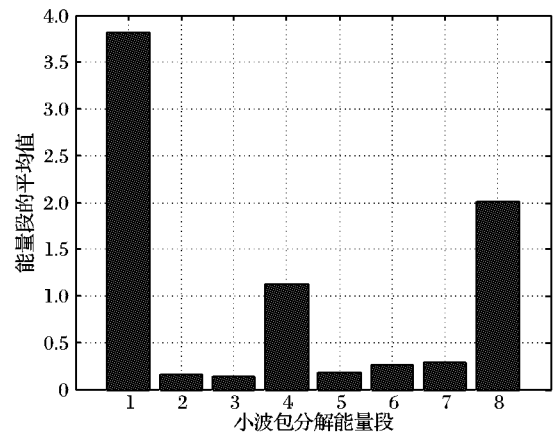


图2 小波包能量频谱图

4) 采集到的信号中,测试数据和训练数据在进行小波包分解及能量值的计算后,分别将其作为输入变量进行核主元分析,求取训练数据的 T^2 和 SPE 统计量限值作为正常模型限值,对测试数据求取在600组样本下的 T^2 和 SPE 统计量,通过限值和两个统计量的比较,检测故障是否发生。本文采取的核函数是高斯核函数,其表达式为式(20):

$$k(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (20)$$

其中 $\sigma = 50$ 。

本文采用的小波包是 db3 (Daubechies) 正交小波包, 用它设计的滤波器构成了共轭正交滤波器, 充分利用了共轭正交滤波器的能量无损性和功率互补性。

经 3 层小波包分解后, 求取各组样本的中各频带的频谱能量值。先将 600 组数据训练, 求得单向阀运行的核主元模型, 故障控制限为 90%, 得到正常工况下数据运行的 T^2 和 SPE 统计量限值, 并将限值标记, 最后将 600 测试数据处理后输入核主元模型, 求取 T^2 和 SPE 统计量, 发现数据在中间段以后有明显变化, 超过限值并持续, 可以认为是单向阀发生故障, 予以报警。

从图 3~4 中可以看出, T^2 和 SPE 统计量在某些组 (分别为第 77 组、第 78 组、第 79 组、第 80 组、第 128 组、第 245 组) 同时有部分检测值明显超过限值, 但不应该报警, 原因是在数据的采集过程中, 模拟单向阀信号有部分的停顿和不连贯, 能量的突变导致测试数据的 T^2 和 SPE 统计量超限, 发生误报, 超限短暂, 而在信号的后半部分, 当有故障发生时, T^2 和 SPE 统计量发生明显跳跃并持续, 准确检测到故障。

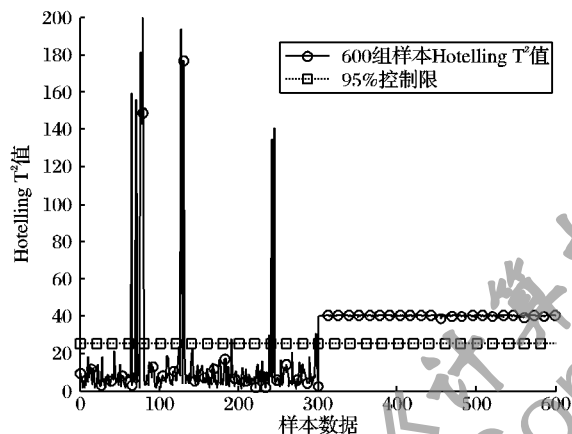


图3 核主元 T^2 统计量故障检测

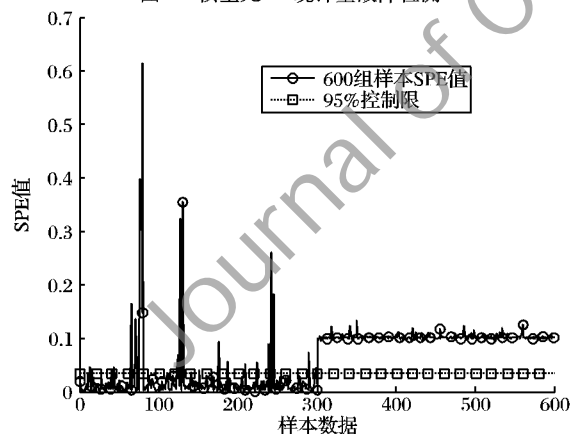


图4 核主元 SPE 统计量故障检测

图 5 是信号经小波包分解后的主元故障检测图, 可以看到经小波包分解后的主元分析也可以提供故障预警, 但从图 4~5 的比对中可以清楚地看出, 但是由于数据的非线性等因素, 主元正常模型产生的 SPE 统计量限值过低, 对信号的前半阶段的突变也没有很好体现, 而现实生产中单向阀的突变因素很重要, 是对故障产生的一种预警信号, 而基于小波包的核主元分析不管是在突变信息还是故障阶段都清晰, 准确地表达出整个测试数据的信息。实验结果表明, 本文提出的故障检测方法单向阀的故障检测是有效的。

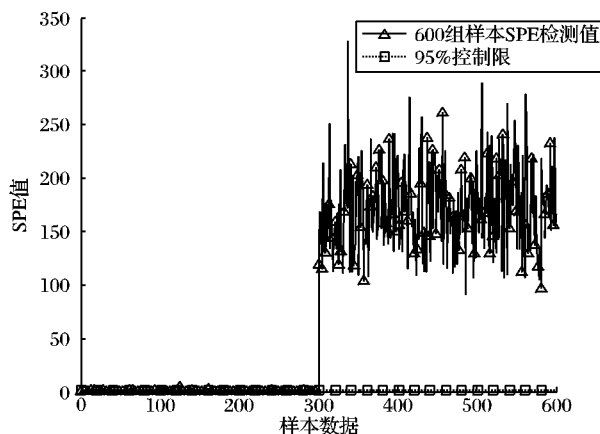


图5 主元 SPE 统计量故障检测

5 结语

本文提出了基于小波包能量谱分析的核主元故障检测方法, 来监测隔膜泵单向阀的运行情况, 实验中以正常信号在小波包变换后不同频率段能量值为输入变量, 建立核主元模型, 对测试样本数据进行故障检测。通过对不同方法的比较、理论分析和实验结果表明, 利用该方法进行高压活塞隔膜泵单向阀的故障检测是有效的。

参考文献:

- [1] 邹伟生, 袁海燕, 罗绍卓. 长距离管道输送发展现状及在矿山的应用前景[J]. 金属材料与冶金工程, 2009, 37(1): 57-60.
- [2] 袁俊, 沈功田, 吴占稳. 轴承故障诊断中的声发射检测技术[J]. 无损检测, 2011, 33(4): 5-10.
- [3] 黄志坚, 高立新, 廖一凡. 机械设备振动故障监测与诊断[M]. 北京: 化学工业出版社, 2010.
- [4] BANAKAR A, AZEEM M F. Artificial wavelet neural network and its application in neuro-fuzzy models [J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(4): 1463-1485.
- [5] 贺银芝, 沈松, 应怀樵, 等. 小波包分解及其能量谱在发动机连杆轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2001, 14(1): 72-75.
- [6] OVANESOVA A V, SUAREZ L E. Applications of wavelet transforms to damage detection in frame structures [J]. Engineering Structures, 2004, 26(1): 39-49.
- [7] 王耀南, 霍百林, 王辉, 等. 基于小波包的小电流接地系统故障选线的新判据[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(6): 54-58.
- [8] SALIANI S. The solution of a problem of Coifman, Meyer, and Wickerhauser on wavelet packets [J]. Constructive Approximation, 2011, 33(1): 15-39.
- [9] ZHONG G S, LI J, ZHAO K. Structural safety criteria for blasting vibration based on wavelet packet energy spectra [J]. Mining Science and Technology, 2011, 21(1): 35-40.
- [10] SCHLKOPF B, SMOLA A, MULLER K R. Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem [J]. Neural Computation, 1998, 10(5): 1299-1319.
- [11] 唐炬, 谢彦斌, 周倩, 等. 基于最优小波包变换与核主分量分析的局部放电信号特征提取[J]. 电工技术学报, 2010, 25(9): 35-40.
- [12] XIONG L, LIANG J, QIAN J X. Multivariate statistical process monitoring of an industrial polypropylene catalyzer reactor with component analysis and kernel density estimation [J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2007, 15(4): 524-532.